THÈSE

Pour l'obtention du grade de
DOCTEUR DE L'UNIVERSITÉ DE POITIERS
UFR des sciences fondamentales et appliquées
Écologie et biologie des interactions - EBI (Poitiers)
(Diplôme National - Arrêté du 25 mai 2016)

École doctorale : Chimie, Écologie, Géosciences et AgroSciences Théodore Monod (Poitiers)
Secteur de recherche : Biologie et Ecologie des Populations

Présentée par :
Élie Morin

Repenser la conception des corridors écologiques à travers l'espace et le temps : l'apport de la télédétection à très haute résolution spatiale

Directeur(s) de Thèse :
Frédéric Grandjean, Nicolas Bech

Soutenue le 21 novembre 2022 devant le jury

Jury :

Président	**Jean-Christophe Foltête**	Professeur, ThéMA, Université de Bourgogne, Besançon
Rapporteur	**Jean-Christophe Foltête**	Professeur, ThéMA, Université de Bourgogne, Besançon
Rapporteur	**Anne Puissant**	Professeure, LIVE, Université de Strasbourg
Membre	**Aude Ernoult**	Maîtresse de conférences, ECOBIO, Université de Rennes
Membre	**Aurélie Coulon**	Maîtresse de conférences, CESCO, MNHN, Paris

Pour citer cette thèse :
Élie Morin. *Repenser la conception des corridors écologiques à travers l'espace et le temps : l'apport de la télédétection à très haute résolution spatiale* [En ligne]. Thèse Biologie et Ecologie des Populations. Poitiers : Université de Poitiers, 2022. Disponible sur Internet <http://theses.univ-poitiers.fr>

THESE

Pour l'obtention du Grade de

DOCTEUR DE L'UNIVERSITÉ DE POITIERS

(Faculté des Sciences Fondamentales et Appliquées)
(Diplôme National - Arrêté du 25 mai 2016)

École Doctorale : Chimie Écologie Géosciences Agrosciences « *Théodore Monod* »

Secteur de Recherche : Biologie et Écologie des Populations

Présentée par :

Élie MORIN

****

REPENSER LA CONCEPTION DES CORRIDORS ÉCOLOGIQUES À TRAVERS L'ESPACE ET LE TEMPS : L'APPORT DE LA TÉLÉDÉTECTION À TRÈS HAUTE RÉSOLUTION SPATIALE

****

Directeur de Thèse :

Nicolas BECH, Frédéric GRANDJEAN

****

Soutenue le 21 novembre 2022 devant la Commission d'Examen

****

JURY

Anne Puissant	Professeure, Live Université de Strasbourg	Rapporteure
Jean-Christophe Foltête	Professeur, ThéMA Université de Franche-Comté	Rapporteur
Aude Ernoult	Maîtresse de conférences, ECOBIO Université Rennes 1	Examinatrice
Aurélie Coulon	Maître de conférences, CESCO MNHN Paris	Examinatrice
Frédéric Grandjean	Professeur, EBI Université de Poitiers	Directeur
Nicolas Bech	Maître de conférences, EBI Université de Poitiers	Co-Directeur

Cette thèse a été financée par Grand Poitiers Communauté urbaine (GPCu) et la région Nouvelle-Aquitaine.











Remerciements

Comme disait Édouard Baer « Si je devais résumer ma vie aujourd'hui avec vous, je dirais que c'est d'abord des rencontres », alors je souhaite remercier toutes les personnes que j'ai rencontrées et qui m'ont façonné. Cela concerne évidemment les personnes qui m'ont soutenu mais aussi celles qui n'ont pas cru en moi.

Avant de commencer à remercier les personnes importantes durant ces 3 années, je souhaite NE PAS remercier les nombreuses périodes de confinement essuyées au cours de ma thèse ainsi que mon opération du genou (eh oui j'étais aventurier autrefois, et puis j'ai pris une flèche dans le genou) qui m'ont contraint à faire ma thèse en moins de 3 ans.

Tout d'abord, je souhaite remercier Nicolas Bech, un directeur de thèse pas comme les autres qui m'a fait grandir scientifiquement mais aussi humainement. Merci pour ton soutien infaillible, pour ta bienveillance et ta bonne humeur tout au long de la thèse. Merci tout simplement de m'avoir montré la Voie. Je remercie également mes directeurs et encadrants de thèse Frédéric Grandjean et Yonncik Guinard pour votre soutien, vos conseils et votre bonne humeur.

Je souhaite remercier Anne Puissant, Jean-Christophe Foltête, Aude Ernoult et Aurélie Coulon pour avoir accepté d'évaluer mon travail en participant au jury de cette thèse.

Je remercie également les personnes de mon comité de thèse, Pierre-Alexis Herrault avec qui j'ai eu l'occasion de collaborer et dont les conseils ont été précieux, Bertrand Gauffre pour les discussions sur les données de génétique des populations qui n'ont pas pu être analysées durant cette thèse et Miguel Gailledrat pour son expertise en tant que naturaliste. Je remercie Vienne Nature pour leur collaboration, les échanges durant mes travaux de thèse et l'accès aux données d'occurrence de nombreuses espèces, et notamment Miguel Gailledrat et Alice

Cheron pour les discussions et les sorties naturalistes et de captures. Je souhaite remercier la LPO Vienne pour leur collaboration et pour avoir eu accès aux données d'occurrence des oiseaux étudiés durant cette thèse, et notamment Julien Curassier pour les échanges autour de l'écologie des espèces. Je remercie l'association de Gestion de la Réserve du Pinail, GEREPI, qui nous a fourni la cartographie des mares du Pinail. Je remercie également Grand Poitiers en tant que financeur mais aussi pour leur collaboration et la diffusion de données cartographiques et notamment l'orthophoto de 2016 qui a aidé à la mise au point des approches de télédétection.

Je remercie l'ensemble de l'équipe EES ainsi que l'équipe enseignante pour leur accueil et leur bienveillance durant ces trois années (et pour m'avoir supporté) : Sophie, Romain, Christine, Thierry, Christelle, Freddie-Jeanne, Joanne, Yves, Pierre, Bouziane, Didier, Julia, Isabelle M., Jean, Richard, Nicolas D., Maryline, Carine, Tiffany, Isabelle G. et Alexandra.

Merci Thomas l'ancien pour ta bonne humeur et tes conseils en tant que vieux de vieille ! Sylvine et Marius, merci pour ces discussions et ces fous rires autour d'un café à la MDE. Merci Clémentine, la sigiste du labo, pour tes conseils et d'avoir supporté nos blagues de merde avec Jérémy. Merci Charlotte pour ta bienveillance, tu étais un peu la maman des doctorants et des DCACE ! Merci Jérémy mon collègue de bureau pour les moments détente et ton art de la zététique. Ta façon de voir les choses m'a beaucoup appris. Merci Hélène P. ma collègue de formation SIG CNRS-entreprise et de projet Avifaune – la Dream Team avec Nico ! Merci Cybèle pour ta bonne humeur permanente, ta bienveillance et tous les délires. Merci Anaïs pour les heures passées à décrypter les chromatogrammes des microsatellites accompagnés d'onomatopées ! Merci Ny de m'avoir supporté en tant qu'encadrant et pour m'avoir fait découvrir SNK ! Merci pour ces discussions de passionnés autour des SIG et de la télédétection. Merci Baptiste pour les blagues (parfois trop) recherchées et les infos de dernières minutes. Merci Victor, l'apiculteur fou du labo, et Maud, la petite dernière du labo bientôt fétichiste des écrevisses, pour tous les délires autour des pauses café ! Merci Hélène R., « ma demi-sœur de thèse », pour les discussions SIG/géographie ; merci aussi de nous avoir fait découvrir cette merveilleuse ville qu'est Strasbourg ! Merci Cécilia, ma collègue de promotion 2019-2022, de m'avoir soutenu et qui a beaucoup « soufflé » à cause des blagues pourries et de la célèbre phrase « Ah la la… on n'est pas payé cher, mais qu'est-ce qu'on

rigole ! » – en particulier avec Jérémy et Thomas (alias Junior) ! Et hop, on sera arrivés à bout de ce doctorat malgré tous les confinements et autres obstacles ! Thomas, elle est bien loin l'époque où on roulait sur nos Derbi, qui aurait cru qu'on se suivrait jusqu'en thèse ! Merci de m'avoir supporté (ainsi que mes blagues de merde nombreuses qui t'ont parfois contaminé) de la seconde au doctorat.

Parce que ces lignes sont les dernières écrites de mon manuscrit de thèse et que ma mémoire n'est pas infaillible, je remercie également toutes les personnes que j'oublie et qui ont participé de près ou de loin à ma thèse.

Je remercie, bien évidemment, ma famille et notamment mes parents qui ont toujours été là pour moi, m'ont encouragé dans les études et m'ont toujours soutenu. Merci pour ce que vous m'avez inculqué et qui, malgré les aléas de la vie, a fait ce que je suis aujourd'hui. Je n'en serai pas là sans vous, merci pour tout.

Mes derniers mots seront pour toi Gladys, merci d'être toujours là pour moi, pour ton soutien et ton amour à travers toutes les épreuves de la vie. J'ai hâte de découvrir de nouveaux horizons à tes côtés.

Sommaire

Table des matières

Introduction générale 1

1.1. La biodiversité 2

1.2. Le paysage urbain 5

1.3. L'écologie du paysage 6

1.3.1. La théorie de la hiérarchie 7

1.3.2. La théorie biogéographique des îles 7

1.3.3. La théorie des métapopulations 8

1.3.4. La fragmentation des habitats 10

1.4. Connectivité écologique ou paysagère 12

1.4.1. Connectivité structurelle 12

1.4.2. Connectivité fonctionnelle 12

1.4.3. Mesures de connectivité 13

1.5. La Trame Verte et Bleue 23

1.5.1. Définition de la Trame Verte et Bleue 23

1.5.2. Modélisations des TVB 27

1.6. Site d'étude : Poitiers et Grand Poitiers Communauté urbaine 29

1.7. Problématiques de recherche 30

Chapitre 1 : Cartographier les paysages 31

2.1. La cartographie ou la représentation numérique du territoire 33

2.1.1. La représentation d'un paysage : une question de résolution spatiale, thématique ... 33

2.2. Construire une cartographie cohérente aux problématiques de recherche 37

2.2.1. Construction d'une cartographie à l'échelle de la Vienne 37

2.2.2. La télédétection en milieu urbain à THRS 47

2.2.3. La classification orientée-objet ou GEOgraphic Object-Based Image Analysis 49

2.2.4. Extraction de l'information cachée : la végétation à l'ombre des caméras 69

2.2.5. Résultats des cartographies finales 73

2.3. L'apport de la télédétection pour cartographier les paysages passés 75

2.3.1. Images disponibles & logiciels 75

2.3.2. Méthodologie de la classification multi-temporelle 79

2.3.3. Méthodologie de la classification mono-temporelle à THRS 82
2.3.4. Résultats des classifications multi-temporelles et mono-temporelles 85
2.3.5. Combiner les données pour créer une cartographie complète 92
2.4. Classification de 1950, quels résultats espérer d'une image en noir & blanc ? 96
2.4.1. Méthodologie de la classification mono-temporelle de 1950 96
2.4.2. Résultats de la classification mono-temporelle de 1950 100
2.5. Conclusion & perspectives 102
Chapitre 2 : Modéliser la connectivité paysagère en milieu urbain & rural 105
3.1. La théorie des graphes 106
3.2. Importance de la résolution spatiale et thématique en milieu urbain 110
3.2.1. Méthodologie 111
3.2.2. Résultats & discussion 115
3.2.3. Conclusion & perspectives 126
3.3. Importance de la résolution spatiale en milieu urbain & rural 127
3.3.1. Méthodologie 127
3.3.2. Résultats & discussion 129
Chapitre 3 : Changements paysagers et connectivité paysagère 137
4.1. Introduction 139
4.2. Matériels & méthodes 141
4.2.1. Analyse de la connectivité structurelle 141
4.2.2. Connectivité fonctionnelle : construction et validation des réseaux écologiques 141
4.2.3. Comparaison temporelle des changements de connectivité fonctionnelle 150
4.3. Résultats & discussion 151
4.3.1. Quels sont les changements d'OCS sur 24 ans ? 151
4.3.2. Quelle est l'influence de la connectivité fonctionnelle sur la distribution des espèces ? 156
4.3.3. Pourquoi utiliser une approche déductive dans la construction des graphes paysagers ? 159
4.3.4. Changements spatio-temporels : quelles conséquences pour les déplacements des organismes ? 161
4.3.5. Quelles sont les implications des changements d'occupation du sol dans la disponibilité des habitats et dans la planification de la conservation ? 165
5. Discussion générale 169
5.1. L'histoire des paysages : entre SIG et télédétection 170
5.1.1. Des données existantes aux données à venir 172
5.1.2. Perspectives 174
5.2. La végétation urbaine au cœur des enjeux écologiques 174

5.2.1. Les réseaux écologiques en milieu urbain 175
5.2.2. Rôle de la télédétection dans les enjeux urbains 177
5.2.3. Des satellites aux microsatellites… 179
5.3. L'évolution spatio-temporelle des paysages comme variable explicative 180
5.3.1. L'impact spatio-temporelle des changements paysagers 182
5.3.2. Etudier le passé pour mieux comprendre le présent et construire l'avenir 184
Conclusion 185
Références 186
Annexes 213
Annexe 1 213
Annexe 2 216
Annexe 3 217
Annexe 4 220
Annexe 5 221
Annexe 6 224
Annexe 7 237

Glossaire

Balayage
En télédétection, le balayage représente la surface analysée par le faisceau d'un ou plusieurs capteurs embarqués par le satellite.

Chloé
Chloé est un logiciel d'écologie du paysage, développé au sein de l'UMR BAGAP sous java script, qui a pour but de réaliser des analyses cartographiques paysagères. Il permet de manipuler les données d'entrée (au format raster ASCII GRID) et de réaliser des analyses spatiales. Ainsi, il est possible de calculer des métriques caractérisant la structure du paysage telle que des indices de composition du paysage (e.g., surface d'habitat) et de configuration du paysage (e.g., nombre de patchs).

Composantes paysagères
Les composantes correspondent à des zones englobant des patchs d'habitat favorables connectés. Si l'habitat est fragmenté, il est pertinent d'utiliser les composantes pour définir des unités écologiques.

Connectivité écologique
La connectivité écologique mesure l'arrangement spatial de différents éléments du paysage dans l'espace (et/ou le temps) ainsi que leurs impacts sur la réponse comportementale (e.g., dispersion) d'un organisme.

Copernicus (programme)
Copernicus est le programme d'observation de la Terre de l'Union européenne qui offre des services d'observation de la Terre par satellites et par données non spatiales. Il facilite la collecte et la restitution de nombreuses données relatives à l'environnement et à la sécurité auprès des utilisateurs et a notamment financé les satellites Sentinel. https://www.copernicus.eu/fr

Dalle (ou tuile)
Une dalle, ou tuile constitue une image délimitée par une emprise spatiale (carrée). La plupart du temps, on utilise des dalles lorsque l'image étudiée s'étend sur une large étendue et/ou lorsqu'elle a une très haute résolution spatiale rendant le raster volumineux (e.g., > 1 Go). Le « découpage » d'une large zone en plusieurs plus petites zones (i.e., dalles / tuiles) facilite les traitements tout en permettant de fusionner l'ensemble des dalles pour recouvrir le raster d'origine.

Effet Poivre-et-sel
L'effet Poivre-et-sel se matérialise, au sein d'un raster, par un mélange des valeurs de pixel donnant un aspect très hétérogène à l'image, ou à la présence de pixels « parasites » distribués ponctuellement et qui représente un « bruit ».

Graphab
Graphab est un logiciel open source d'écologie du paysage développé au sein de l'UMR ThéMA et spécialisé dans la modélisation des réseaux écologiques (Foltête et al. 2012). Ce logiciel multiplateforme (Linux, Windows, Mac OS), disponible via une interface graphique ou par ligne de commande, est basé sur la théorie des graphes et permet une géo-visualisation des résultats, de construire des graphes, de calculer des métriques de connectivités et de créer des modèles de distribution d'espèces et de généraliser des métriques de connectivité sur l'ensemble d'une zone d'étude.

IGN
D'après son site internet, L'Institut national de l'information géographique et forestière (IGN) est un établissement public à caractère administratif placé sous la tutelle des ministères chargés de l'écologie et de la forêt. Sa vocation est de produire et diffuser des données (open data) et des représentations (cartes en ligne et papier, géovisualisation) de référence relatives à la connaissance du territoire national et des forêts françaises ainsi qu'à leur évolution.

INSPIRE
D'après son site internet, la directive INSPIRE est une directive européenne imposant notamment aux services publics de mettre à disposition sur internet les données environnementales géographiques.

La fauchée
La fauchée est l'étendue de prise de vue d'un satellite. En général, elle est corrélée à la résolution spatiale, à titre d'exemple les satellites du programme Landsat ont une fauchée de 185 x 185 km pour une résolution spatiale de 30m (15m pour la bande panchromatique) alors que les satellites Pléiades ont une fauchée de 20 x 20 km pour une résolution spatiale de 0.7m (bande panchromatique).

Landsat
Landsat est un programme d'imagerie spatiale lancé par l'agence spatiale américaine, la NASA, dans les années 1960. Premier programme d'observation de la Terre, il a lancé, depuis sa création, 9 satellites (le dernier en 2021) visant à acquérir et mettre à disposition des images de la planète à une résolution spatiale allant de 12 à 120 mètres.

LIDAR
La hauteur des éléments au sol est une information précieuse en télédétection. Cette donnée est généralement obtenue grâce à la technologie LiDAR (Light Detection and Ranging) qui permet de générer un nuage de points caractérisant la hauteur des éléments à la surface du sol.

LPO
La LPO ou Ligue de la Protection pour les Oiseaux est une association française d'utilité publique. Elle mène essentiellement des actions visant à étudier et protéger les espèces d'oiseaux mais aussi à réaliser des actions de vulgarisation et d'éducation à la Nature.

MNT ou Modèle Numérique de Terrain
Les Modèles Numériques de Terrain sont des cartographies raster représentant la topographie (altitude) d'une zone terrestre.

Orfeo Toolbox
La suite logicielle Orfeo Toolbox (OTB) est un projet open source initié par le Centre National d'Études Spatiales (CNES) depuis 2006. Elle permet de réaliser de nombreux traitements de télédétection et est utilisable sur tout type d'appareil allant de serveurs de calculs informatiques à hautes performances jusqu'aux ordinateurs ordinaires. Multiplateforme, il est possible de l'installer sur Windows, Linux, Mac OS encourageant la communauté à l'utiliser largement. Les fonctionnalités d'OTB permettent d'accéder aux images (e.g., lecture, conversion, extraction), de réaliser des prétraitements comme l'orthorectification d'images, d'extraire des caractéristiques radiométriques, de textures, de formes mais aussi de réaliser des segmentations d'images et des classifications supervisées et non supervisées basées sur l'intelligence artificielle. OTB est compatible avec QGis et contient également une interface graphique appelée *Monteverdi*.

Orthorectification
L'orthorectification consiste à géoréférencer et corriger les distorsions d'une image obtenue par une prise de vue aérienne ou satellitaire. Ces distorsions peuvent provenir de l'orientation de la caméra et du capteur, du champ, de la déformation de la courbure de la Terre ou de la déformation du film et du balayage.

Points fiduciaires
Les points fiduciaires sont des points de référence logés sur des photos aériennes ou satellitaires. Les coordonnées géographiques de ces points sont connues et permettent de géoréférencer avec précision l'image.

Précision planimétrique
La précision planimétrique représente la précision de la position géographique d'un élément au sol et la mesure dans laquelle il peut présenter un décalage avec sa position réelle.

QGIS
Quantum GIS ou QGIS est un Système d'Information Géographique (SIG) libre et open source. SIG multiplateforme (Windows, Mac OS, Linux), ce projet est développé depuis 2002 et fait partie des projets de la Fondation Open Source Geospatial. Intégrant la librairie GDAL ainsi que les modules de SAGA GIS et GRASS GIS, il permet de gérer des bases de données, traiter des images raster et des données au format vecteur.

Raster
Un raster est une image matricielle composée de valeurs numériques. En Sciences de l'Information Géographique, les rasters sont géoréférencés et correspondent donc à une surface précise du globe. Chaque raster est défini par une taille de pixel appelée aussi *résolution spatiale* en télédétection ou *grain* en écologie du paysage. Les rasters peuvent représenter aussi bien des images issues de la télédétection (e.g. photographies aériennes, satellitaires) que des cartographies décrivant l'occupation des sols ou la topographie. Le format des fichiers raster est souvent similaire à un format d'image classique (e.g., jpeg, tif).

ScIG
La ScIG ou Science de l'Information Géographique est un terme générique regroupant les disciplines visant à étudier l'organisation et le fonctionnement des territoires. À titre d'exemples, on retrouve le SIG, la télédétection mais aussi l'arpentage et la géographie.

SIG
Le SIG ou Système d'Information Géographique représente un moyen de collecter, stocker, traiter, d'analyser et présenter des données spatiales. Le SIG est plutôt associé aux données vecteur (ou *shape*) alors que la télédétection est plutôt associée aux données *raster* (ou matricielles).

Schéma Régional de Cohérence Ecologique – SRCE
Le schéma régional de cohérence écologique (SRCE) représente les enjeux régionaux de connectivité en intégrant les orientations définies à l'échelle nationale ainsi que les grands éléments des schémas d'aménagement et de gestion de l'environnement. Il détermine les grandes continuités écologiques de la région en identifiant les enjeux locaux et doit être mis en œuvre dans les documents d'aménagement à plus petite échelle (e.g., SCoT, PLU).

Télédétection
Par définition, la télédétection représente l'acquisition d'une information sur un objet à distance. Plus précisément, ce terme englobe la capture et l'enregistrement d'une information (e.g., image aérienne), le traitement et l'analyse des données. Le SIG est plutôt associé aux données vecteur (ou *shape*) alors que la télédétection est plutôt associée aux données raster.

THRS
THRS signifie très haute résolution spatiale. Les images à très haute résolution spatiale ont une résolution spatiale comprise entre 0.5m (voire moins) jusqu'à 5m.

Trames Vertes et bleues
La mesure des Trames vertes et bleues (TVB) a été adoptée par le Grenelle de l'Environnement en 2009 et vise à maintenir et/ou reconstruire des continuités ou réseaux écologiques fonctionnels où la Biodiversité serait capable de circuler voire de s'installer.

Tuile (ou dalle)
Une dalle, ou tuile constitue une image délimitée par une emprise spatiale (carrée). La plupart du temps, on utilise des dalles lorsque l'image étudiée s'étend sur une large étendue et/ou lorsqu'elle a une très haute résolution spatiale rendant le raster volumineux (e.g., > 1 Go). Le « découpage » d'une large zone en plusieurs plus petites zones (i.e., dalles / tuiles) facilite les traitements tout en permettant de fusionner l'ensemble des dalles pour recouvrir le raster d'origine.

Vecteur
En SIG, les données vecteur représentent des formes géométriques (i.e., points, lignes ou surfaces) géoréférencées et décrivant des entités paysagères. Les données vecteur ont le gros avantage de pouvoir proposer des caractéristiques alphanumériques pour chaque entité paysagère représentée (métadonnées).

Introduction générale



1.1. La biodiversité

Depuis le sommet de la Terre de Rio de Janeiro en 1992, la préservation de la biodiversité est devenue une préoccupation majeure et fait partie intégrante des objectifs 14 (Vie aquatique) et 15 (Vie terrestre) de développement durable de l'ONU (Nations Unies, 1992). Protéger cette richesse passe par une meilleure compréhension des mécanismes du vivant et donc de l'identification du rôle de chaque écosystème, de l'estimation des espèces qu'il abrite et de la diversité génétique au sein des populations. En effet, la biodiversité, contraction de la diversité biologique, représente l'ensemble des organismes vivants et, implicitement, leurs interactions. Celle-ci se décline à différents niveaux tous liés les uns aux autres ; i) la diversité des écosystèmes, des habitats de différentes échelles allant de grands espaces, comme la forêt amazonienne, à des zones plus restreintes comme une mare ; ii) la diversité des espèces, c'est-à-dire le nombre d'espèces différentes et enfin ; iii) la diversité génétique, c'est-à-dire la variabilité des gènes au sein des populations.

> Pour reprendre Robert May (2010), si des extraterrestres venaient sur la Terre ils poseraient surement la question « combien d'espèces avez-vous sur votre planète ». Question à laquelle nous ne saurions pas répondre et dont les récentes recherches se sont attelées à y répondre.

La taxonomie intégrative a permis de décrypter les frontières entre certaines espèces cryptiques en combinant la morphologie (ou taxonomie classique), habituellement utilisée depuis la classification de Linné, la niche écologique ainsi que la génétique des individus / populations (Padial et al., 2010; Puillandre et al., 2012). On estime aujourd'hui à environ 8 à 10 millions le nombre d'espèces vivantes sur Terre (Mora et al., 2011). Le challenge réside dans l'estimation du nombre d'espèces mais également dans l'identification correcte du rang d'espèce, car si les espèces existent, leurs délimitations restent parfois floues (Pante et al., 2015a, 2015b). Cependant, parmi les espèces décrites, on estime que 40% sont menacées. À titre d'exemple, une étude a montré que sur 147,517 espèces étudiées à travers le monde, 28%, soit 41,459, sont menacées d'extinction au niveau mondial incluant 27% de mammifères, 13% d'oiseaux et 41% d'amphibiens, 21% de reptiles, 33% des coraux ou encore 69% des cycadées (https://www.iucnredlist.org/, 2022). De plus, le World Wild Fund for Nature (WWF) et la Société Zoologique de Londres (Zoological Society of London – ZLS) montrent de fortes diminutions de populations dans leur rapport « Living Planet Report 2020 » basé sur le suivi des 20,811 populations appartenant à 4,392 espèces (Almond et al., 2020). Globalement, les

suivis montrent une chute de 68% des populations à l'échelle mondiale entre 1970 et 2016. Prises séparément, les régions du globe montrent des tendances plus ou moins marquées comme l'Amérique du Sud avec une diminution de 94% des populations contre une diminution de 24% en Eurasie.

> Avec 19% des espèces considérées comme menacées ou éteintes, la Biodiversité en France n'échappe pas à la tendance internationale (UICN Comité français et al., 2020).

Dans une optique de préservation de la biodiversité, l'Union Internationale pour la Conservation de la Nature (UICN, 2012) chargée de déterminer le statut de protection des espèces propose une liste contenant neuf catégories décrivant leur état de préoccupation : Eteinte (EX), Eteinte à l'état sauvage (EW), En danger critique (CR), En danger (EN), Vulnérable (VU), Quasi menacée (NT), Préoccupation mineure (LC), Données insuffisantes (DD) et Non évaluée (NE). Cette évaluation se base sur de multiples critères comme la taille des populations, les variations d'individus, la distribution géographique des populations ou encore la fragmentation des habitats (UICN, 2012). Cependant, nous observons aujourd'hui une extinction dont les taux sont fortement supérieurs à ceux d'une extinction naturelle allant de 100 à 1,000 fois un rythme d'extinction naturel (Barnosky et al., 2011). Ce phénomène d'extinction de masse est considéré comme étant la sixième grande crise de Biodiversité que la Terre ait connue (Ceballos et al., 2015).

Même si *Homo sapiens* a participé à l'extinction de nombreuses espèces depuis sa sédentarisation au Néolithique, l'extinction globale des espèces s'est accélérée durant la deuxième moitié du XXe siècle suite à l'industrialisation, la transformation des systèmes économiques et la mondialisation (Almond et al., 2020). Parmi les grandes menaces pesant sur la Biodiversité, on distingue~~,~~ les changements d'occupation des sols qui représentent la première menace pour la Biodiversité intégrant la surexploitation des ressources (e.g., déforestation, surpêche), les activités agricoles et l'urbanisation (Almond et al., 2020; Maxwell et al., 2016). En réponse les organismes fuient et changent leur aire de distribution pour aller coloniser des milieux présentant moins de pressions anthropiques. Cependant, les déplacements ne sont pas toujours possibles lorsque les individus se retrouvent isolés dans un paysage fragmenté. C'est la raison pour laquelle l'estimation de la fragmentation des habitats représente l'un des critères pris en compte par l'UICN pour déterminer les préoccupations et les statuts de conservation des espèces.

> En faisant l'expérience de pensée d'être à la place d'un organisme forestier, il est facile d'imaginer observer un *No Man's Land* à la place des zones déforestées, des villes ou des cultures et ses terres labourées. La rupture plus forte entre forêt et culture (ou autre) permet de mieux projeter de tels impacts. De ce point de vue là, la théorie des îles – développée plus loin – de McArthur & Wilson (1967) prend tout son sens en milieu continental.

En France, face aux rapides changements d'utilisation des sols, de plus en plus de zones protégées apparaissent afin de maintenir les habitats favorables et de limiter leur fragmentation. En effet, ces aires protégées, bien que souvent sous influence anthropique (Jones et al., 2018), fournissent en général des ressources de qualité permettant le maintien des populations (Fontaine et al., 2020; Watson et al., 2014). À titre d'exemple, on assiste, en France, à une stabilisation des populations d'oiseaux en réserves naturelles (Fontaine et al., 2020) et, par ailleurs à une augmentation de l'abondance et de la biomasse d'insectes aquatiques dans les zones protégées d'Europe et d'Amérique du Nord (Almond et al., 2020; van Klink et al., 2020). Cependant, ces mesures de conservation, bien qu'efficaces, tendent à isoler les populations dans les zones certes protégées mais restreintes. En effet, en France, les suivis à long terme des espèces d'oiseaux communs *via* le STOC (Suivi Temporel des Oiseaux Communs) montrent une augmentation ou une stabilisation de ces oiseaux dans les réserves naturelles alors que les populations en dehors de ces zones déclinent fortement (Fontaine et al., 2020). Si la Biodiversité forestière tend à se maintenir voire à augmenter dans les zones protégées, il est important de garder à l'esprit que cette biodiversité a tendance à s'homogénéiser au profit d'espèces plus généralistes (Morelli et al., 2020; Violle et al., 2012). En France, la Biodiversité à l'échelle nationale reste globalement en déclin et il semble nécessaire d'entreprendre des mesures à plus large échelle afin de multiplier les zones protégées et/ou de les connecter entre elles au sein d'un réseau plus large et fonctionnel (Fontaine et al., 2020; Inger et al., 2014; Taylor et al., 2006). Une telle démarche reviendrait à proposer une diversité d'habitats semi-naturels au sein des paysages et ainsi à augmenter leur composition, leur configuration et leur complexité reconnues comme très favorables pour la Biodiversité par rapport aux milieux dont les matrices paysagères sont simplifiées (Dainese et al., 2019; Estrada-Carmona et al., 2022; Farwell et al., 2021; E. A. Martin et al., 2019; Rusch et al., 2016). Cependant, il faut tout de même faire attention à la généralisation car des études montrent que les réponses de la biodiversité à la structure du paysage restent très variables avec des réponses aussi bien positives que négatives ou même neutres face à la présence

d'habitats semi-naturels (Karp et al., 2018; Rusch et al., 2010; Tscharntke et al., 2016). On peut noter la difficulté des méta-analyses à tirer de grandes conclusions claires puisque chaque étude est différente (e.g., organisme étudié, site, méthodologie). En effet, les organismes ne répondent pas tous de la même manière aux changements paysagers selon leurs traits d'histoire de vie (Karp et al., 2018; Rusch et al., 2010). Cependant, parmi les populations reconnues comme menacées, ce sont les populations particulièrement spécialistes des milieux agricoles et urbains qui subissent le plus fort déclin car, au-delà de l'occupation du sol, ces milieux présentent une pression anthropique forte et homogène. De plus, au sein des villes, les modifications d'occupation du sol entrainent des mutations durables et très différentes des zones naturelles qui retentissent sur la Biodiversité (Johnson & Munshi-South, 2017). Ainsi, travailler sur la diversité d'habitats et l'intégration d'espaces semi-naturels au sein des paysages urbains représenterait un moyen de réintégrer la Nature en ville aussi bien pour les humains que pour reconnecter les espaces naturels alentour et leur Biodiversité.

1.2. Le paysage urbain

L'écosystème urbain est un tout nouvel écosystème dans lequel les pressions évolutives sont exacerbées par les activités humaines. On y observe de nombreuses adaptations phénotypiques ainsi que des sélections envers certains traits (Johnson & Munshi-South, 2017). En effet, les paysages urbains ne sont pas exempts de Biodiversité et accueillent même parfois des espèces sensibles (Agrocampus Ouest et al., 2017; Beaugeard et al., 2021; Lourenço et al., 2017). Cependant, au-delà de l'accueil de la Biodiversité, l'enjeu des villes est surtout de limiter leur étalement et de concilier les enjeux socio-technico-écologique (Wellmann et al., 2020) en rendant, par exemple, le paysage urbain plus perméable à la Biodiversité (LaPoint et al., 2015). Néanmoins, selon les estimations des Nations Unies, 81.5% de la population humaine française habite en zone urbaine en 2020, contre 58.3% en 1955. Dans un monde où la population mondiale dépassera les 8 milliards en 2023 et, projetée à l'horizon 2100, atteindra plus de 10 milliards (United Nations, 2022), ce chiffre pourrait atteindre les 85.1% en 2030 et 92.3% en 2050 (United Nations, 2022, https://www.worldometers.info/world-population/france-population/). Même si ces chiffres peuvent varier en raison de la difficulté à délimiter les zones urbaines, ces prédictions indiquent une forte augmentation des citadin.e.s de 1955 à nos jours et continuera d'augmenter dans les prochaines décennies. L'étalement urbain apparait ainsi inévitable pour fournir les logements nécessaires à cette population

croissante à court terme. Ainsi, selon le Ministère de la Transition Ecologique, 20,000 à 30,000 ha sont artificialisés chaque année en France.

> Néanmoins, le terme même « d'artificialisation » fait encore aujourd'hui débat, également dans la communauté scientifique et il est difficile de classer de manière binaire les surfaces comme artificialisées ou non artificialisées. Est-ce qu'un parc urbain ou un golf sont des surfaces artificialisées ?

Dans ce contexte, l'objectif Zéro Artificialisation Nette, inscrit au plan Biodiversité à l'horizon 2050 parait bien difficile à tenir, comme soulevé par plusieurs professionnels de l'aménagement urbain (e.g., Union Nationale des Aménageurs). Pourtant, il semble crucial aujourd'hui de réintégrer la Nature en ville afin de créer des paysages plus fonctionnels qui répondent aux enjeux de biodiversité tout en intégrant les contraintes sociales, économiques et techniques propres à chaque territoire (Wellmann et al., 2020). Cette mesure, située au cœur des intérêts sociopolitiques se situe également au carrefour de différentes disciplines incluant par exemple l'écologie et la géographie et fait appel aux concepts et aux outils développés notamment en écologie du paysage.

Dans ce contexte, il est nécessaire de faire appel au génie écologique afin d'optimiser l'agencement spatial des aménagements en faveur de la Biodiversité via, par exemple, l'intégration des réseaux écologiques dans les documents d'urbanisme ou dans la politique agricole commune (PAC).

1.3. L'écologie du paysage

L'écologie du paysage s'est largement développée dans les années 1980. Elle est née du besoin de traiter des problématiques écologiques, spatiales et paysagères et a bénéficié de grandes théories écologiques. Parmi celles-ci, la théorie de la hiérarchie, la théorie biogéographique des îles et la théorie des métapopulations ressortent, entre autres, comme majeures dans la construction de cette discipline (Burel & Baudry, 1999).

1.3.1. La théorie de la hiérarchie

Tout processus écologique dépend d'une échelle spatiale et d'une échelle temporelle. C'est le concept défini par la théorie de la hiérarchie qui pose le principe que l'échelle temporelle est corrélé à l'échelle spatiale (Allen & Starr, 1982; Burel & Baudry, 1999). D'autre part, les processus qui se déroulent à des temps et vitesses différentes interagissent peu. À titre d'exemple, les déplacements quotidiens d'un individu, s'opérant sur de petites échelles temporelles et spatiales, auront peu d'influence sur les autres phénomènes à plus larges échelles spatiales et/ou temporelles (Burel & Baudry, 1999). À noter que cette relation vaut aussi bien pour une espèce (Fig. 1) que pour un paysage ou milieu pour lequel on peut distinguer plusieurs niveaux d'organisation spatiale.

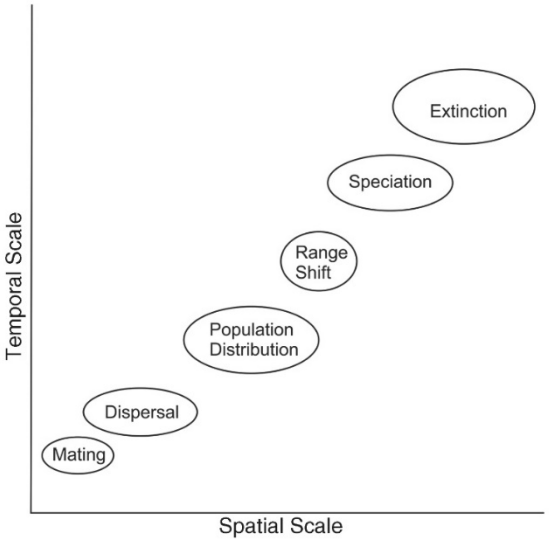


Figure 1 : Implications de l'échelle spatiale et temporelle dans les processus écologiques. Figure extraite de Balkenhol et al. (2015).

1.3.2. La théorie biogéographique des îles

Les milieux insulaires représentent des zones d'études particulièrement intéressantes pour étudier les processus écologiques puisque l'habitat et les échanges d'individus sont limités. MacArthur & Wilson (1967) ont proposé la théorie selon laquelle les populations insulaires dépendaient de paramètres spatiaux à savoir la taille de l'île ainsi que la distance au continent. Plus précisément, la richesse spécifique sera déterminée, à un moment donné, par le taux d'immigration et le taux d'extinction. Le taux d'immigration est ainsi déterminé par la distance au continent alors que le taux d'extinction sera influencé par la taille de l'île. Ce modèle de population prédit donc qu'à l'équilibre les grandes îles proches du continent présentent une

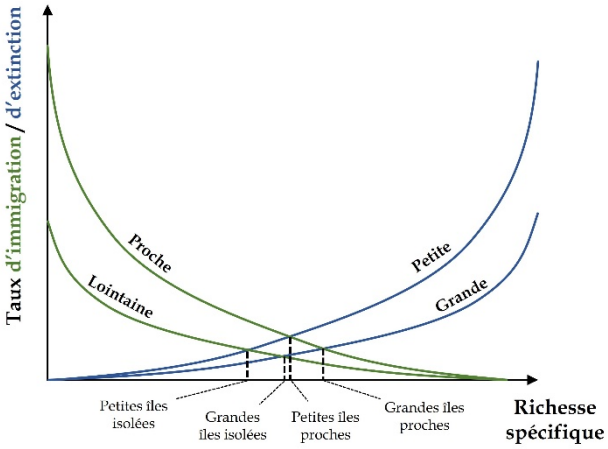


Figure 2 : Modèle de l'équilibre spécifique des îles selon la théorie biogéographique des îles. La richesse spécifique dépend de la taille de l'île considérée et de sa distance au continent.

plus forte diversité d'espèces avec un taux d'extinction plus faible et une immigration plus forte ; à l'inverse, les petites îles éloignées présentent une plus faible richesse spécifique (Fig. 2). Ces travaux, présentant pour la première fois l'importance de processus spatiaux en écologie, ont servi de base à de nombreuses études en milieu terrestre.

Avec l'intensification des pratiques agricoles et l'étalement urbain, la fragmentation des habitats forestiers, laissant des patchs de plus en plus isolés les uns des autres, a été étudiée sous le prisme de cette théorie.

Si elle a prédit la richesse spécifique de certains taxons, elle a aussi été critiquée pour plusieurs points : ce modèle ne considère pas l'abondance des espèces, il ne permet pas de dissocier la taille des habitats de l'hétérogénéité spatiale, ne prend pas en compte l'histoire du paysage ni les traits d'histoire de vie des organismes (e.g., capacité de dispersion).

1.3.3. La théorie des métapopulations

De nombreux travaux se sont développés sous l'impulsion de la théorie biogéographique des îles et la nécessité de mieux comprendre les dynamiques de populations et l'importance des processus spatiaux. Ainsi, le concept de métapopulation est apparu autour des années 1970 décrivant des populations séparées spatialement ou temporellement et interconnectées. Ces populations, distribuées dans l'espace, occupent ou non des sites disponibles suivant des processus d'extinction locale et de colonisation (Levins, 1969) (Fig. 3). Les habitats dans ce modèle sont de même nature, les colonisations entre habitats ont la même probabilité (les patchs ont le même rôle source et le succès de dispersion est identique entre les patchs) et les extinctions peuvent arriver avec la même probabilité dans chaque habitat. À l'équilibre, le taux d'extinction et de colonisation doivent être identiques. Ce modèle décrivant à la base la dynamique de ravageurs de cultures, s'est progressivement développé pour étudier les populations au sein des paysages fragmentés (Hanski & Gilpin, 1991). En effet, la structure et la dynamique des paysages influencent non seulement le processus d'extinction locale mais aussi les déplacements et les colonisations entre les patchs d'habitat. Ces modèles, intégrant des dimensions spatiales comme la taille des patchs et leur isolement, ont permis de mieux prendre en compte la vulnérabilité des populations aux variations environnementales et stochastiques (Hanski, 1989). Les habitats étant souvent réduits dans les paysages fragmentés, la persistance des populations (ou de la métapopulation) dépend alors d'autant plus des

échanges entre populations afin d'assurer un brassage génétique (Hanski, 1991; Keyghobadi, 2007). Gilpin et Hanski (1991) ont montré, par exemple, grâce à un suivi à long terme, la structuration de populations de papillons en métapopulation. À partir de ce modèle assez basique, les modèles se sont développés pour décrire différents patterns comme le modèle de Boorman & Levitt (1973), très similaire à la théorie biogéographique insulaire, dans lequel un patch central abrite une population permanente qui alimente plusieurs patchs périphériques. Ce type de modèle peut également intégrer des taux de colonisation / extinction différents donnant des rôles différents à chaque patch : on peut identifier des patchs sources, pour lesquels le taux de croissance est positif (ou supérieur à 1) ; ainsi que des patchs puits pour lesquels le taux de croissance est négatif (ou inférieur à 1) qui sont fortement dépendants des immigrations (Pulliam, 1988) (Fig 3).

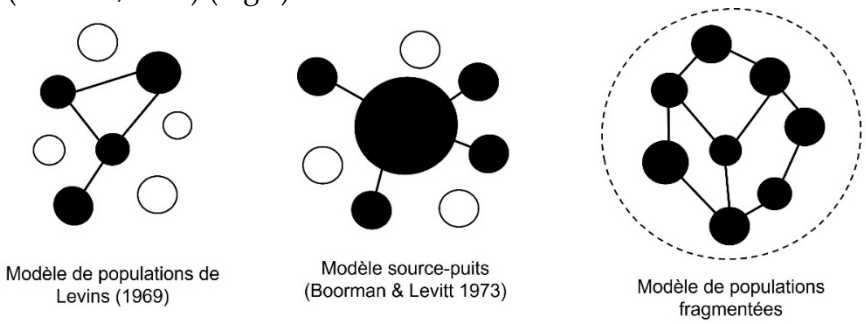


Figure 3 : Différents modèles de métapopulation : les patchs noirs représentent des habitats occupés, les patchs blancs des habitats non occupés et les liens représentent des connexions fonctionnelles (migrations).

L'écologie du paysage s'est donc illustrée depuis plusieurs décennies dans l'explication de nombreux processus complexes tels que l'arrangement spatial des communautés mais aussi l'influence de l'hétérogénéité spatiale et de structures paysagères sur la distribution des populations. Elle s'est également développée grâce / avec l'essor des technologies informatiques facilitant les traitements spatiaux (/temporels) avec une utilisation aujourd'hui courante du SIG et vers la télédétection.

La combinaison et l'intégration de ces différentes théories ont fait accepter que les activités humaines, à l'origine de la fragmentation et de l'isolement géographique des populations, pouvaient être considérées comme une pression évolutive très rapide capable de déplacer le processus d'extinction sur les échelles aussi bien spatiale que temporelle (Fig. 4)

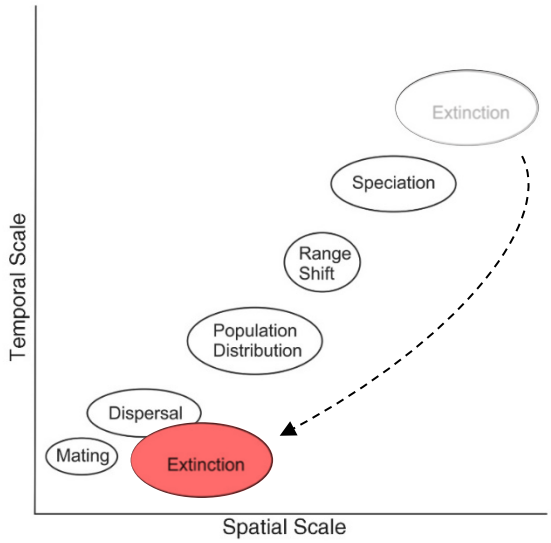


Figure 4 : Implications de l'échelle spatiale et temporelle dans les processus écologiques. Figure extraite et modifiée de Balkenhol et al. (2015).

1.3.4. La fragmentation des habitats

Ainsi, l'étude de la fragmentation des paysages a peu à peu intégré l'impact des activités humaines sur les changements paysagers et le fonctionnement des populations (Fahrig, 2003). En effet, on attribue aujourd'hui le déclin de la biodiversité aux changements d'occupation des sols d'origine anthropiques qui ont entrainé une diminution d'espaces favorables (Maxwell et al., 2016). Ce phénomène se traduit par i) la réduction des surfaces d'habitats ainsi que ii) la fragmentation des patchs d'habitat en habitat morcelé et de plus en plus isolé géographiquement (Fig. 5) (Fahrig, 2003). En conséquence, les populations fragmentées font face à une réduction de la quantité de leurs habitats et à un isolement géographique qui, en retour, augmentent les risques de consanguinité poussant les individus vers un vortex d'extinction (Frankham, 2015; Haddad, 2015; Keyghobadi, 2007).

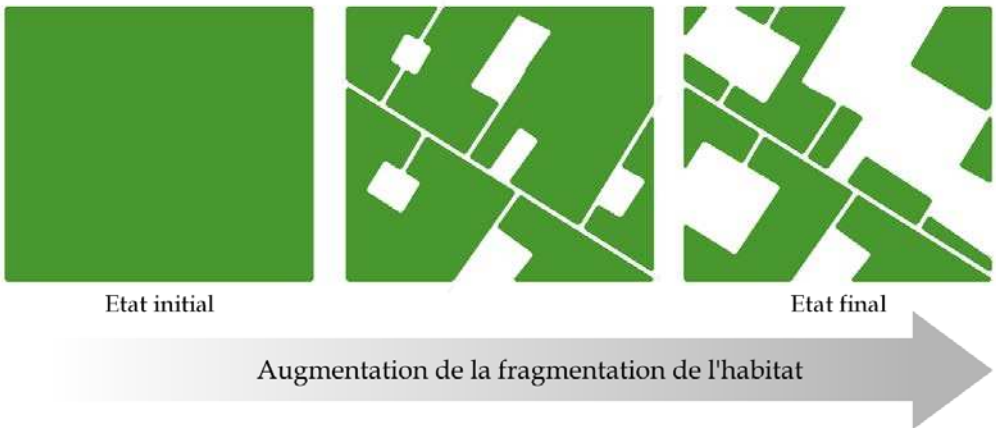


Figure 5 : Processus de fragmentation des habitats : à l'image de la forêt amazonienne l'habitat en vert est intact avant d'être perforé par des routes suivies de la destruction de l'habitat petit à petit.

Cette fragmentation peut ainsi être appréhendée sous le prisme des trois précédentes théories puisque l'on s'attend à trouver plus de biodiversité dans les grands patchs (source) par rapport à de petits patchs éloignés et les patchs d'habitat peuvent être considérés, plus ou moins, comme des îles biogéographiques selon leur degré d'isolement géographique (i.e., théorie des îles). Les populations, dans les paysages fragmentés et soumis à des changements paysagers fréquents, doivent adopter des dynamiques particulières comme une organisation en métapopulations (i.e., théorie des métapopulations) (Hanski & Ovaskainen, 2000). Enfin, les processus écologiques étudiés (e.g., richesse spécifique des communautés, dispersion d'individus) sont impactés par des changements paysagers à différents pas de temps et selon diverses échelles spatiales (i.e., théorie de la hiérarchie).

Classiquement, la fragmentation des habitats s'étudie via la quantité d'habitats et la configuration des habitats (paysage binaire, Fig. 6a), mais peut également prendre en compte la matrice paysagère. La complexité de la matrice paysagère caractérise les surfaces autres que l'habitat, les ressources qu'elles peuvent fournir ou encore la mesure dans laquelle chaque surface va empêcher ou faciliter les déplacements d'individus (Fig. 6b). Selon le type d'organisme ou le processus écologique étudié, il est plus ou moins pertinent de représenter le paysage de façon discrète ou continue (Brudvig et al., 2017; Fischer & B. Lindenmayer, 2006; Uroy et al., 2019). L'intégration de cette matrice paysagère permet, dans une autre mesure, de comprendre certains processus écologiques tels que la connectivité écologique ou paysagère.

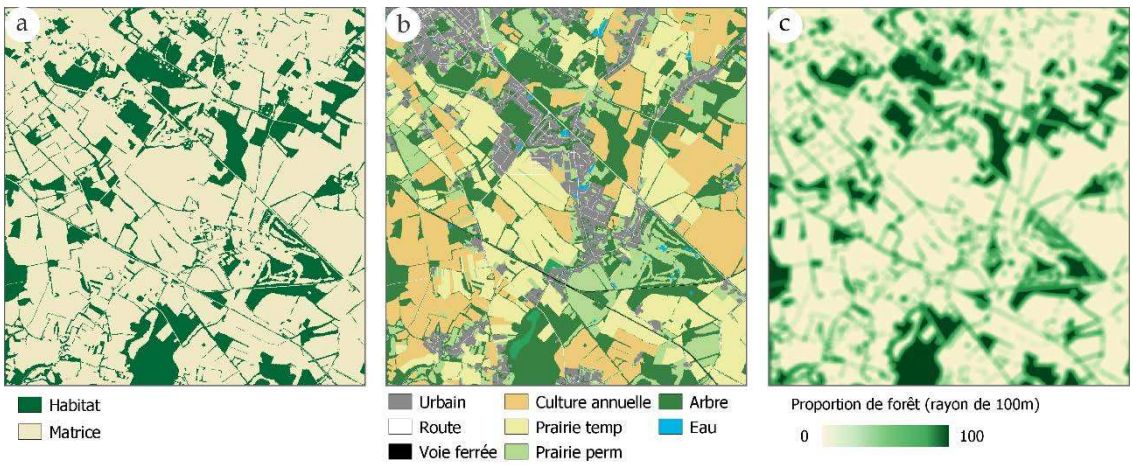


Figure 6 : Différentes représentations du paysage : un paysage binaire et discret décrivant les patchs d'habitat dans l'espace (a), un paysage discret décrivant les patchs d'habitat ainsi que la matrice paysagère selon différentes catégories d'occupation des sols (b), un paysage continu selon une proportion d'habitats (c).

1.4. Connectivité écologique ou paysagère

La **connectivité paysagère** est définie par la mesure dans laquelle le paysage facilite ou entrave les déplacements entre les patchs d'habitat et les ressources (Taylor et al., 1993, 2006). Dans cette définition les mouvements des organismes, les dynamiques de populations et des communautés sont régis par les habitats (i.e., type, quantité, configuration) et la matrice paysagère (i.e., occupation et utilisation des sols). Deux composantes se dessinent à travers ce concept : la **connectivité structurelle**, qui décrit la composition et la configuration du paysage, ainsi que la **connectivité fonctionnelle**, qui étudie la réponse comportementale d'un organisme à la structure du paysage (Baguette et al., 2013a).

1.4.1. Connectivité structurelle

La connectivité structurelle, qui analyse la **structure du paysage**, s'intéresse non seulement à la structure de l'habitat mais également à celle de la matrice paysagère. On distingue la **composition du paysage,** qui quantifie la quantité d'habitats, le nombre d'habitats ou de catégories du sol, de la **configuration du paysage** qui décrit l'arrangement spatial des habitats ou des patchs d'habitat (Fig. 7). La structure du paysage s'intéresse au paysage uniquement et ne tient pas compte de l'influence qu'il peut avoir sur les organismes. Par exemple, on peut analyser un paysage en identifiant la surface de patchs forestiers (soit un indice de composition du paysage), la compacité de ces mêmes patchs qui analyse la forme des patchs en intégrant leur surface et leur périmètre (soit un indice de configuration du paysage) ou encore la longueur du linéaire de haies (configuration du paysage).

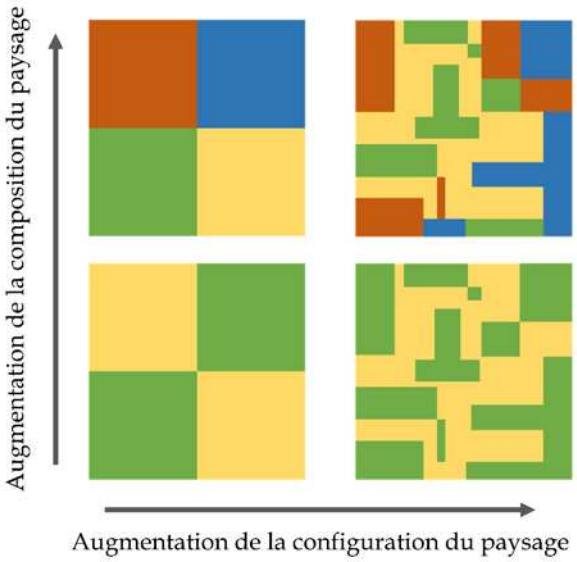


Figure 7 : La structure du paysage est caractérisée par la composition du paysage et la configuration du paysage. (Adapté de Fahrig et al. 2011)

1.4.2. Connectivité fonctionnelle

La connectivité fonctionnelle, quant à elle, analyse la disponibilité de l'habitat compte tenu de l'écologie d'un organisme et de l'influence de la structure du paysage sur celle-ci. Le degré de connectivité, calculé à l'échelle des patchs (ou habitat), peut ainsi refléter les flux biologiques

(i.e., émigration et immigration) (Tischendorf & Fahrig, 2000). Contrairement à la connectivité structurelle, la connectivité fonctionnelle est propre à chaque organisme étudié et paysage étudié.

Par ailleurs, il est important de noter que cette connectivité fonctionnelle renvoie directement à la dispersion d'individus en particulier des juvéniles. La dispersion est un trait évolutif ce qui induit que le comportement de dispersion peut être différent d'un individu à l'autre mais aussi d'un paysage à l'autre (Baguette et al., 2013a; Cote et al., 2017; Ronce, 2007). Enfin, les échanges d'individus entre deux populations ne se résument pas seulement à la réussite de déplacements d'individus à travers la matrice paysagère, elle comprend également le succès reproducteur dans la population d'arrivée (Baguette et al., 2013). Les flux biologiques reflètent la réussite des organismes à se déplacer à travers la matrice paysagère tandis que les flux de gènes intègrent, en plus, le succès de reproduction au sein du nouvel habitat. Même si les termes flux biologiques, connexion fonctionnelle, flux de gènes, peuvent être confondus, il est à garder à l'esprit qu'ils représentent des processus et des étapes légèrement différentes du succès de dispersion.

La connectivité regroupant à la fois les mesures des flux biologiques directs et indirects (connectivité réelle) et les estimations – basées sur des modélisations cartographiques – des flux biologiques (connectivité potentielle), il est alors intéressant de décrire les méthodes et approches existantes de manière exhaustive.

1.4.3. Mesures de connectivité

La connectivité fonctionnelle peut être mesurée (et représenter la connectivité réelle), ou estimer (et représenter la connectivité potentielle) (Calabrese & Fagan, 2004). Il est intéressant de dissocier ces deux termes puisque la majorité des études se basent sur la connectivité potentielle qui est une estimation de la connectivité fonctionnelle souvent par le biais de modélisations alors que la connectivité réelle est une mesure (directe ou indirecte) des flux biologiques.

Connectivité réelle

Relevés spécifiques

Les données d'occurrence ou de suivi des populations représentent l'information la plus basique lorsque l'on s'intéresse à la distribution d'une espèce ou de communautés. L'observation d'individus est parfois vue comme information pauvre car apportant « seulement » l'information de présence de l'espèce à un point donnée. Néanmoins, les

observateurs peuvent noter de nombreuses informations importantes pour mieux comprendre l'écologie de l'espèce comme sa présence mais aussi son absence (information importante pour identifier les zones défavorables, mais assez difficiles à obtenir parfois), le comportement (e.g., poser, en vol / déplacement), la densité ou l'abondance d'individus, le sexe de l'individu, etc.

Aujourd'hui les bases de données d'inventaires ou de suivis de biodiversité ne cessent d'augmenter grâce au travail de longue haleine des experts (e.g., SCOT) mais aussi via les sciences participatives (Fontaine et al., 2020). Si les informations rapportées par les experts sont plus riches et précises (e.g., présence-absence, effort d'échantillonnage connu, distribution homogène des points d'échantillonnage), elles sont peu nombreuses et distribuées sur de plus petites zones. À l'inverse, les informations récoltées par les bénévoles sont moins précises (e.g., présence uniquement, effort d'échantillonnage souvent inconnu, plus d'erreurs potentielles dues à de plus faibles compétences naturalistes, distribution des observations non homogènes) mais l'effort de prospection est plus fort avec plus d'observateurs impliqués sur une plus large étendue spatiale et temporelle.

Ces données sont utilisées indirectement pour mesurer la connectivité à partir de la présence d'une espèce, son abondance ou la richesse spécifique. La présence constitue une information importante pour définir les zones favorables ou patchs d'habitat de l'espèce étudiée (**voir paragraphe ci-dessous**). L'absence d'individu dans un potentiel patch d'habitat peut indiquer un isolement de celui-ci – impliquant indirectement la connectivité – ou simplement un milieu défavorable. L'abondance peut fournir une indication sur la qualité des habitats ou des corridors. Enfin la richesse spécifique peut être expliquée par les mesures de connectivité paysagère selon la quantité d'habitats disponibles (e.g., indice de connectivité). Cette richesse spécifique peut également être prise en compte pour mesurer la similarité des communautés entre patchs d'habitat. Le postulat étant que deux habitats connectés partageront des communautés très similaires alors que des habitats isolés seront plus différents. Cette hypothèse nécessite d'être vue sous la dimension spatiale en tenant compte de la surface des deux patchs (qui influence l'hétérogénéité de l'habitat) et leur distance (ou de leur configuration spatiale) pouvant expliquer la proximité de leur diversité spécifique (Saura, 2021). Dans un deuxième temps, la dimension temporelle peut être très explicative (i.e., *time-lag effect* ou décalage temporel) puisque le temps d'isolement entre deux patchs influencera la différenciation spécifique entre les communautés et à plus longs termes, une divergence génétique des populations (Epps & Keyghobadi, 2015; Uroy et al., 2021).

Fait intéressant, certains travaux montrent une corrélation entre diversité génétique et diversité spécifique (Genetic Species Diversity Correlation) (Vellend, 2003; Vellend & Geber, 2005). Ainsi de la même manière qu'en génétique du paysage, la différenciation spécifique (comme génétique) pourrait refléter l'isolement des populations.

Télémétrie

Un des moyens les plus performants pour comprendre comment un organisme se déplace à travers le paysage est la télémétrie. Celle-ci permet de suivre les déplacements d'individus grâce à différentes méthodes qui informent sur la (géo-)localisation des individus, les trajectoires des déplacements ou encore le temps passé dans chaque zone géographique. Il est ainsi facile d'extraire des informations comme les habitats utilisés et les corridors empruntés pour disperser(Abrahms et al., 2017; Balbi et al., 2019; K. A. Zeller et al., 2018). Ce type de donnée est généralement plus difficile à obtenir car il demande une mise en place plus lourde : de la capture des individus, à la pose de l'émetteur, au suivi des individus, et parfois à la recapture.

Parmi les différentes méthodes, on peut citer les données GPS fournissant la géolocalisation des individus équipés avec une résolution plus ou moins élevée (fréquence des points géolocalisés), le radiotracking permettant de suivre les individus équipés d'un émetteur, les suivis Capture-Marquage-Recapture (CMR).

Flux de gènes

La génétique des populations décrit depuis longtemps la structuration génétique des populations grâce à l'étude de la distribution et de la quantité de variabilité génétique des populations (Frankham et al., 2002; Keyghobadi, 2007). L'utilisation de marqueurs neutres (i.e., non soumis à la sélection) tels que les microsatellites ou plus récemment les Single Nucleotide Polymorphism (SNP) ont permis de mieux comprendre l'organisation spatiale des populations. Aujourd'hui la mesure de la différenciation génétique entre populations et de l'inférence des flux de gènes est couramment étudiée spatialement par exemple en testant « l'isolement par la distance » (Isolation By Distance – IBD) (Hutchison & Templeton, 1999). S'il y a isolement par la distance cela signifie qu'il y a corrélation entre la distance génétique et la distance géographique pour différents pairs de populations voire d'individus. Plus récemment, la génétique du paysage a intégré la complexité du paysage en combinant les analyses de résistance du paysage aux distances génétique pour tester « l'isolement par la

résistance » (Isolation By Resistance – IBR) (Balkenhol et al., 2015; Manel et al., 2003). De cette manière on s'attend à trouver une plus forte corrélation entre la résistance des corridors, qui reflète mieux la difficulté de relier deux points dans l'espace, et la distance génétique. Dans une autre mesure, la dispersion peut également être estimée via le phénomène d'autocorrélation spatiale en discernant une plus forte proximité génétique voire directement une plus forte parenté et tester des biais de dispersion envers un sexe (Combs et al., 2018; Durand et al., 2019). Ainsi la génétique des populations / du paysage, permet d'étudier indirectement les phénomènes de dispersion influençant la structuration des populations.

Connectivité potentielle

Les réseaux écologiques impliquent implicitement des processus écologiques (par ex, recherche de nourriture, défense territoriale, dispersion, migrations) liés à la disponibilité des ressources et aux mouvements des organismes, y compris à plusieurs échelles temporelles (Abrahms et al., 2017 ; LaPoint et al., 2015). Dans ce sens, les modélisations écologiques intègrent les processus écologiques afin d'estimer et de quantifier la connectivité fonctionnelle façonnée par les paysages. Pendant deux décennies, les modèles basés sur la résistance ont été largement utilisés et ont montré de bonnes corrélations avec la connectivité réelle ou mesurée (ex, télémétrie, flux de gènes) (Balbi et al., 2019; Balkenhol et al., 2015; DiLeo & Wagner, 2016; Richardson et al., 2016; Spear et al., 2010; K. A. Zeller et al., 2018).

Cartes de résistance

Les valeurs de résistance des pixels représentent la difficulté d'un organisme à se déplacer, ou plus précisément, la volonté, coût énergétique et/ou le taux de survie des organismes pour traverser chaque élément du paysage (K. A. Zeller et al., 2012). Plus la valeur de résistance est élevée, plus il est difficile de se déplacer, ce qui représente la perméabilité ou l'impédance de déplacement. Les résultats de modélisations dépendent de nombreux paramètres mais surtout de la construction de la carte de résistance.

Représentation cartographique

Les cartographies représentent souvent de manière discrète (représentation patch-matrice Fig. 6) les catégories d'occupations des sols. À partir de cette information, les valeurs de résistance sont directement assignées à chaque catégorie. D'un autre côté, les cartes de résistance peuvent représenter une information continue de l'habitat comme la distance à l'habitat. Cette approche considère alors la matrice paysagère comme uniforme, donne plus de poids à la présence de l'habitat dans un certain rayon pour chaque pixel et s'affranchit dans un sens à

l'assignation de valeur de résistance par la création d'un gradient. À première vue cette approche peut être réductrice quant à la complexité de la matrice paysagère néanmoins elle peut être plus pertinente pour certaines espèces végétales ou animales (Brudvig et al., 2017; Fischer & B. Lindenmayer, 2006; Uroy et al., 2019). Enfin, des cartes hybrides peuvent également être pertinentes combinant une information discrète et une information continue (Brudvig et al., 2017; Dutta et al., 2016).

Assignation des coûts & validation des modèles de connectivité

1. Dires d'experts & littérature

Le paramétrage des valeurs de résistance est basé en général sur les dires d'experts et la littérature même si la validation biologique (des valeurs ou des graphes) est de plus en plus courante (Foltête et al., 2020; K. A. Zeller et al., 2012). Les catégories d'occupation des sols sont classées dans des classes hiérarchiques allant du plus favorable (i.e., habitats ou corridors) au plus défavorable (i.e., barrière écologique) auxquelles des valeurs de résistance sont attribuées de manière croissante (Zeller et al., 2012). Ces valeurs de résistance assignées à dire d'experts et/ou basées sur la littérature sont toutefois subjectives mais peuvent constituer l'unique information lorsque les données biologiques ne sont pas disponibles et qu'il faut établir un diagnostic rapide (Zeller et al., 2012).

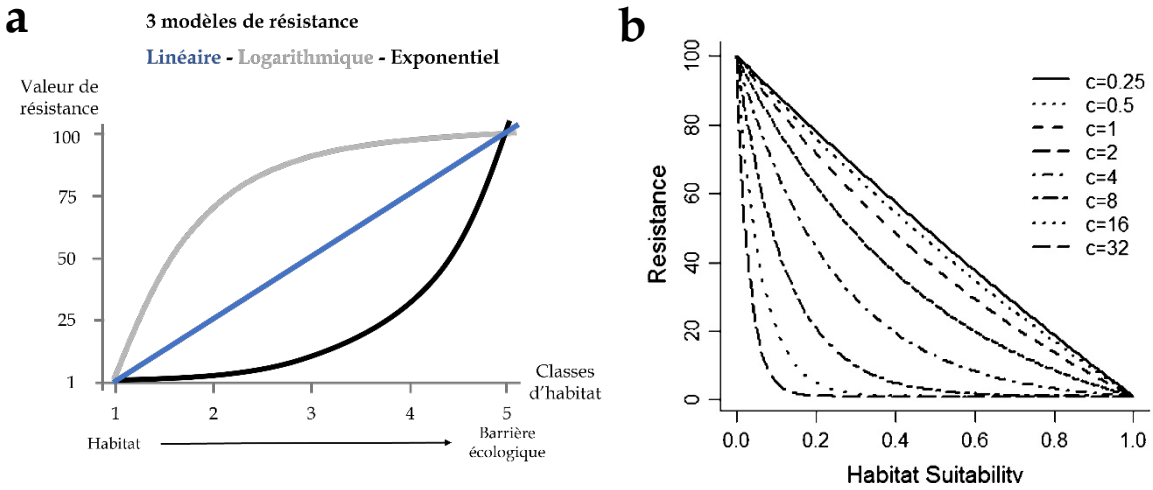


Figure 8 : Exemple de transformation des valeurs de résistance selon des fonctions linéaire, exponentielle, logarithmique (a), ou selon une transformation de la probabilité de présence (b) – figure extraite de Keeley et al. (2016).

Plus concrètement, ces valeurs de résistance vont généralement de 1 à 100 selon un pattern allant du plus favorable (1) au plus défavorable (100). La distribution des valeurs intermédiaires peut alors suivre des transformations : linéaire, exponentielle ou logarithmique (Fig. 8a) (Balbi et al., 2018; Balkenhol et al., 2015), ou encore peut être fonction probabilité de présence (Fig. 8b) (Keeley et al., 2016; K. A. Zeller et al., 2018).

La détermination des valeurs de résistance à partir de la littérature « à dires d'experts », bien que pertinente pour une évaluation rapide des réseaux écologiques ne permet pas de prendre en compte les enjeux réels de la zone étudiée et nécessite une validation par des données biologiques du site étudié. Dans ce contexte, la validation des modèles de connectivité, notamment des graphes paysagers, a augmenté ces dernières années (Foltête et al., 2020).

2. Données d'occurrence

Les données d'occurrence sont très souvent utilisées pour paramétrer les modèles de connectivité car plus accessibles grâce aux points de présence (/absence) récoltés par les experts mais aussi par les amateurs via les sciences participatives (Duflot et al., 2018; Foltête et al., 2020; Préau et al., 2020).

Ces données biologiques, autres que génétiques ou obtenues via la télémétrie, peuvent être utilisées de deux manières comme rapportées par Foltête et al. (2020). La première (et la plus courante) étant une utilisation de la présence (voir absence) d'une espèce pour modéliser les patchs d'habitat via un SDM (Species Distribution Model) ; ce dernier modélise la probabilité de présence de l'espèce selon plusieurs variables prédictives. Globalement, les données de présence sont utilisées pour identifier les patchs d'habitat à partir des zones à forte probabilité de présence, puis les valeurs de résistance sont générées à partir d'une transformation de la probabilité de présence (Duflot et al., 2018, Préau et al., 2020). La deuxième approche consiste à utiliser les indices des graphes paysagers en tant que variables explicatives de la richesse spécifique ou de l'abondance dans des modèles ou plus simplement tester la corrélation entre ces deux types d'information biologique et paysager.

Foltête et al. (2020) discernent également deux grands types d'approches, i) une approche déductive selon laquelle les données (plutôt la richesse spécifique et l'abondance) sont utilisées pour valider les graphes paysagers, et ii) une approche opérationnelle qui utilise les données (plutôt les données de présence) dans la construction des graphes en partant du principe que les réseaux modélisés sont valides.

Les données de télémétrie sont plus rares car plus difficiles à obtenir. Ce type d'information permet d'obtenir, non seulement des informations sur le temps passé dans chaque habitat (sélection de ressources) utiles pour paramétrer la résistance des éléments paysagers, mais

également la trajectoire des déplacements et les corridors réellement empruntés par les individus. Ainsi, ces informations servent également à valider les corridors modélisés avec les corridors empruntés (Balbi et al., 2019 ; Zeller et al., 2018). Les données restent tout de même assez complexes à analyser et/ou interpréter (et dépendraient du contexte paysager étudié) : on peut citer l'exemple du temps passé et de la trajectoire des déplacements qui, dans certaines études, traduisent une forte affinité avec l'habitat lorsque les trajectoires sont sinueuses et que le temps passé à l'intérieur de l'habitat est long (Knowlton & Graham, 2010; Zollner & Lima, 1999) alors que dans d'autres études, une trajectoire peu sinueuse et un temps passé court peut refléter une dispersion active dans un milieu très favorable (Balbi et al., 2019).

3. Données génétiques

Les analyses paysagères, que ce soient les graphes paysagers ou les courants électriques, peuvent être comparées aux indices génétiques comme les indices de différenciation génétique (e.g., Fst) ou les graphes génétiques (Balbi et al., 2018; Dyer & Nason, 2004; Savary, 2021; K. A. Zeller et al., 2018). Ces mesures de connectivité réelles (indirectes) considérées comme 'vraies' servent à identifier les meilleurs modèles de connectivité potentielle. Comme proposé par Balkenhol et al. (2015) et utilisé dans Balbi et al. (2018), les catégories d'occupation des sols sont classées en niveaux hiérarchiques (i.e., habitat, surface favorable, neutre, défavorable, barrière) pour lesquelles plusieurs transformations de valeurs de résistance peuvent être testées du profil exponentielle, au profil linéaire ou logarithmique. L'approche statistique permet ensuite de comparer la pertinence des distances-coûts selon les distances génétiques pour, par exemple, élaguer les corridors modélisés entre les patchs d'habitat selon une distance de dispersion (Savary, 2021).

Plus récemment, le package ResistanceGA (Peterman, 2018) propose d'inférer les valeurs de résistance pour des surfaces de résistance discrètes ou continues directement à partir des distances génétiques. Plus précisément, une multitude de valeurs de résistance sont testées, sans a priori, pour obtenir des distances-coût via les différentes méthodes décrites ci-dessus. Les valeurs de résistance sont déterminées selon les distances-coûts qui décrivent le mieux les données génétiques.

Types de modélisations

1. Chemins de moindre coût

La modélisation des chemins de moindre coût (Least-Cost-Path – LCP) provient de l'adaptation de l'algorithme de Dijkstra (1959) au paysage (Adriaensen et al., 2003). Basées sur la notion de résistance du paysage, ces LCP représentent le chemin dont la résistance cumulée est la plus faible entre deux points donnés, maximisant l'utilisation des surfaces peu résistantes (Fig. 9). Chaque LPC va intégrer une distance métrique (i.e., longueur du chemin en mètres) ainsi qu'une distance-coûts (i.e., coût cumulé total). La distance-coût représente alors la difficulté qu'un organisme aura à emprunter ce chemin. Les distances métriques des LCP sont souvent très corrélées aux distances euclidiennes (Etherington, 2016) et constituent une information aussi importante que les distances-coûts. Il est possible de regarder, par exemple, le ratio distance métrique / distance-coûts pour tenir compte de la résistance du corridor en fonction de sa longueur en mètres pour identifier des chemins courts mais défavorables (e.g., traversant une barrière écologique) ou longs mais favorables (e.g., haie) (Dutta et al., 2016).

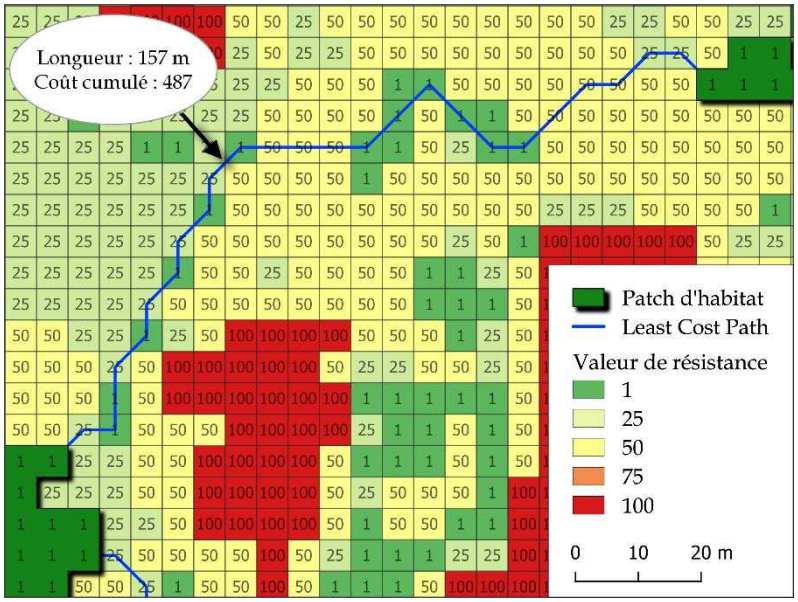


Figure 9 : Exemple de modélisation des LCPs selon les valeurs de résistance

Appliquée à l'écologie, cette approche permet de modéliser les connexions entre les patchs d'habitat en « forçant » le dessin des corridors par les structures favorables à travers la matrice paysagère. Elle considère toutefois que les individus sont omniscients, dans le sens où un seul et unique chemin est modélisé entre chaque patch ; ce qui implique que l'individu connait son point d'arrivée avant même de commencer son trajet. Il est également possible de seuiller ou d'élaguer ces LCPs selon une certaine distance (e.g., distance de dispersion) afin d'obtenir des

résultats plus pertinents. À titre d'exemple, conserver un LCP de 5 km entre deux habitats ne sera pas pertinent pour un organisme avec une faible capacité de dispersion (e.g., 1 km). Les graphes paysagers basés sur la résistance du paysage et les LCPs fournissent un bon compromis entre les besoins en données et la capacité à représenter les processus écologiques (Bunn et al., 2000; Calabrese & Fagan, 2004; D. Urban & Keitt, 2001).

Cette approche a été souvent critiquée pour plusieurs raisons comme le fait qu'un seuillage des corridors mène à une perte d'information, qu'elle ne prenne pas en compte l'ensemble des chemins fonctionnels/potentiels ou encore que les individus soient omniscients (Palmer et al. 2011, Moilanen et al. 2011).

2. Théorie des circuits

La théorie des circuits a été introduite par McRae (2006) selon la théorie des circuits électriques en partant du principe que les flux électriques représentent les flux d'individus. Les flux potentiels entre les patchs d'habitat sont ainsi mesurés sous la forme de « courant » ou « conductance » (i.e., l'inverse de la résistance). Ce courant peut être visualisé (Fig. 10) mais aussi quantifié entre deux patchs pour estimer le nombre de chemins possibles ainsi que leur résistance moyenne. Ces modèles ne sont pas seuillés mais tiennent compte de la distance entre les patchs. On peut ainsi calculer le courant moyen entre deux patchs ainsi qu'une probabilité de « marche aléatoire » (*random walk*). L'avantage de cette méthode réside également dans le fait que les individus ne sont pas omniscients où chaque cellule (pixel) est influencée par les cellules proches. Par ailleurs, différentes informations peuvent être dérivées des circuits comme les « Pinch Points » qui représentent des endroits où la densité des courants est élevée

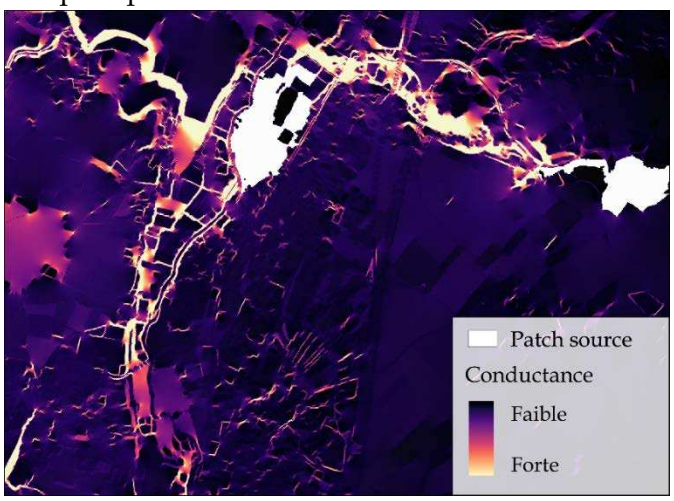


Figure 10 : Exemple de conductance modélisée via la théorie

indiquant par exemple, un rétrécissement de la largeur du corridor et pointant potentiellement des zones à plus forts enjeux (Dutta et al., 2016).

La théorie des circuits qui traduit parfois mieux la réalité en prenant en compte l'ensemble des corridors possibles a été largement utilisée en génétique du paysage pour prédire les flux de gènes (McRae & Beier, 2007; Spear et al., 2010). Selon le contexte, identifier l'ensemble des corridors et leur largeur reflète mieux les flux biologiques qu'en prenant en compte les LCPs. Même si de nombreux travaux ont eu tendance à mettre en avant la théorie des circuits avec des données génétiques ou de télémétrie, les travaux de Zeller et al. (2018) ont montré de meilleures prédictions pour les LCPs par rapport aux circuits.

> Même si la théorie des circuits reste totalement pertinente pour prédire les corridors (ou chemins fonctionnels) à large échelle pour des organismes terrestres (Zeller et al., 2018) ou en milieu complexe (Balbi et al., 2019, 2021), elle pourrait, en revanche, être limitée pour des organismes généralistes ou dans des paysages où les corridors sont diffus et nombreux (Savary, 2021).

3. Modèles individus-centrés

Les chemins de moindres coûts suggèrent que l'organisme a conscience du paysage en connaissant les corridors et la destination finale. Néanmoins, cette représentation peut sembler peu fiable puisque la dispersion d'un organisme dépend, entre autres, de sa perception du paysage (distance de perception) et de sa capacité de dispersion (Baguette & Van Dyck, 2007; Bélisle, 2005). Pour pallier ces limites / problèmes, des modèles ont été développés pour mieux prendre en compte le comportement de dispersion à l'échelle individuelle. Palmer et al. (2011) ont proposé une modélisation qui se base sur la résistance du paysage en favorisant les déplacements vers les éléments à faible résistance mais surtout en prenant en compte le domaine de perception (ou distance de perception) de l'organisme étudié ainsi que le biais directionnel dans les déplacements. Ce biais directionnel permet de gérer la mesure dans laquelle un organisme change de direction afin de limiter, par exemple, les changements de direction à 180° qui peuvent avoir moins de sens dans l'action de dispersion. De cette manière, ce type de modèle produit une probabilité de dispersion en considérant que les individus ne sont pas omniscients.

1.5. La Trame Verte et Bleue

1.5.1. Définition de la Trame Verte et Bleue

Dans un contexte d'érosion des sols et d'intensification des pratiques humaines (évoquées en première partie de cette introduction), le grenelle I de l'environnement a adopté en 2009 la mesure dite de *Trame Verte et Bleue* (TVB) en tant qu'outil d'aménagement du territoire afin d'enrayer la perte de biodiversité due à la fragmentation des habitats. Ce document consiste à identifier les continuités écologiques au sein des paysages anthropisés. Pour cela, la TVB vise à détecter et protéger les réservoirs de biodiversité en les intégrant au sein d'un réseau écologique dont la fonctionnalité serait assurée par la création et la préservation de corridors écologiques.

Dans le cadre des TVB, les réservoirs de biodiversité sont définis comme étant des zones présentant des habitats et/ou des espèces déterminantes à l'échelle nationale ou plus locale.

> À titre d'exemple, parmi les espèces visées, on peut citer les organismes identifiés dans la directive II d'habitat comme le Sonneur à ventre jaune *Bombina variegata* chez les amphibiens ou encore le Circaète Jean Leblanc *Circaetus gallicus* chez les oiseaux.

Les corridors écologiques, quant à eux, constituent l'autre élément important des continuités écologiques et vont représenter les connexions fonctionnelles entre les réservoirs de biodiversité. Ces corridors peuvent être de différentes natures (Fig. 11) :

- Discontinus, appelés aussi « en pas-japonais » ou « stepping stone », comme des arbres isolés ou des bosquets
- Linéaires, comme une haie ou une ripisylve
- Paysagers, c'est-à-dire une mosaïque d'éléments favorables

> À noter qu'il existe une subtilité entre « corridor biologique » et « corridor écologique » même s'ils sont souvent confondus. Le corridor biologique a la fonction de favoriser la dispersion des espèces, alors que le corridor écologique est plutôt une mosaïque d'éléments paysagers qui peut favoriser la dispersion d'espèces.

Entre les réservoirs de biodiversité et les corridors écologiques, les TVB vont également considérer ce que l'on appelle la « matrice paysagère » c'est-à-dire les éléments paysagers qui vont être plus ou moins défavorables à la présence ou aux déplacements des organismes à travers le paysage.

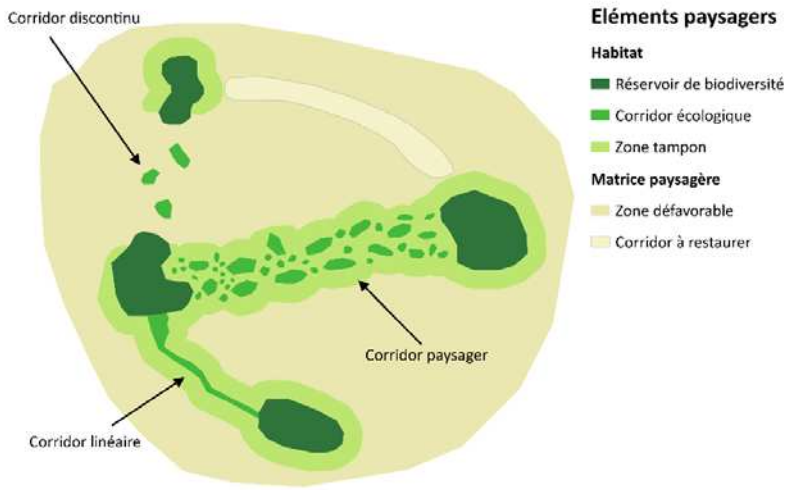


Figure 11 : Représentation des différents éléments paysagers constituant les (dis)continuités écologiques.

La composante « verte » englobe l'ensemble des éléments dits semi-naturels ou naturels tels que la végétation alors que la composante « bleue » fait référence aux réseaux aquatiques et des zones humides – on discerne aujourd'hui de nombreuses trames ou sous-trames supplémentaires décrivant des enjeux plus spécifiques (Box 1). Au-delà de son action en faveur de la Biodiversité, la mesure de TVB représente également un levier dans la transition écologique, climatique, de gestion des ressources en eau et de la qualité de vie. Cet outil s'est matérialisé par l'accomplissement, fin 2015, de l'ensemble des schémas régionaux de cohérence écologique (SRCE) sur l'ensemble du territoire métropolitain (excepté en Corse) menant à une évaluation globale des enjeux de biodiversité et leur intégration dans les pratiques d'aménagement du territoire (Fig. 12). De plus, la mesure de TVB se décline également à l'échelle des documents SCoT et PLU(i) avec une approche multiscalaire se matérialisant par des échanges ascendants et descendants entre les différents documents (i.E., SRCE, SCoT, PLU(i)). En effet, ce sont les objectifs et les directives identifiées à l'échelle nationale ou régionale (SRCE) qui déterminent les objectifs à intégrer localement (échanges descendants). Parallèlement, des échanges ascendants opèrent lorsque les orientations stratégiques doivent être déterminées à l'échelle locale afin d'être le plus pertinentes et opérationnelles possible vis-à-vis de l'action publique. L'objectif étant de pouvoir conserver

différents réservoirs de biodiversité connectés les uns avec les autres afin que les organismes puissent réaliser leur cycle biologique et avoir toutes les ressources à disposition (e.g., reproduction, nourriture, territoire). **Les TVB représentent donc aujourd'hui un outil d'aménagement du territoire important pour concilier activités anthropiques et Biodiversité.**

À l'échelle nationale, les grandes continuités de certains milieux ont également été identifiées comme celles des milieux boisés, des milieux ouverts frais a froids, des milieux ouverts thermophiles, bocagers ou encore des cours d'eau utilisés par les poissons migrateurs amphihalins.

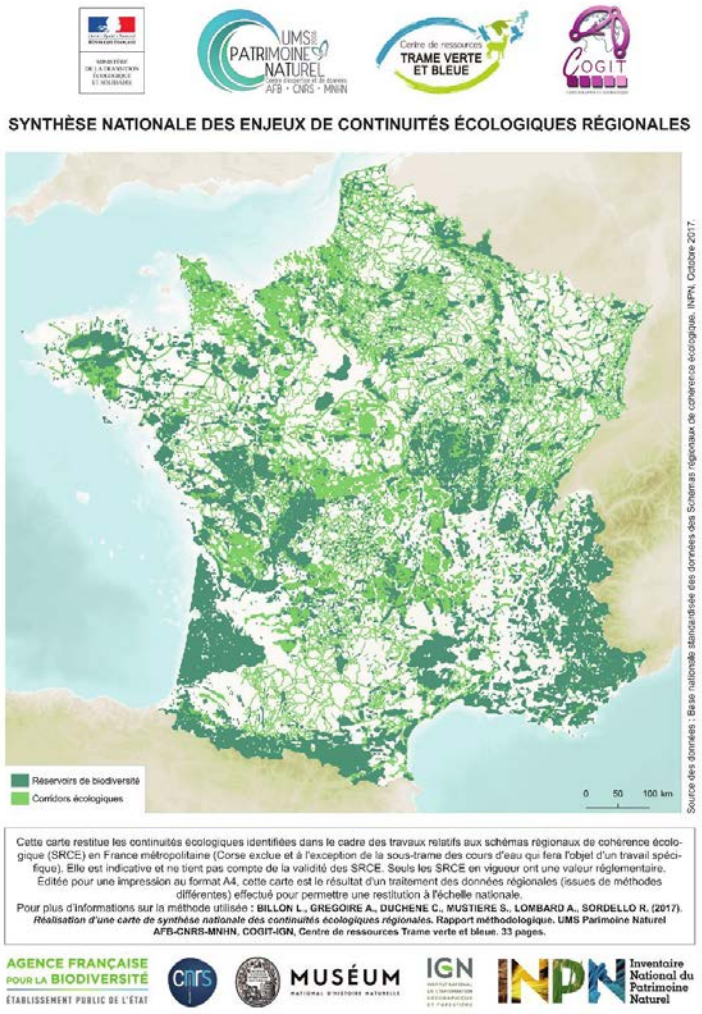


Figure 12 : Synthèse nationale des continuités écologiques identifiant les réservoirs de biodiversité ainsi que leurs corridors écologiques.

Box 1 : La déclinaison des TVB

Le concept de TVB s'est aujourd'hui démocratisé pour faire naître une multitude de trames écologiques, toutes plus importantes les unes que les autres. Si à l'origine les trames vertes et bleues désignaient plutôt les continuités forestières et aquatiques, aujourd'hui on distingue d'autres trames, appelées parfois sous-trames, plus adaptées à l'écologie de certaines espèces :

- La trame noire, liée aux organismes nocturnes et à la pollution lumineuse.
- La trame turquoise, liée aux zones humides et aux organismes associés comme les amphibiens.
- La trame des milieux ouverts, liée aux continuités des espaces ouverts comme les prairies, les landes et les pelouses.
- La trame brune, liée aux continuités des sols et aux organismes associés fragmentés par l'altération de la qualité des sols (e.g., agriculture, urbanisation).
- La trame aérienne, liée aux organismes volants qui sont impactés par les lignes à haute tension, les éoliennes, etc.
- La trame bleu marine, liée aux milieux marins.
- La trame olfactive qui tient compte des pollutions qui peuvent affecter les organismes au système olfactif très développé et sensible à ce type de pollution (voire aussi le terme « paysage odorant »).

Derrière toutes ces trames, un nouvel enjeu apparait, celui de concilier les continuités écologiques parfois antagonistes entre elles (Sahraoui et al., 2017). À titre d'exemple, la trame forestière des milieux fermés est opposée à celle des milieux ouverts.

1.5.2. Modélisations des TVB

La méthodologie et les techniques utilisées dans l'étude des TVB invoquent souvent les approches d'écologie du paysage. En effet, comme évoqué précédemment, l'écologie du paysage a notamment pour but d'étudier l'impact des activités anthropiques sur la distribution spatiale de la Biodiversité et les déplacements des organismes (Burel & Baudry 1999). Pour cela, la méthodologie utilisée permet d'analyser les paysages au travers d'une approche intégrative prenant en compte l'occupation du sol ainsi que les distributions spatiales des pressions anthropiques et de la Biodiversité. Il est alors possible de déterminer des patchs d'habitats favorables (i.e. réservoirs de Biodiversité) et de modéliser, au travers de la matrice paysagère, des corridors potentiels reliant les patchs d'habitats favorables. Ceci correspond tout à fait à l'idée de continuités écologiques ou réseaux écologiques définis dans les documents de TVB.

Les approches cartographiques, réalisées pour construire les SRCE, représentent les premières analyses conséquentes à l'échelle régionale. Pour produire ces modélisations, des bases de données pertinentes à cette échelle ont été utilisées, comme le Corine Land Cover, et complétées par des bases de données plus précises comme la BD Topo de l'IGN. De cette manière, les grands réservoirs biologiques ont pu être identifiés intégrant les enjeux propres à chaque région. Bien que les méthodologies et les enjeux n'étaient pas les mêmes d'une région à une autre, ces modélisations des continuités écologiques ont été fusionnées pour présenter les réservoirs de biodiversité et les corridors écologiques importants à préserver à l'échelle nationale (Fig. 12).

Les données proposent alors une cartographie des principaux éléments du paysage sans pour autant décrire, à fine échelle, la complexité paysagère pourtant importante pour la Biodiversité et les déplacements des organismes. Puisque les documents des SRCE et analyses associées ont été réalisés avant 2016, les données et méthodes cartographiques utilisées peuvent montrer des faiblesses par rapport aux analyses réalisables aujourd'hui. Ainsi, déclinés à l'échelle régionale, les SRCE considèrent les paysages urbains comme exempts de végétation et imperméables à la Biodiversité. En parallèle, même si les PLU(i) sont, quant à eux, appréhendés à l'échelle des communes, la description de l'occupation du sol sur laquelle ils se basent pour élaborer les TVB sous-estime très souvent la végétation urbaine. La plupart du temps, ce manque est lié à l'absence d'images ou de cartographies permettant de déterminer précisément la distribution spatiale de la végétation urbaine (et de ses strates) ou à l'absence de compétences en Sciences de l'Information Géographique (ScIG) permettant de traiter des

images à très hautes résolutions spatiale et spectrale. Cette fragilité dans la précision des données crée un risque non négligeable quant à l'élaboration des TVB.

Par ailleurs, les analyses cartographiques reposaient largement sur la connectivité structurelle du paysage comme, par exemple, la méthode de dilatation-érosion qui modélise les connexions potentielles entre les patchs d'habitat selon une certaine distance (Fig. 13). Du point de vue de la connectivité fonctionnelle, la résistance du paysage était utilisée pour modéliser les chemins de moindre coût entre les grands patchs d'habitat sans les seuiller selon une distance de dispersion et sans tester la fonctionnalité de ces corridors.

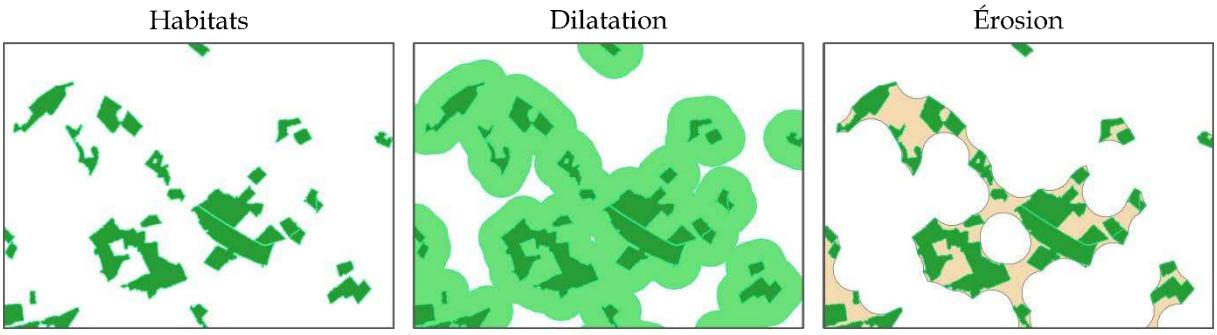


Figure 13 : Étape de la méthode dilatation-érosion : une zone tampon de X mètres est réalisée (dilatation) à partir des patchs d'habitat suivi d'une deuxième zone tampon de -X mètres (érosion).

L'élaboration des TVB repose également sur des cartographies récentes et ne tient pas compte de l'occupation du sol passé écartant ainsi la dynamique temporelle du paysage pourtant important en écologie du paysage. Là aussi, cette fragilité peut être due à une absence d'image précise sur zone ou à l'absence de compétences en ScIG permettant de rendre des images anciennes utilisables et comparables avec des images d'aujourd'hui.

De plus, alors que les réservoirs de biodiversité identifiés dans le cadre des TVB font l'objet d'un inventaire de Biodiversité afin de déceler la présence d'espèces sensibles, la fonctionnalité et la véracité des corridors écologiques modélisés font rarement l'objet d'une vérification ou d'une validation à partir de données biologiques.

1.6. Site d'étude : Poitiers et Grand Poitiers Communauté urbaine

Les travaux de cette thèse ont principalement porté sur la ville de Poitiers et Grand Poitiers Communauté urbaine (GPCu), même si certaines études se sont focalisées sur Niort et Châtellerault.

L'agglomération de Poitiers se situe dans le Centre-Ouest de la France (46.58◦ N, 0.34◦ E) et représente la métropole la plus importante du Nord de la région Nouvelle-Aquitaine qui comptait 132,877 d'habitants en 2019. Poitiers s'intègre dans la communauté urbaine de Grand Poitiers (i.e., GPCu) qui est passée en 2017 de 13 à 40 communes totalisant près de 200,000 habitants (Fig. 14). Étendue sur environ 1,000 km², cette zone d'étude présente une grande diversité d'utilisation des sols couvrant un large gradient de pressions anthropiques allant de zones semi-naturelles à des zones fortement urbanisées. En effet, celle-ci représente une zone d'étude intéressante puisqu'elle se situe à l'interface de différents grands milieux : i) des plaines céréalières au Nord-Ouest (ayant fortement subi le remembrement des terres agricoles dans la deuxième moitié du XXe siècle) intégrant notamment une zone Natura 2000, ii) des zones forestières au Nord-Est et à l'Ouest, iii) des plaines forestières à l'Est ainsi que iv) des zones plutôt bocagères aux Sud-Est. Par ailleurs, la LGV Paris-Bordeaux dessert Poitiers au même titre que l'autoroute A10 : des éléments perturbant les déplacements des organismes à travers le paysage. Poitiers fait également partie des rares communes qui présentent un Parc Naturel Urbain distribué sous forme de parcelles principalement le long de la rivière (Le Clain).



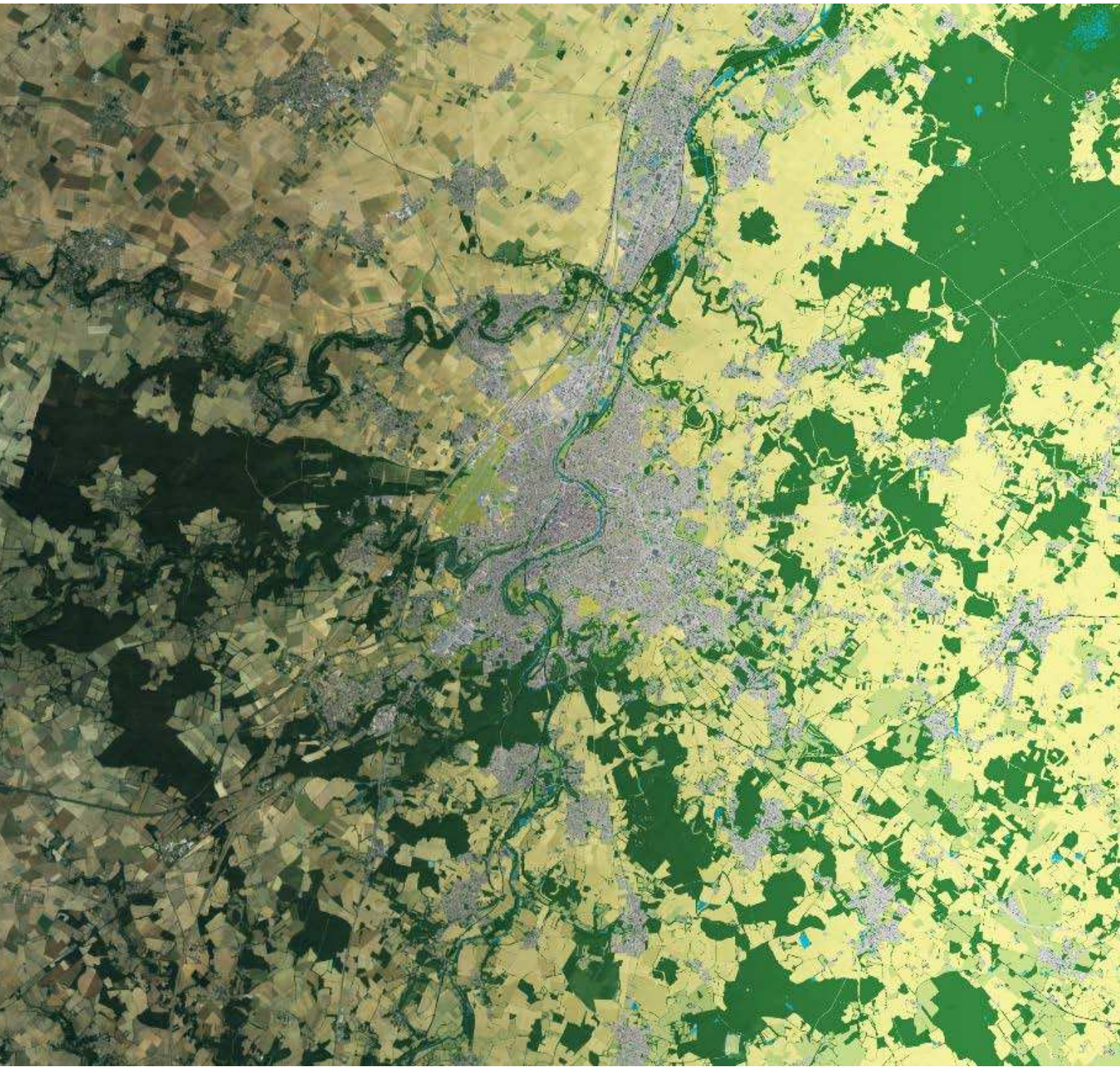
Figure 14 : Communes intégrées à la Communauté urbaine de Poitiers de Grand Poitiers.

1.7. Problématiques de recherche

Face aux limites précédemment énoncées, nous proposons, dans le cadre de ce travail doctoral, de rapatrier les données cartographiques institutionnelles afin de dresser une cartographie de l'occupation du sol de notre zone d'étude aussi précise que possible. Notre zone d'étude se focalisera sur le paysage urbain en prenant pour exemples les villes de Poitiers (86), Niort (79) et Châtellerault (86). Dans un deuxième temps, nous rapatrierons des images aériennes et satellitaires afin de voir dans quelle mesure ces données peuvent enrichir la première cartographie et à quel point la structure du paysage peut varier d'une cartographie à l'autre. Afin d'exploiter les images aériennes et satellitaires nous utiliserons des outils et méthodes de ScIG. Par la suite, nous utiliserons les deux cartographies indépendamment afin de modéliser des patchs d'habitats favorables et les corridors écologiques les reliant - ces modélisations se focaliseront sur l'habitat forestier. Cette approche nous permettra de comparer l'influence de la précision cartographique sur la modélisation spatiale de la connectivité paysagère. Cette étude, qui fera l'objet des chapitres 1 et 2, aboutira à la description et l'identification des outils et méthodes disponibles et nécessaires pour construire des cartographies d'occupation des sols à fine échelle pour représenter les éléments importants des continuités écologiques notamment en paysage urbain.

Dans le troisième chapitre de cette thèse, nous nous focaliserons sur le paysage urbain de la ville de Poitiers et nous rapatrierons des images aériennes et satellitaires de 1993. Après orthorectification et télédétection de ces images, nous décrirons l'occupation du sol de l'époque afin de comparer celle-ci à l'occupation du sol d'aujourd'hui. Au-delà de décrire les mutations du sol entre les deux dates, nous identifierons, en 1993, les patchs d'habitats favorables (i.e., forestiers) et les corridors écologiques les reliant afin de modéliser la connectivité écologique de l'époque. Nous comparerons ensuite l'évolution spatio-temporelle de la connectivité écologique afin d'estimer l'influence des changements d'occupation du sol sur la connectivité écologique. Cette étude va ainsi proposer une méthodologie permettant de reconstruire les paysages anciens et de mesurer, à fine échelle, l'évolution spatio-temporelle du paysage et de sa connectivité paysagère.

Chapitre 1 : Cartographier les paysages



Dans le cadre de ce chapitre nous nous concentrerons sur les principales caractéristiques et la construction des cartographies qui ont été utilisées dans le cadre de cette thèse. En effet, après quelques rappels de définitions, nous développerons les différentes méthodologies et techniques que nous avons employées pour décrire à THRS l'occupation du sol sur 3 villes et notamment la distribution des différentes strates de végétation souvent sous-représentées en milieu urbain dans les bases de données institutionnelles.

Cette partie a fait l'objet d'un article publié dans la revue *Ecological Indicators* (Annexe 6) et dans la revue du CNRS *Microscoop* (Annexe 7)

2.1. La cartographie ou la représentation numérique du territoire

2.1.1. La représentation d'un paysage : une question de résolution spatiale, thématique

Les paysages sont généralement étudiés à partir de raster, c'est-à-dire une image composée de pixels. Ces rasters possèdent des caractéristiques qui définissent le niveau de précision et de description des objets étudiés. On distingue la **résolution spatiale** et la **résolution thématique** pour décrire les cartographies alors que les images aériennes et satellitaires sont caractérisées par la **résolution spatiale** et la **résolution spectrale**. Ces trois résolutions vont être décrites dans cette partie et il est à noter qu'il existe aussi la résolution temporelle qui détermine, par exemple pour un satellite, la fréquence de prise de vue d'une scène et qui dépend, entre autres, du cycle orbital complet du satellite ou de la latitude.

2.1.1.1. La résolution spatiale

La résolution spatiale détermine la taille du plus petit objet identifié à travers une image : le pixel. Cette unité est exprimée en mètres et caractérise la taille d'un pixel généralement de forme carrée. Par exemple, la BD Orthophoto de l'IGN a une résolution spatiale de 0.5 m (voire 0.25 m pour les plus récentes) ce qui signifie qu'un pixel mesure 0.5 x 0.5 m. Les images fournissent une résolution spatiale dépendante des capteurs utilisés lors de la prise de vue. En général, les prises de vues aériennes offrent des images à Très Haute Résolution Spatiale (THRS). Concernant les images satellites, de nombreux satellites offrent des caractéristiques spectrales et spatiales différentes. La résolution spatiale va de 0.5 m (voire moins) à 5 m pour les images THRS, de 5 à 30 m pour les images HR, et au-delà de 30 m pour des images à moyenne ou basse résolution (Puissant, 2003). La fauchée (i.e., l'étendue spatiale de prise de vue) est souvent réduite à mesure que la résolution spatiale augmente. Par exemple, le satellite Landsat-5 a des capteurs d'une résolution spatiale de 30 m et d'une fauchée de 185 km sur 185 km alors les satellites Pléiades ont des capteurs d'une résolution de 0.7 m (bande panchromatique) et une fauchée de 20 km sur 20 km.

En écologie du paysage, cette résolution spatiale est appelée le *grain* et varie d'une cartographie à l'autre. Alors que les analyses spatiales se réalisent à partir de raster (i.e., image pixellisée), les traitements des données spatiales se réalisent sous Système d'Information Géographique (SIG) au format vecteur (i.e., formes géométriques pouvant contenir des

métadonnées). À la différence du raster, on parle plutôt d'échelle spatiale plus que de résolution spatiale pour les vecteurs. Ainsi, le CORINE Land Cover est idéal au 1/100,000e équivalent à l'échelle régionale, la BD TOPO® quant à elle permet de travailler à plus petite échelle, c'est-à-dire 1/5,000e, voire 1/2,000e soit à l'échelle parcellaire grâce à sa précision planimétrique (i.e., décalage maximum avec la position réelle) pour les bâtiments notamment.

La résolution spatiale ou grain d'une image va ainsi modifier la représentation d'éléments paysagers (e.g., forêts, haies) en les simplifiant à mesure que la résolution spatiale diminue. La figure 15 montre qu'avec une résolution spatiale de 10m on distingue correctement les bosquets ou certaines haies par rapport à une résolution spatiale de 50 ou 100m.

> Par ailleurs, la résolution spatiale ne dépend pas uniquement des caractéristiques des images et des outils utilisés en Sciences d'Information Géographique (ScIG) et peut faire intervenir d'autres facteurs tels que la suppression d'éléments ayant une superficie inférieure à un seuil ou encore la simplification d'éléments par des filtres de lissage (Lechner & Rhodes, 2016).

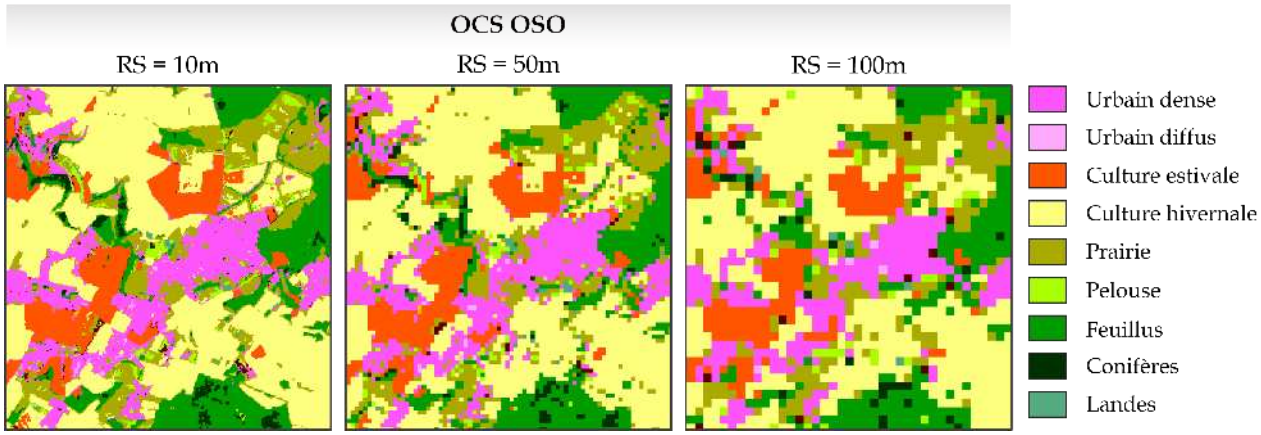


Figure 15 : Impact de la résolution spatiale sur la représentation d'éléments paysagers, carte OSO 2017. Résolution spatiale de 10m, de 50m et 100m. À mesure que la résolution spatiale diminue, les éléments à fine échelle ne sont plus identifiables. Les objets sont simplifiés grossièrement et adoptent une forme plus cubique.

2.1.1.2. La résolution thématique

La résolution thématique décrit la hiérarchie de la nomenclature utilisée pour définir les catégories ou classes de la cartographie. Elle détermine le nombre de catégories, comment elles ont été identifiées et les relations entre ces catégories. Pour décrire l'occupation des sols, ces nomenclatures peuvent être imbriquées avec plusieurs niveaux de précision comme c'est le cas du CLC qui a 3 niveaux de précision dans sa nomenclature. Le premier niveau contient 5

classes qui contiennent chacune des sous-classes plus précises au niveau 2 avec 15 classes et enfin au niveau 3 avec 44 classes (Fig. 16).

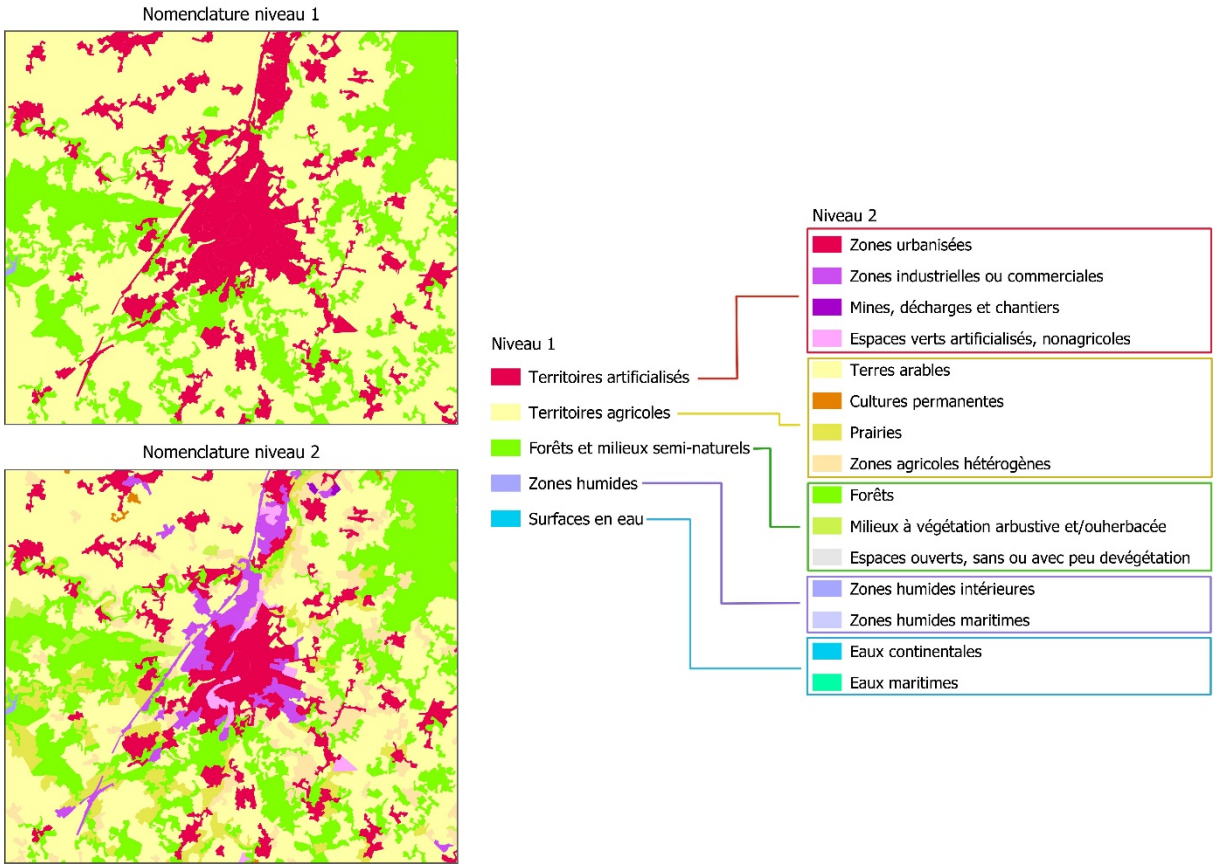


Figure 16 : Effet de la résolution spatiale sur la représentation numérique de l'occupation des sols : le niveau 1 caractérise les grands groupes d'occupation des sols qui sont divisés en plusieurs catégories au niveau 2.

2.1.1.3. La résolution spectrale et les caractéristiques des objets au sol

Les données les plus utilisées pour caractériser la couverture biophysique du sol en télédétection sont des images optiques (en opposition aux images radar) qui permettent de capter le rayonnement électromagnétique émis ou renvoyé par les objets au sol selon des intervalles de longueur d'onde donnée. La résolution spectrale va être la capacité d'un ou plusieurs capteurs à discriminer les rayonnements électromagnétiques de différentes fréquences. Un capteur avec une résolution spectrale élevée signifie qu'il est sensible à des intervalles de longueur d'onde étroits.

Chaque objet a une signature et un comportement spectral particulier en renvoyant une partie des ondes lumineuses reçues : on parle de réflectance. La réflectance représente alors la proportion de rayonnements réfléchis par la surface de l'objet. À titre d'exemple, la végétation absorbe les longueurs d'onde dans le visible mais réfléchit aussi les longueurs d'onde dans le

proche infrarouge, à la différence de l'eau qui renvoie très peu la lumière en dehors de la plage spectrale du visible (Fig. 17).

Lorsque l'image provient d'un instrument satellitaire ou aérien, il faut savoir que l'information captée ne va pas représenter directement la réflectance des objets au sol à cause des caractéristiques des capteurs (e.g., type de capteur, sensibilité spectrale des capteurs) ou environnementales (e.g., nuages, aérosols).

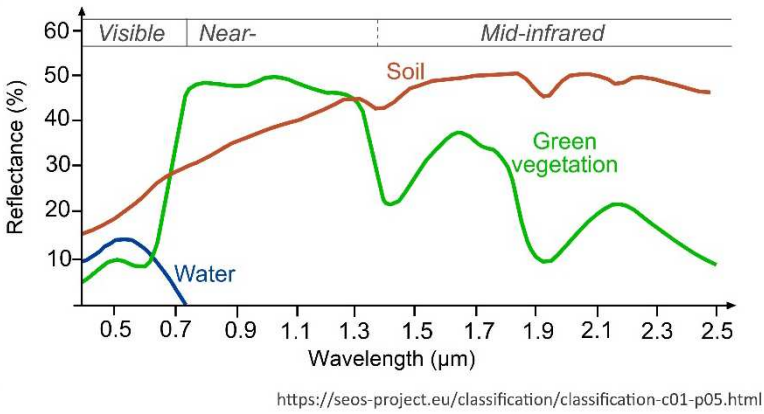


Figure 17 : Comportement spectral de la végétation, du sol (nu) et de l'eau de 0.3µm à 2.5 µm.

Depuis les années 1970, les programmes d'observation ou de surveillance de la Terre se sont multipliés dans le but de suivre l'évolution spatio-temporelle de la couverture biophysique des sols (ou occupation des sols). Si les premiers satellites contenaient peu de capteurs (i.e., captant les longueurs d'onde associées au bleu, vert, rouge et proche-infrarouge), aujourd'hui les capteurs embarqués sont plus nombreux et capturent les longueurs d'onde jusqu'au proche infrarouge menant à des applications très variées.

> À tire d'exemple, la signature spectrale de la végétation dépend des pigments présents dans les feuilles (influençant plutôt les longueurs d'ondes renvoyées dans le visible), de la structure cellulaire (influençant plutôt la réflectance dans le proche infrarouge) et de la teneur en eau (influençant plutôt la réflectance dans le moyen infrarouge). Sachant que la phénologie ou la santé de la plante influence également les caractéristiques spectrales, il est alors possible de différencier les essences des arbres assez facilement à partir d'images multitemporelles.

Dans le cadre de cette thèse, nous nous sommes principalement focalisés sur les grands groupes d'occupation des sols à savoir la végétation (herbacée et arborée), les sols nus ou artificialisés, les cultures ou encore l'eau.

2.2. Construire une cartographie cohérente aux problématiques de recherche

La vitesse des changements environnementaux et les besoins socio-économiques contribuent à augmenter le bâti aux dépens des espaces naturels et de la biodiversité qu'ils hébergent. Ainsi, les politiques d'aménagement proposent des plans de gestion pour préserver et favoriser la biodiversité ainsi que les services écosystémiques associés (Sahraoui et al., 2021b). Ces plans de gestion découlent souvent de diagnostics écologiques visant à étudier la distribution spatiale de la Biodiversité et/ou le potentiel écologique des espaces. Cependant, mesurer l'état de la biodiversité sur l'ensemble d'un territoire est difficile avec des approches de terrain alors que l'outil cartographique apparait comme une solution permettant d'estimer plus simplement le potentiel écologique de chaque élément paysager (Grafius et al., 2016, 2017; Saura & Pascual-Hortal, 2007a). En effet, à titre d'exemple, les cartes d'occupation des sols permettent d'estimer l'étendue des surfaces artificialisées et la pression anthropique associée mais aussi la distribution des surfaces et éléments naturels. Pour cela, différentes bases de données cartographiques existent en France et sont détaillées en Annexe 1. Toutes les analyses et manipulations de données ont été réalisées grâce au logiciel open source QGIS v.3.10 (Quantum GIS Development Team, 2019).

Quantum GIS - QGIS

Quantum GIS ou QGIS est un Système d'Information Géographique (SIG) libre et open source (. SIG multiplateforme (Windows, Mac OS, Linux), ce projet est développé depuis 2002 et fait partie des projets de la Fondation Open Source Geospatial. Intégrant la librairie GDAL ainsi que les modules de SAGA GIS et GRASS GIS, il permet de gérer des bases de données, traiter des images raster et des données au format vectoriel. Les modules d'OTB peuvent également être intégrés à QGIS facilitant le traitement des données et leur visualisation. De plus en plus utilisé du fait de son accès libre et des riches fonctionnalités qu'il contient, ses applications permettent de réaliser des analyses spatiales utiles dans de nombreuses disciplines comme l'économie, la géographie et l'écologie.

2.2.1. Construction d'une cartographie à l'échelle de la Vienne

Différentes bases de données sont disponibles gratuitement et utilisables facilement mais elles ont toutes des forces et des faiblesses (Annexe 1). En effet, les cartographies dites « prêtes à l'emploi » ont une résolution temporelle faible ou ne décrivent pas les éléments paysagers avec une résolution spatiale suffisamment fine pour décrire les haies par exemple. D'un autre côté,

les bases de données très précises ne fournissent pas toujours une couverture totale des éléments paysagers et présentent des zones peu ou pas décrites selon les territoires. Ainsi, après avoir identifié l'ensemble des bases de données les plus cohérentes avec nos problématiques de connectivité paysagère à fine échelle, nous les avons compilées afin d'obtenir une cartographie complète et à forte résolution spatiale sur notre zone d'étude.

Table 1 : Nomenclature de la cartographie d'occupation des sols de la Vienne

Type	Code	Composition
Bâti	111	Tout type de bâtiment
Surface urbaine	112	Tout type de surface urbaine (aérodrome, cimetière, terrain de sport, équipement de transport)
Tissu urbain diffus	113	OSO_2017_Tissu_Urbain du format vecteur : catégorie 41 (Tissu Urbain dense), 42 (Tissu Urbain diffus), 43 (Zone industrielle et commerciale). Pour obtenir uniquement les zones urbaines, les entités superposées aux *Bâti* ont été conservées (j*ointure spatiale*). Les entités ont également été retravaillées.
Réseau routier autoroutier	122	Tronçons de type autoroutier
Réseau routier principal	123	Tous les tronçons de route d'importance 1, 2 et 3 (respectivement d'importance Nationale, Régionale, Départementale)
Réseau routier secondaire	124	Tous les tronçons de route d'importance 4, 5 et 6 (respectivement d'importance Intercommunale, Communale, locale)
Réseau routier surélevé	125	Tous les tronçons de route dont la *Position au sol* est renseignée = 1
Réseau routier souterrain	126	Tous les tronçons de route dont la *Position au sol* est renseignée = -1
LGV	128	
Voie ferrée	129	Les tronçons de voie ferrée qui ne sont plus utilisés ont été enlevés
Voie ferrée surélevée	130	Tous les tronçons ferroviaires dont la *Position au sol* est renseignée = 1
Voie ferrée souterraine	131	Tous les tronçons ferroviaires dont la *Position au sol* est renseignée = -1
Cultures annuelles	211	Code RPG : 1 à 9 + 15
Cultures maraichères	212	Code RPG : 24 + 25
Vignes	221	Code RPG : 21
Vergers	222	Code RPG : 20 + 22
Prairies permanentes	231	Code RPG : 17 + 18
Prairies temporaires	232	Code RPG : 11 + 16 + 19
Jachères	233	Code RPG : 28
Forêt fermée	311	Classification de l'occupation du sol de l'IGN
Forêt ouverte	314	Classification de l'occupation du sol de l'IGN
Peupleraie & plantation	315	Classification de l'occupation du sol de l'IGN
Haie & élément connectant	316	Haies et bois selon l'occupation du sol de l'IGN
Landes	322	Classification de l'occupation du sol de l'IGN
Couvert végétal	325	Cette couche contient toutes les surfaces ne correspondant pas aux autres éléments paysagers (*e.g.* chemin/sentier, surface enherbée, terrain vague)
Eau	511	Réseau hydrographique de la BD Topo IGN

Cette compilation a nécessité une étape de prétraitement afin de modifier les données pour créer des zones tampons pour convertir les éléments linéaires en surfaciques par exemple puis

de créer une nomenclature proposant une résolution thématique capable d'identifier des éléments importants du paysage.

Pour cela, nous avons créé un code semblable à la nomenclature du CLC (Tab. 1). Enfin, compte tenu du fait que les cartographies sont en deux dimensions et que certains éléments paysagers peuvent se superposer (i.e., arbres et pelouses), il est nécessaire de hiérarchiser l'importance des éléments et de déterminer celui qui sera considéré sur les zones de superposition.

Les données qui ont été retenues sont : le réseau hydrographique, le bâti, les routes, voies ferrées et la végétation arborée de la BD Topo®, le RPG de l'année 2017, les catégories urbaines de la carte vecteur OSO. Cependant, ces données ont tout de même nécessité un traitement afin de les affiner et d'étalonner les résolutions spatiale et thématique notamment.

Traitement des données

Le **réseau hydrographique** (i.e., SURFACE_HYDROGRAPHIQUE), élément surfacique, n'a pas été modifié mais la description des zones humides a été améliorée grâce aux métadonnées de la BD Topo® en différenciant les surfaces naturelles des surfaces artificielles ou encore les zones en eau permanente des zones en eau temporaire (Tab. 2). À noter que la cartographie des mares de la Réserve du Pinail nous a été fournie par l'association de Gestion de la Réserve du Pinail, GEREPI, et a été intégrée au réseau hydrographique.

Le **bâti** (i.e., BÂTIMENT) et les **surfaces urbaines** (i.e., CIMETIÈRE, TERRAIN_DE_SPORT, AÉRODROME, EQUIPEMENT_DE_TRANSPORT), éléments surfaciques extraits de la BD Topo, n'ont pas été modifiés.

Les éléments linéaires des **routes** (i.e., TRONCON_DE_ROUTE) et des **voies ferrées** (i.e., TRONCON_DE_VOIE_FERREE) ont été transformés en éléments surfaciques en créant une zone tampon correspondant à la largeur de chaque tronçon renseignée en métadonnée. Nous avons attribué une largeur de 4 m pour les routes secondaires n'ayant pas de largeur renseignée. Concernant les voies ferrées, aucune largeur n'était identifiée, ainsi basée sur la photo-interprétation, une largeur de 5 m par nombre de voies pour les tronçons ferroviaires a été choisie et une largeur de 20 m pour les tronçons de **Ligne à Grande Vitesse** (LGV). En plus des tronçons de type autoroutiers, nous avons classé les tronçons routiers en 2 catégories selon

la colonne IMPORTANCE (i.e. niveau de fréquentation fourni par la Base de données) pour différencier les routes principales (importance 1, 2, 3 correspondants aux routes d'importance nationale, régionale et départementale respectivement) des routes secondaires (importance 4, 5, 6 correspondant aux routes d'importance intercommunale, communale et locale respectivement). Nous n'avons pas pris en compte les chemins de terre dans cette classification. Enfin que ce soit pour les infrastructures routières ou ferroviaires, un code a été rajouté pour les tronçons souterrains (identifiés par une valeur de -1 dans la colonne *Position au sol* (POS_SOL)) et pour les tronçons surélevés (identifiés par une valeur de 1 dans cette même colonne) (Fig. 18). Ces éléments, même s'ils sont plus perméables aux déplacements des organismes, sont tout de même perturbés par les nuisances dues aux transports. Ainsi, ils n'ont pas été supprimés de cette cartographie mais cela laisse la possibilité de les enlever puisque la cartographie est au format vecteur et contient tous les éléments cartographiques de manière superposée (à la différence d'un raster).

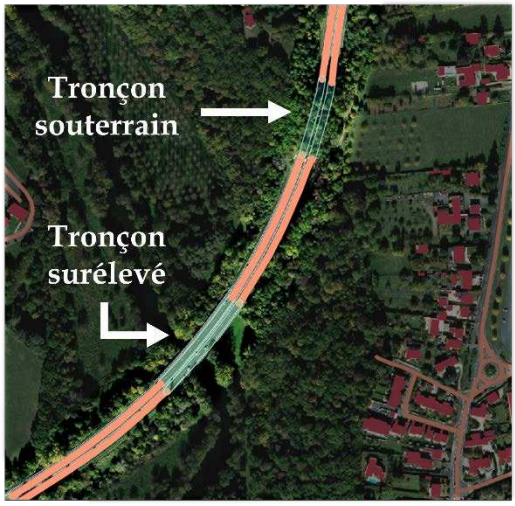


Figure 18 : Exemple de tronçons routiers souterrains et surélevés différenciés grâce aux métadonnées.

La **végétation arborée** a été classifiée selon les caractéristiques renseignées en forêt fermée, forêt ouverte, plantation & verger, landes et haie ou bosquet. Les données n'étant pas toujours à jour, notamment les haies, nous les avons vérifiées et actualisées à partir de la BD Orthophoto® de 2017 de l'IGN. En effet, cette base de données a été créée en 2010 et mise à jour au fil du temps pour certains éléments.

Le RPG de 2017 a été classifié à partir des codes de cultures en 7 catégories afin d'identifier **les cultures annuelles, les cultures maraichères, les vignes, les vergers, les prairies permanentes et temporaires et enfin les jachères**. Cependant, quelques erreurs dans les informations du RPG de 2017 ont été identifiées comme par exemple, de grandes parcelles classées en vignes mais qui en réalité étaient des cultures annuelles vérifiées par photo-interprétation avec la BD Orthophoto de 2017. Pour corriger ces erreurs, les polygones des parcelles agricoles ont été conservés et utilisés pour calculer à l'intérieur de chacun de ces polygones la culture principale à partir de l'OSO de 2016 à 2019 (Box 2).

Le tissu urbain diffus a été extrait de la couche OSO du Cesbio au format vecteur en conservant les entités des catégories « urbain dense » (code 41), « urbain diffus » (code 42) et

« zones industrielles ou commerciales » (code 43). Parce que ce produit issu de la télédétection contient quelques erreurs de classification, nous avons réalisé une jointure spatiale entre les bâtiments (issus de la BD Topo®) et le tissu urbain (extrait de l'OSO). Cette étape, chronophage et parfois difficile à exécuter à cause d'erreurs géométriques (Box 3), a permis d'éliminer les entités urbaines détectées à l'intérieur de parcelles agricoles.

Enfin un masque de **végétation herbacée** a été créé pour convertir les zones restantes en couvert végétal.

Box 2 : Prendre en compte les changements temporels

Dans l'optique d'améliorer la description des parcelles agricoles, la culture majoritaire de chaque carte OSO de 2016 à 2019 a été identifiée à l'intérieur de chaque polygone grâce à l'outil *Statistique de zone* sous QGIS. Les parcelles ont été catégorisées en 4 types de culture : i) les cultures annuelles contenant au moins 3 années sur 4 de culture annuelle, ii) les prairies temporaires contenant 2 ou 3 années de prairies, iii) les prairies permanentes contenant 4 années consécutives de prairies et iv) les vignes. Même si cette méthodologie présente certaines limites comme le fait de classer des petites parcelles sur la base de quelques pixels montrant parfois une incertitude, elle permet d'uniformiser les cultures agricoles sur la base d'une télédétection qui identifie très bien les 3 catégories ciblées (i.e., cultures annuelles, prairies, vignes) et produit une information plus fiable que celle du RPG.

Par extension, cette méthode de classification basée sur la somme des pixels des cartes OSO permet de construire des cartographies prenant en compte les variations spatio-temporelles à court terme. Les cartographies depuis 2016 sont directement comparables entre elles avec une résolution spatiale de 10m et permettent de prendre en compte l'évolution temporelle du paysage durant de 6 années (de 2016 à 2021). En réalisant cette approche, il est facile d'identifier les prairies temporaires mais également les coupes forestières ou les nouvelles zones urbanisées (Fig. 20). Des incertitudes s'opèrent en bordure d'éléments mais les grandes modifications sont bien visibles. Ainsi, les patchs d'habitat stables (e.g., prairies, forêts) peuvent être identifiés facilement des autres patchs ayant disparus ou apparus pour (potentiellement) expliquer des changements de distribution d'espèces et étudier les impacts des changements paysagers sur l'occurrence ou des déplacements des organismes (cf. chapitre 3).

Box 3 : Corriger les erreurs géométriques

De nombreux problèmes de géométrie ont été rencontrés (e.g., construction de la couche Tissu urbain diffus, code 113). Ces erreurs entrainent une incapacité de QGIS à manipuler, modifier et fusionner ces vecteurs. Les principales erreurs rencontrées étaient la présence de nœuds en doublons, de polygones de moins de 3 nœuds ou d'auto-intersection. Si l'outil *Vérifier les géométries* ne permettait pas de résoudre ces deux problèmes, les doublons restants étaient corrigés en utilisant *Simplifier les géométries* qui reconstruit les polygones en limitant les sommets (ou nœuds) par l'utilisation de la méthode de distance Douglas-Peucker avec une tolérance de 0.001. La présence d'auto-intersection, problème potentiellement rencontré lorsque l'on vectorise un raster, était corrigée par une simple zone tampon de 0 m de distance.

Suite à la compilation de ces différentes entités thématiques, celles-ci ont été hiérarchisées de la façon suivante (du premier-plan à l'arrière-plan) :

- l'hydrographie,
- le bâti,
- les voies ferrées,
- les routes,
- la végétation arborée,
- le RPG,
- le tissu urbain diffus de la carte OSO,
- un masque de végétation herbacée (toute zone ne correspondant pas à l'une des catégories précédentes a été classée en végétation herbacée).

Les cours d'eau et plans d'eau ont été mis au premier plan car plus importants que les routes pour les déplacements des organismes, de la même manière les routes ont été placées au-dessus de la végétation arborée qui elle-même a été positionnée au-dessus des parcelles agricoles.

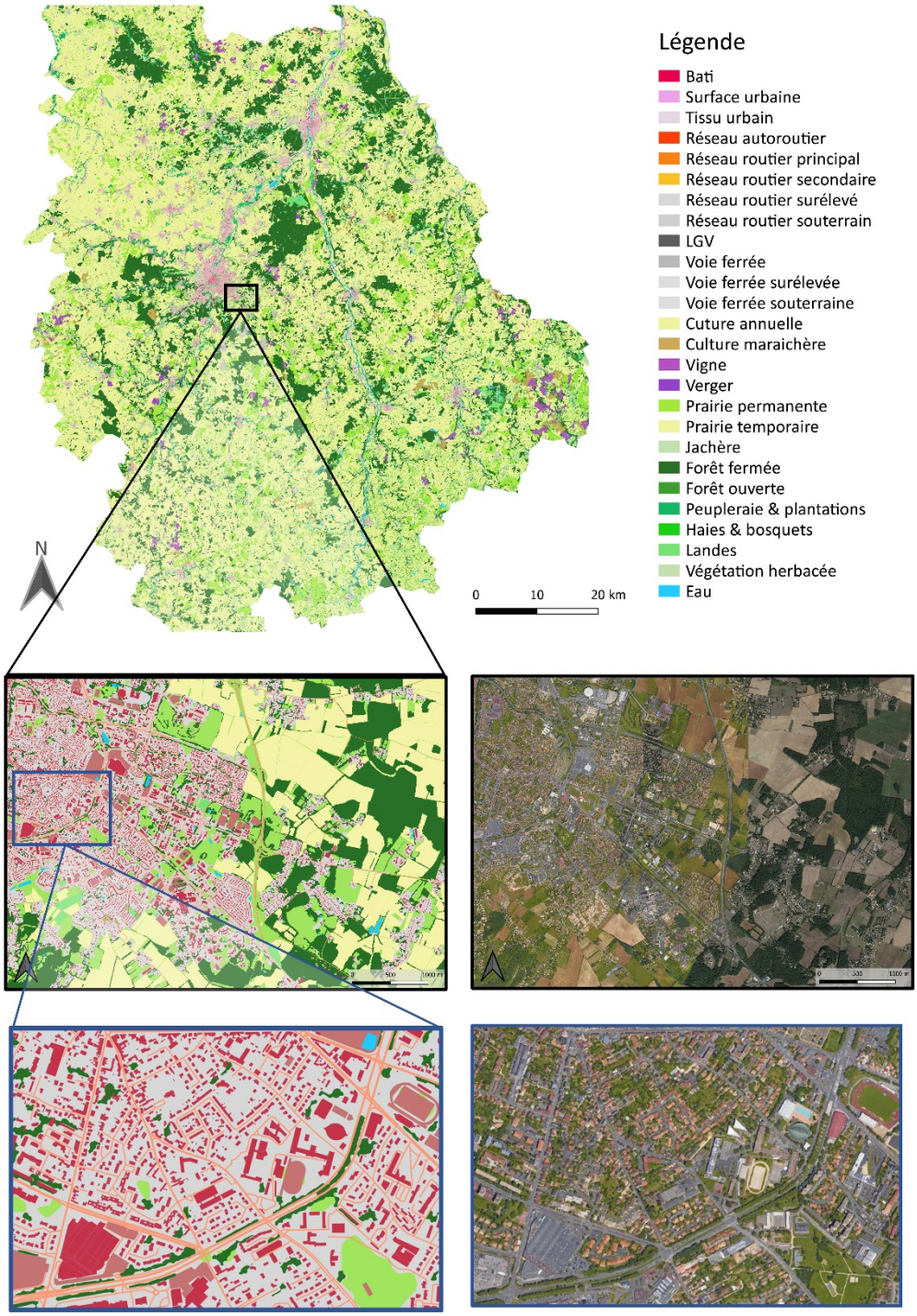


Figure 19 : Cartographie de la Vienne compilant les données de l'IGN, le RPG et l'OSO. Zooms sur l'interface urbain / rural et sur le milieu urbain.

La cartographie obtenue (Fig. 19), d'une résolution spatiale de 1m et contenant 26 classes thématiques va permettre dans le cadre de cette thèse de prendre en compte avec précision tous les éléments de l'occupation des sols et ainsi déterminer les réseaux écologiques en fonction des exigences écologiques des organismes face à chacun de ces éléments.

Une fois cette cartographie réalisée, nous avons observé et corrigé quelques aberrations. Tout d'abord, même si la codification de la nomenclature est très bien détaillée et se rapproche de celle du CLC qui fait foi à l'échelle européenne, elle comporte un désavantage au moment de la rasterisation, c'est-à-dire le processus de transformation d'un vecteur en raster. En effet, le fait d'avoir des catégories allant de 111 à 511 produit alors des rasters contenant ces valeurs et nous oblige à adopter au moins un encodage UInt16 alors qu'un encodage *Byte* fournit un raster plus léger (Box. 4). À faible résolution spatiale ou sur une petite étendue, les variations de poids des rasters ne sont pas très impactantes néanmoins à l'échelle d'un département ou à THRS cette information est à prendre en compte.

Table 2 : Nomenclature modifiée

Type	Code
Bâti	1
Surface urbaine	2
Réseau routier autoroutier	10
Réseau routier principal	11
Réseau routier secondaire	12
LGV	15
Voie ferrée	16
Culture annuelle	20
Vigne / Verger	21
Prairie permanente	30
Prairie temporaire	32
Forêt	40
Peupleraie & plantation	41
Haie & bosquet	42
Lande	43
Plan / Cours d'eau Permanent Naturel	50
Plan / Cours d'eau Permanent Non Naturel	51
Plan / cours d'eau Temporaire Naturel	52
Plan / cours d'eau Temporaire Non Naturel	53

Ainsi, nous avons modifié la nomenclature afin d'obtenir des valeurs allant de 0 à 255 permettant un encodage sur 8 bits non signés (*Byte*) allégeant les rasters produits (Tab. 2). À noter que des méthodes de compression de raster sont disponibles sous QGis mais peuvent altérer la valeur des pixels comme la compression JPEG qui est à éviter. Ainsi, nous avons modifié la nomenclature avec des valeurs allant de 1 à 53 afin de faciliter la rasterisation (Tab. 2).

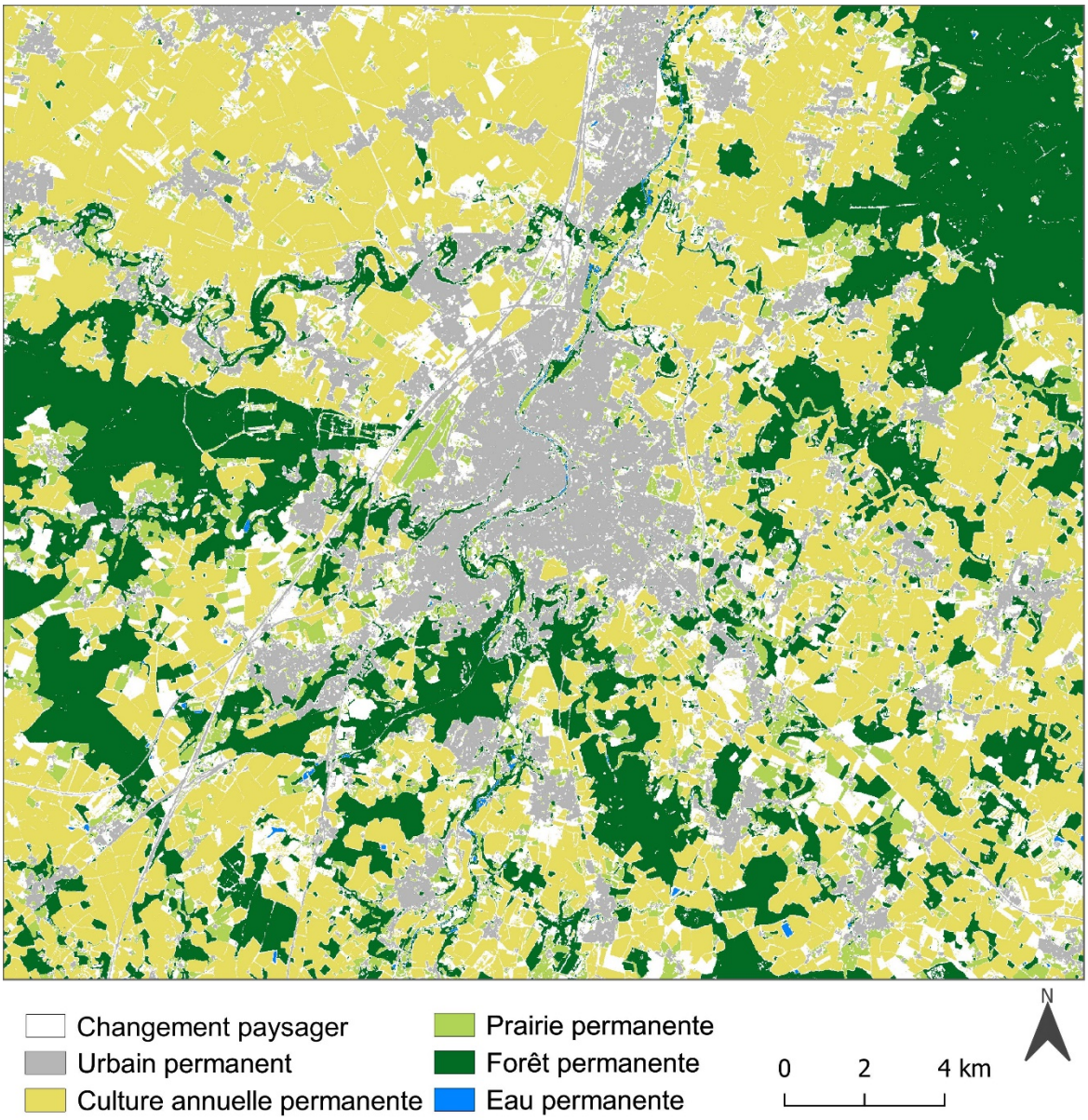


Figure 20 : Identification des éléments paysagers stables entre 2016 et 2019 et des zones de changement paysager en blanc.

Box 4 : encodage des images

L'encodage des images détermine les valeurs que peuvent prendre les pixels des rasters créés ou utilisés. Classiquement sous QGIS, il est possible d'adopter des encodages de type *Byte*, *UInt16, Int16, Float32* ou *Float64*. Ces formats d'encodage sont à adapter aux valeurs numériques à enregistrer et vont influencer le poids du raster en sortie.

En effet, un encodage sur 8 bits non signés (*Byte* sous QGIS) renseignera des nombres entiers allant de 0 à 255. Le type d'encodage *Uint16* (16 bits non signés) permet d'enregistrer des nombres entiers sur une plage de [0, 65 535] et le type d'encodage Int16 (16 bits signés) renseigne des nombres entiers sur une plage de [-32 767, 32 767]. Enfin pour des valeurs décimales, le format *Float32* (flottant) permet d'enregistrer des nombres décimaux de [-3.402823 x 10^{38}, 3.402823 x 10^{38}], à utiliser par exemple pour le calcul du Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) (cf. Box 5). Ainsi un format non adapté à la plage des valeurs cibles, les modifiera. À titre d'exemple, si l'on se base sur la nomenclature du CLC, les codes des milieux humides supérieurs à 500 prendront la valeur 255 si le raster utilise un encodage entier sur 8 bits non signés (valeurs de 0 à 255).

Enfin le poids d'un raster change considérablement selon l'encodage utilisé. Pour la cartographie d'occupation des sols de la Vienne à 10m de résolution spatiale, un encodage de type *Byte* produira un raster de 121 Mo contre 484 Mo pour un encodage de type *Float32*.

En ce sens, notre cartographie, produite à l'échelle du département de la Vienne (86), décrit très bien l'occupation du sol (bonne résolution spatiale et thématique) mais montre une faiblesse quant aux paysages urbains dont la complexité et l'hétérogénéité sont à l'origine d'une végétation sous représentée dans les bases de données ayant servi à la construction de cette première cartographie (Fig. 19). La vectorisation manuelle des éléments paysagers sous SIG étant très chronophage, il était nécessaire de se tourner vers des méthodes de télédétection afin d'améliorer la description du milieu urbain.

2.2.2. La télédétection en milieu urbain à THRS

Afin de compléter notre première cartographie issue de la compilation de bases de données institutionnelles existantes, nous avons développé une approche de classification orientée-objet appelée « GEOBIA » (Geographic Object-Based Image Analysis) pour détecter et améliorer la description spatiale de la végétation urbaine. Cette méthodologie a été focalisée sur la ville de Poitiers (79) et, à titre de comparaison, sur les villes de Niort (79) et de Châtellerault (86).

2.2.2.1. La BD Orthophoto de L'IGN

L'IGN produit des orthophotos de grande qualité et régulièrement depuis 1997. Ces images sont disponibles en vraies couleurs contenant les canaux rouge, vert et bleu et en version fausses couleurs (BD Ortho IRC – Infra-Rouge fausses Couleurs) composée des canaux infrarouge, rouge et vert. La résolution spatiale de ces BD Orthophotos est de 0.5 m et plus récemment les BD Ortho HR (Haute Résolution) disponibles ont une résolution spatiale de 0.2 m. Elles sont produites par 4 avions qui réalisent des prises de vues (ou photos aériennes) pour un département et pour une date appelées « missions ». Ces missions, menées généralement en trois jours pour des questions d'homogénéité, sont des survols de territoire généralement réalisés du 15 mai au 15 septembre au moment où le soleil est au-dessus d'un angle de 30° d'élévation. Chaque année 20 départements sont photographiés avec une fenêtre potentielle de 60 jours favorables sans compter les aléas météorologiques et climatiques. Ce timing serré, explique une orthophoto disponible tous les 3 ou 4 ans par département. Ces informations sont importantes puisqu'elles vont profondément influencer les images orthorectifiées par la phénologie des plantes ou encore les ombres portées. Les résultats entre départements seront donc plus hétérogènes qu'à l'intérieur d'un même département (voir partie 2.2.3.). Ainsi par une certaine homogénéité d'image au sein d'un même département, une méthodologie (e.g., Random Forest) développée sur une zone d'intérêt pourrait plus facilement être reproduite sur une autre zone du même département. Un autre avantage de travailler avec l'orthophoto de l'IGN, outre son accessibilité et sa mise à disposition gratuite, est de pouvoir obtenir des images à THRS sur l'ensemble du territoire français grâce aux nombreuses missions réalisées.

Dans le cadre de cette thèse, nous avons utilisé la BD Orthophoto de l'IGN correspondant à chacune des villes étudiées. Les images ont été acquises entre le 11 et le 15 octobre 2017 pour Poitiers (86) et Châtellerault (86) et le 19 mai 2018 pour Niort (79). Les capteurs embarqués par les avions de l'IGN ont produit des compositions en fausses couleurs d'une résolution spatiale de 0.5 m et comprenant trois bandes spectrales : un canal proche infrarouge (Pir), rouge et vert. Ces images utilisent une projection Lambert-93 (EPSG : 2154) basée sur le géoïde RGF93 (ellipsoïde IAG GRS 1980).

2.2.2.2. Logiciels utilisés

Orfeo Toolbox – OTB

La suite logicielle Orfeo Toolbox (OTB) est un projet open source initié par le Centre National d'Études Spatiales (CNES) depuis 2006. Cette librairie open source est aussi bien développée par des prestataires privés que par la communauté open source. Elle permet de réaliser de nombreux traitements de télédétection et est utilisable sur tout type d'appareil allant de serveurs de calculs informatiques à hautes performances jusqu'aux ordinateurs ordinaires. Multiplateforme, il est possible de l'installer sur Windows, Linux, Mac OS encourageant la communauté à l'utiliser largement. Les fonctionnalités d'OTB permettent d'accéder aux images (e.g., lecture, conversion, extraction), de réaliser des prétraitements comme l'orthorectification d'images, d'extraire des caractéristiques radiométriques, de textures, de formes mais aussi de réaliser des segmentations d'images et des classifications supervisées et non supervisées basées sur l'intelligence artificielle (Box 5) (Grizonnet et al., 2017). OTB est compatible avec QGis et contient également une interface graphique appelée *Monteverdi*. À noter que la carte d'occupation des sols OSO est produite grâce à une chaîne de traitement (iota2) qui utilise des fonctions d'OTB.

QGIS a également été utilisé dans la visualisation et la construction des produits de télédétection.

Box 5 : le machine learning

Depuis plusieurs décennies, on assiste à une explosion de l'utilisation de la télédétection et de l'intelligence artificielle, et ce dans de nombreuses disciplines comme en imagerie biomédicale, en astronomie, en microscopie ou en géosciences (Shukla et al., 2016, Hay & Castilla 2008, Wetzstein et al., 2020). L'intelligence artificielle est divisée en deux composantes qui diffèrent : le machine learning et le deep learning.

Le machine learning, appelé apprentissage automatique en français, représente l'intelligence artificielle qui a été la plus utilisée jusqu'à maintenant pour mener des classifications d'occupation des sols. On distingue deux types d'algorithmes de machine learning : i) des classifications non supervisées (e.g., K-means) et ii) des classifications (semi-)supervisés (e.g., Support Vector Machine (SVM), K-nearest neighbor (KNN), Artificial Neural Network (ANN), Random Forest (RF)). Les classifications non supervisées permettent de créer des groupes (ou clusters) en minimisant les variations intraclasse sans avoir besoin de créer ou d'étiqueter les catégories à reconnaitre. D'un autre côté, les classifications supervisées permettent de classifier des objets selon des catégories renseignées par l'utilisateur en amont. Actuellement ce sont généralement les classifications (semi-)supervisées qui sont utilisées en télédétection avec une préférence pour le Support Vector Machine et le Random Forest (Ma et al., 2017, De Luca et al., 2019, Neyns & Canters 2022, Rodriguez-Galiano et al., 2012, Dorigo et al., 2012, Puissant et al., 2014, Stumpf & Kerle 2011).

2.2.3. La classification orientée-objet ou GEOgraphic Object-Based Image Analysis

La chaîne de traitement développée et utilisée pour réaliser la classification dite orientée-objet est présentée dans la figure 21. Les principales étapes d'un GEOBIA sont :

- (i) l'étape de prétraitement des données (e.g., extraction des informations spectrales),
- (ii) la segmentation,
- (iii) la classification (via le machine learning (Box 4)) et enfin
- (iv) l'évaluation de la qualité de la classification.

Cette approche a été créée spécifiquement pour différencier les surfaces artificialisées de la végétation arborée et herbacée, la végétation étant sous représentée dans les bases de données existantes et notamment institutionnelles. Le manque de littérature utilisant une approche orientée-objet fut la plus grande difficulté pour mettre en place cette chaîne de traitement.

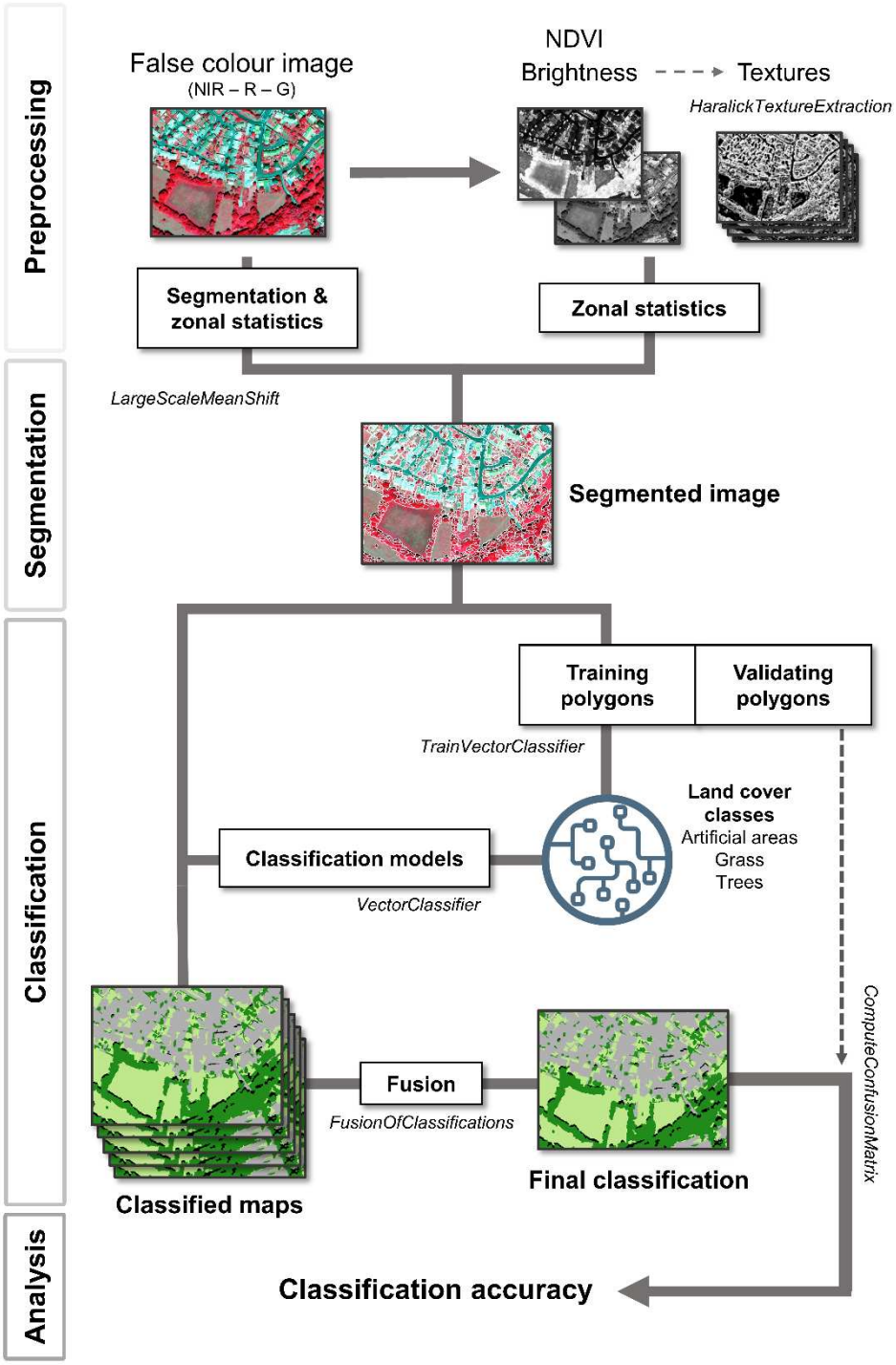


Figure 21 : Workflow développé à partir d'une image monotemporelle et présentant les principales étapes et algorithmes utilisés.

2.2.3.1. Le prétraitement des données et l'extraction d'informations

Cette étape est importante puisqu'elle va déterminer les informations sur lesquelles les différentes catégories d'occupation des sols seront classifiées. En effet, la précision d'une classification repose sur la séparabilité des catégories sur la base des caractéristiques étudiées. Une grande précision de classification est obtenue lorsque les variations interclasses sont élevées et les variations intraclasses faibles. Ces caractéristiques peuvent être spectrales, de textures, géométriques, contextuelles ou tridimensionnelles (Neyns & Canters, 2022; A. R. Shahtahmassebi et al., 2021).

2.2.3.2. Les caractéristiques spectrales

Les caractéristiques spectrales englobent les bandes spectrales qui composent l'image et qui peuvent être utilisées dans le calcul d'indices. Parmi ces indices, on peut distinguer le Normalized Difference Vegetation Index (NDVI – (Rouse et al., 1974)), un indice de télédétection très connu et largement utilisé pour quantifier l'activité chlorophyllienne (Crombette, 2016; Dorigo et al., 2012; Neyns & Canters, 2022; A. R. Shahtahmassebi et al., 2021). Le calcul de cet indice combine les bandes du proche infrarouge (Pir) et du rouge suivant la formule :

$$NDVI = \frac{Pir - Rouge}{Pir + Rouge}$$

En effet, comme présenté ci-dessus (partie 2.1.1.3.), la végétation renvoie plus de longueurs d'onde dans le Pir que dans le rouge. Ce ratio est compris entre -1 et 1, et permet de différencier l'eau qui a généralement des valeurs négatives, les surfaces urbaines ou les sols nus avec des valeurs proches de 0 et de la végétation aux valeurs positives (Box 6 – Fig. 22). En général, plus la valeur du NDVI est élevée plus la végétation est dense (Carlson & Ripley, 1997). De nombreux indices existent pour détecter la végétation comme le Leaf Area Index (LAI) qui est aussi très utilisé mais également des indices de détection d'eau (Normalized Difference Water Index – NDWI) ou de sol nu (Soil Adjusted Vegetation Index – SAVI).

Par ailleurs, la moyenne des différentes bandes spectrales (i.e., Pir, rouge, vert, bleu) composant les images notamment aériennes permet de calculer la luminance (ou *brightness* en anglais). La luminance, ou son équivalent : bande panchromatique pour les images satellites, sont souvent utilisées pour identifier les ombres ou calculer des textures (Stumpf & Kerle, 2011; Zhou et al., 2009). En effet, la bande panchromatique est captée sur une plage spectrale

large du visible, donc une information plus homogène que celle captée par une seule bande spectrale rouge. La luminance est une alternative pour se rapprocher d'une telle information.

Box 6 : Seuillage du NDVI

Il est possible d'adopter deux méthodes pour utiliser le NDVI dans l'identification et l'extraction de la végétation urbaine (Rouse et al., 1974). Tout d'abord, cet indice peut être calculé à partir du Pir et du rouge pour créer un raster en sortie. Par une méthode de seuillage en identifiant des paliers importants, il est possible de classifier le raster en trois catégories : les surfaces en eau (valeurs négatives), les surfaces urbaines ou imperméables (valeurs proches de 0) et la végétation (valeurs positives souvent supérieures à 0.1) (Fig. X) (Crombette, 2016). Afin de corriger l'effet poivre-et-sel du raster, il est possible d'exécuter une étape de simplification comme la fonction *Tamiser* sous QGIS qui permet de transformer la valeur des petits groupes de pixels isolés pour créer un raster plus homogène. La deuxième approche un peu plus complexe mais relativement simple est de réaliser une segmentation de l'image en utilisant OTB (algorithme *LargeScaleMeanShift*) en faisant varier ou non les 3 principaux paramètres (i.e., *saptial radius, range radius, Minimum Segment Size*). Les objets sémantiques ainsi créés sont ensuite utilisés pour calculer, à l'intérieur de chaque segment, la valeur moyenne du NDVI (Fig. 22). De la même manière, la méthode de seuillage permettra de classifier ces segments en 3 catégories.

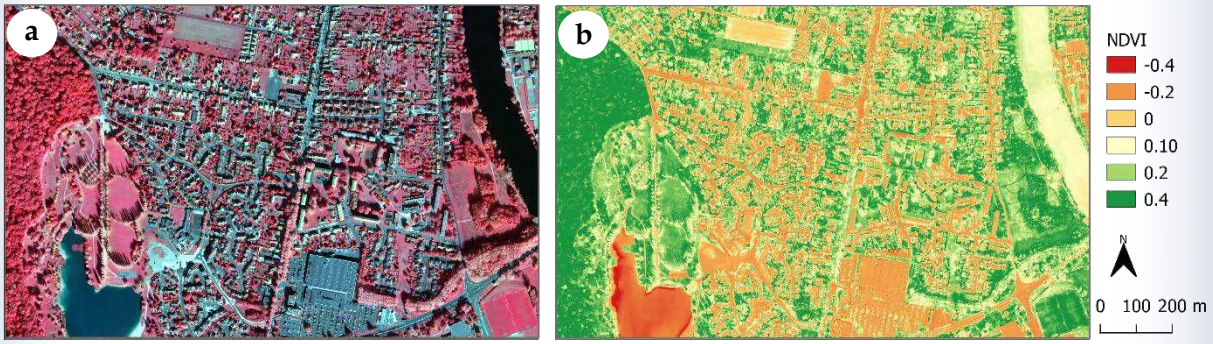


Figure 22 : Identification de la végétation par le NDVI (b) à partir de la BD Ortho IRC de l'IGN (a). La végétation (en vert) renvoie des valeurs de NDVI supérieures à 0.1, les surfaces imperméables (en orange) renvoient des valeurs proches de 0 et les surfaces en eau (en rouge) renvoient des valeurs négatives.

2.2.3.3. Les caractéristiques de texture

L'information spectrale contenue dans les bandes spectrales et les indices associés tels que le NDVI ne suffit pas à capter toutes les informations contenues dans une image ce qui peut rendre difficile la séparabilité (i.e., statistique) des éléments paysagers. Les textures sont donc souvent extraites de l'image pour améliorer l'identification des objets (Dorigo et al., 2012; Feng et al., 2015; Murray et al., 2010). La texture est décrite par Gonzalez & Woods (2002) comme étant une mesure de la rugosité, la régularité d'une région d'une image. Elle caractérise la manière dont chaque pixel est lié aux pixels voisins à l'intérieur d'une certaine fenêtre centrée autour du pixel. Pour quantifier statistiquement cette information, une matrice de cooccurrence des niveaux de gris (Gray Level Co-occurrence Matrix – GLMC) est calculée (Haralick et al., 1973; Nixon & Aguado, 2002). Cette matrice représente l'homogénéité spatiale autour de chaque pixel en fonction d'une taille de fenêtre glissante donnée. Les variations des niveaux de gris sont ensuite quantifiées dans la matrice et utilisées pour calculer les textures.

Dans le cadre de cette thèse, nous avons testé les textures de Haralick disponibles sous OTB. Ces textures sont classées en trois types de mesures à l'intérieur desquelles les textures sont fortement corrélées : les mesures statistiques (*statistic measure*), les mesures de contraste (*contrast measure*) et les mesures « d'ordre » (*orderliness measure*). Hall-Beyer (2017) a également montré que deux mesures d'un même groupe de mesures contiennent des informations visuellement différentes caractérisant : les bords visuels ou l'intérieur des patchs. (Fig. 23).



Figure 23 : Exemple des résultats des textures obtenues à partir de la luminance (a), la texture Energy qui caractérise plutôt l'intérieur des patchs, la texture Contrast qui caractérise plutôt les bords visuels.

Pour tester l'influence des textures sur la classification, la fonction HaralickTextureExtraction implémentée dans OTB a été employée en utilisant la luminance (i.e., moyenne du Pir, rouge et vert) pour extraire les 8 textures de Haralick communément utilisées à savoir *Energy* (aussi appelé *Angular Second Moment*), *Entropy*, *Correlation, Inverse Difference Moment* (aussi appelé *Homogeneity*), *Inertia* (aussi appelé *Contrast*), *Mean*, *Variance*, *Dissimilarity*. Puisque ces textures et leurs apports sont fortement influencés par la résolution spatiale de l'image et la taille de

fenêtre glissante utilisée, plusieurs tailles de fenêtre ont été déterminées (i.e., 7x7 pixels, 15x15 pixels, 31x31 pixels) afin de tester et d'obtenir la meilleure échelle pour augmenter la précision de classification. Les résultats ont montré de meilleures performances apportées par la fenêtre de 7x7 pixels. En effet, il est difficile de se fier aux valeurs utilisées dans les autres études puisque cette information et son apport dépendent de l'image étudiée en particulier la résolution spatiale. Néanmoins, pour une résolution spatiale de 0.5 m, une taille de fenêtre glissante de 5x5 à 11x11 pixels est généralement recommandée (Dupuy et al., 2020; Feng et al., 2015; Murray et al., 2010; Puissant et al., 2005).

2.2.3.4. Les caractéristiques géométriques

Les caractéristiques géométriques reposent sur la géométrie des objets créés. La taille, la forme, la compacité des objets peuvent différer entre catégories (Degerickx et al., 2020; Pu et al., 2011). Due à l'hétérogénéité spectrale des pixels, la segmentation aura tendance à créer des segments plus petits et moins compacts au niveau des arbres. En effet, les arbres présentent des valeurs plus hétérogènes ou des textures plus rugueuses alors que les segments plus compacts et grands caractériseront plus les pelouses ou les prairies qui présentent des pixels avec des valeurs similaires et un aspect plus lisse.

2.2.3.5. Les caractéristiques contextuelles

Les caractéristiques contextuelles vont prendre en compte des informations qui ne sont pas liées à l'objet mais aux objets proches de celui-ci. À titre d'exemple, la distance à l'arbre de plus proche ou la zone urbaine dans laquelle un arbre se situe peut aider à sa classification (Degerickx et al., 2020; Wen et al., 2017).

2.2.3.6. Les caractéristiques 3D

La hauteur des éléments au sol est une information précieuse en télédétection. Cette donnée est généralement obtenue grâce à la technologie LiDAR (Light Detection and Ranging) qui permet de générer un nuage de point caractérisant la hauteur des éléments à la surface du sol. Cette télédétection par laser permet de caractériser non seulement la hauteur des éléments au sol mais également la forme et la largeur des objets. Ces données restent souvent difficiles à obtenir car encore onéreuses à mettre en place. Néanmoins, l'IGN réalise actuellement une campagne qui vise à couvrir l'ensemble de la France afin de récolter ces données 3D en haute définition, c'est-à-dire avec une densité de données (i.e., nuage de point) élevée. N'ayant pas de données LiDAR disponibles sur nos zones d'études, nous n'avons pas utilisé ce type de donnée.

2.2.3.7. Les indices utilisés pour identifier la végétation urbaine

Afin d'améliorer l'identification de la végétation urbaine, des caractéristiques spectrales et de texture ont été utilisées. Nous avons calculé l'indice de végétation par différence normalisée (NDVI) (Rouse et al., 1974) décrit ci-dessus et particulièrement utile pour détecter tout type de végétation. La luminance a également été calculée comme la moyenne des canaux Pir, rouge et vert. Les segments sombres présentant des valeurs moyennes de luminance inférieure à 65 pour Poitiers et Châtellerault et 70 pour Niort, ont été identifiés comme des ombres et supprimés pour la suite de la classification afin d'améliorer la précision de celle-ci. Ces valeurs ont été choisies sur la base de l'histogramme des valeurs de luminance, méthode utilisée par Zou et al., (2009).

Nous avons calculé des indices de texture afin d'améliorer les performances des classifications. En effet, les textures sont utilisées pour améliorer la précision de la classification en aidant par exemple la distinction des strates de végétation ou les objets urbains (Dorigo et al., 2012; Feng et al., 2015; Marceau et al., 1990; Murray et al., 2010; Neyns & Canters, 2022; A. R. Shahtahmassebi et al., 2021; E. M. Wood et al., 2012). Dans le cadre de cette thèse, les textures ont été très utiles pour différencier la végétation herbacée qui présente un aspect plus lisse ou régulier, des arbres à l'aspect plus irrégulier ou rugueux. (Fig. 23). Grâce à l'algorithme *HaralickTextureExtraction* implémenté dans OTB, nous avons calculé 4 textures avec une fenêtre glissante de 7 x 7 pixels : *Energy* (mesure d'ordre - information de l'intérieur du patch), *Correlation* (mesure statistique - information de l'intérieur du patch), *Contrast* (mesure de contraste - information des bords visuels) et *Entropy* (mesure d'ordre - information des bords visuels). En considérant que les indices sont très corrélés au sein d'un même groupe de mesures mais également qu'ils peuvent mettre en évidence visuellement des informations différentes, un indice de chaque groupe a été sélectionné et un 4e indice a été rajouté afin d'obtenir 2 indices montrant plutôt les bords visuels et 2 indices montrant plutôt l'intérieur des patchs (Hall-Beyer, 2017).

2.2.3.8. La segmentation

L'étape de la segmentation consiste à identifier et à détourer des objets ou des segments. Les segments sont des groupes de pixels adjacents qui présentent des informations radiométriques similaires et forment des objets sémantiques (Blaschke, 2010; Blaschke et al., 2014). C'est une étape très importante de la classification orientée-objet qui détermine la forme des objets à classifier et influence la qualité de la classification (Đidelija et al., 2022; Gao et al., 2011; Jian Yang et al., 2015; Smith, 2010; Stumpf & Kerle, 2011). Les segments peuvent ensuite intégrer

les caractéristiques radiométriques de l'image (e.g. moyennes spectrales des canaux rouges, vert, bleu, proche-infrarouge), des bande-ratios (e.g., NDVI) ainsi que des caractéristiques texturales (e.g., textures de Haralick). Plus précisément, nous avons utilisé la fonction *LargeScaleMeanShift*, qui utilise une étape de lissage pour faciliter la procédure de segmentation. Cet algorithme se déroule en quatre étapes : i) l'algorithme *MeanShiftSmoothing* qui facilite la segmentation en lissant l'image ; ii) l'algorithme *LSMSSegmentation* qui constitue l'étape de segmentation ; iii) l'algorithme *LSMSSmallRegionsMerging* qui fusionne les segments inférieurs à une taille donnée (en pixel) aux segments voisins similaires; et iv) l'algorithme *LSMSVectorization* qui convertit la segmentation en un fichier vectoriel et calcule la moyenne et l'écart-type de chaque bande spectrale à l'intérieur des segments (Grizonnet et al., 2017).

Nous avons réalisé plusieurs tests pour évaluer l'influence de l'étape de lissage sur le résultat de la segmentation. Les valeurs élevées du paramètre *range radius* (i.e., portée du rayon) entrainent un plus fort lissage ce qui permet de créer des objets plus compacts et d'éviter une sur-segmentation en particulier à l'interface herbe/ombre (Fig. 24). Néanmoins, les paramètres standards (*spatial radius* = 5, *range radius* = 15) fournissent également une bonne segmentation.

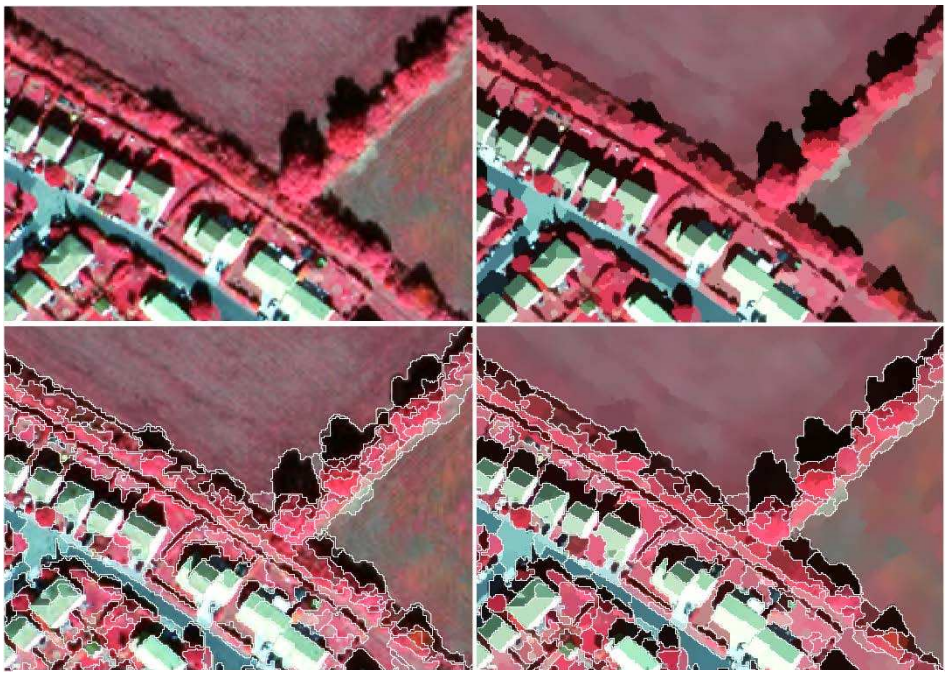


Figure 24 : Importance du lissage dans la segmentation. Image brute (en haut à gauche), image après l'étape de lissage (en haut à droite), segmentation avec un faible lissage (en bas à gauche), segmentation avec un fort lissage (en bas à droite).

Il est difficile d'évaluer statistiquement la qualité de la segmentation mis à part en évaluant les performances de la classification finale mais l'interprétation visuelle de la segmentation reste une méthode utile pour juger sa qualité (Clinton et al., 2010; Drăguț et al., 2014; Prošek & Šímová, 2019). En fonction des segments obtenus, il est facile d'estimer si un arbre est bien ou

mal segmenté et plus globalement quelles conséquences la segmentation aura sur la classification.

Les paramètres renseignés dans l'algorithme *LargeScaleMeanShift* étaient : un *spatial radius* (rayon spatial) de 5 pixels, un *range radius* (rayon de portée) de 28 pixels et une taille minimale de segment de 60 pixels. Ce seuil de 60 pixels a été choisi afin de limiter le nombre de segments créés tout en étant capable d'identifier la couronne des arbres petits et isolés.

Enfin, la valeur moyenne des bandes spectrales (i.e., Pir, rouge, vert, luminance, NDVI) et des textures (i.e., *Energy, Entropy, Contrast, Correlation*) a été calculée pour chacun des segments. L'écart-type a également été pris en compte pour la bande verte et les textures car la végétation herbacée présente généralement moins de variabilité spectrale et de texture que les arbres (Tab. 3).

Table 3 : Variables intégrées à chacun des segments

Raster	Type	Moyenne	Écart-type
Pir	Spectral	X	
Rouge	Spectral	X	
Vert	Spectral	X	X
Luminance	Spectral	X	
NDVI	Spectral	X	
Energy	Texture	X	X
Entropy	Texture	X	X
Correlation	Texture	X	X
Contrast	Texture	X	X

Les segmentations ont produit des résultats satisfaisants en créant des objets sémantiques cohérents avec la réalité (Fig. 25). Nous avons identifié des paramètres qui offraient un bon compromis entre sur-segmentation (i.e., création de trop nombreux segments) et sous-segmentation (i.e., création de trop peu de segments menant à une trop grande simplification des objets) à la suite des multiples tests réalisés. En comparaison avec les résultats de De Luca et al., (2019), seule étude ayant utilisé une segmentation MeanShift sous OTB à THRS au moment de la réalisation de nos travaux, nos résultats montrent de bonnes performances.

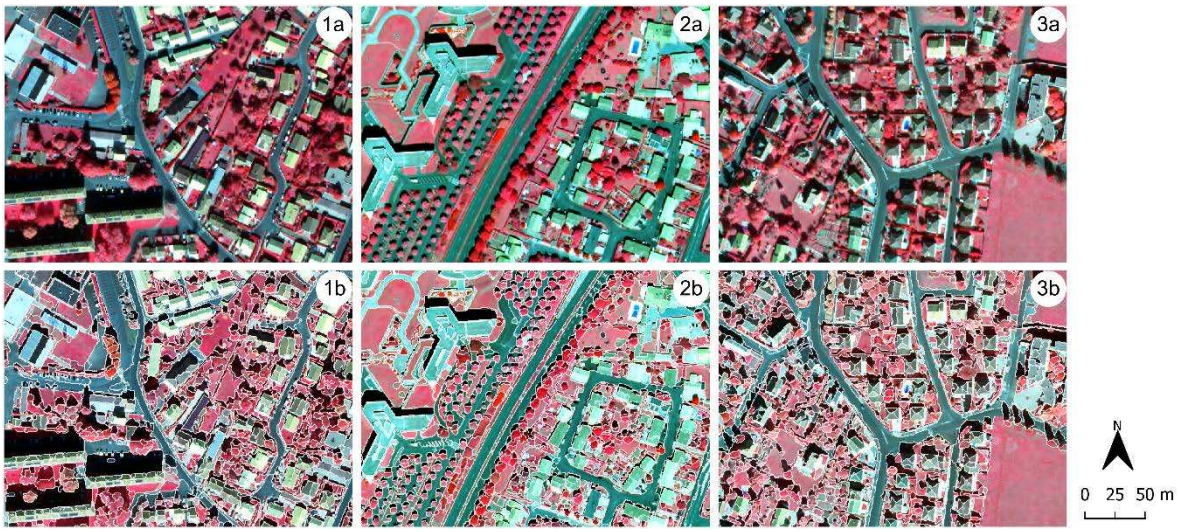


Figure 25 : Résultats de la segmentation (b) à partir des orthophotos (a) pour chacune des trois zones d'études : Poitiers (1), Niort (2), Châtellerault (3).

Cependant, les paramètres de l'algorithme *LSMS-Segmentation* doivent être inférieurs à ceux renseignés dans l'étape de lissage précédente (*LSMS-Smoothing*) comme conseillé dans le cookbook d'OTB. Dans la fonction *LargeScaleMeanShift*, les paramètres de l'étape de segmentation sont deux fois inférieurs à ceux renseignés en entrée.

Une fois cette segmentation réalisée il était plus aisé de détecter et retirer les ombres. En effet, comme expliqué ci-dessus, les segments avec de faibles valeurs de luminance, caractéristiques des zones d'ombre, ont été supprimés. Ils étaient au nombre de 167,000, 43,000 et 52,000 environ pour Poitiers, Niort et Châtellerault respectivement sur un total d'environ 940,000, 570,000 et 500,000 segments créés par l'étape de segmentation.

À noter que les segments d'ombres étaient plus grands pour Poitiers et Châtellerault en raison de la date d'acquisition de l'orthophoto de la Vienne. De plus, ces ombres étaient souvent confondues avec des segments d'eau, ainsi ces segments retirés contenaient à la fois des ombres 'vraies' mais également des portions d'eau qui montrent des valeurs de réflectance très faibles.

2.2.3.9. La classification Random Forest

Le Random Forest, introduit par Breiman (2001), est couramment utilisé en télédétection pour sa précision, sa robustesse, sa capacité à gérer de nombreuses variables et du peu de paramètres à régler (Feng et al., 2015; Ma et al., 2017). Cette méthode d'apprentissage combine des arbres de classification et de régression (CART ; Breiman et al., 1984) ainsi que le « bagging ». La méthode du *bagging* consiste à créer des arbres de décision entrainés sur une partie aléatoire des données et une partie aléatoire des variables. Chaque arbre de décision va produire une classification et l'ensemble des classifications donne un score de classification créant l'ensemble de règles de décision de la « forêt ». Les deux principaux paramètres du random forest sont le nombre d'arbres dans la « forêt » et la profondeur maximale de l'arbre (il correspond à un échantillonnage aléatoire des prédicteurs ou variables) (Box 7). Pour limiter les erreurs de prédiction du Random Forest, il est recommandé d'appliquer i) un sous-échantillonnage stratifié avec des sous-échantillons proportionnels à la surface de chaque classe tant pour la sélection des paramètres que pour l'estimation des erreurs de classification ainsi ii) qu'une procédure de validation croisée (Janitza & Hornung, 2018; Mitchell et al., 2011).

Box 7 : Paramétrage du Random Forest

Les paramètres à renseigner dans l'algorithme du Random Forest et à modifier selon les données d'entrée sont :

- **La profondeur maximale de l'arbre** (Maximum depth of the tree). Elle détermine le nombre de variables prédictives sélectionnées aléatoirement par arbre. Un faible nombre induit une faible capacité de prédiction mais également une faible corrélation entre chaque arbre dans la forêt. De plus, la valeur de cet indice influence le taux d'erreur de prédiction et une valeur égale à la racine du nombre de variables ou un tiers du nombre de variables est habituellement choisi (Rodriguez-Galiano et al., 2012 ; Janitza & Hornung, 2018).
- **Le nombre d'échantillons dans chaque nœud** (Minimum number of samples in each node). Selon le manuel de l'OTB, une valeur proche de 1% du nombre d'échantillons total est préférable.
- **Le nombre de clusters** (Cluster possible values of a categorical variable into K…). C'est le nombre de classes.
- **Le nombre d'arbres dans la forêt** (Maximum number of trees in the forest). C'est le nombre d'arbres qui se développent dans toute la forêt. Généralement le taux d'erreur (Out-of-bag error ou OOB error) diminue avec l'augmentation du nombre d'arbres jusqu'à un certain plateau au-delà duquel le taux d'erreur se stabilise quel que soit le nombre d'arbres. Globalement le nombre d'arbres à partir duquel une stabilisation des OOB est observée varie de 100 à 200. En général, plus il y a d'arbres, meilleure sera la précision ; en revanche le temps de calcul augmentera également.

Le taux d'erreur (out-of-bag error – OOB error) correspond au taux d'échantillons mal classifiés. Il est calculé à partir d'un tiers des données choisies aléatoirement et retiré de la construction de chaque arbre de classification. Cependant, il a été montré que l'OOB error est surestimé avec des paramètres équilibrés lorsqu'il y a peu d'échantillons et beaucoup de variables prédictives. Une stratification du jeu de données ainsi qu'un processus de validation croisée permet de limiter l'OOB error (Janitza & Hornung, 2018, Mitchell et al., 2011).

Après les tests empiriques, nous avons choisi une valeur de 250 arbres pour chaque forêt et une valeur de 4 pour la profondeur des arbres correspondant à un tiers du nombre des variables prédictives (Rodriguez-Galiano et al., 2012). Afin d'augmenter les performances des classifications, nous avons créé des sous-échantillons stratifiés combinant un processus de validation croisée comme réalisé par Dupuy et al. (2020). Le jeu de données d'apprentissage a été divisé en 5 sous-échantillons égaux (vecteurs contenant des polygones) pour produire 5 classifications distinctes : quatre sous-échantillons servent à l'apprentissage du modèle lorsque le 5e est utilisé en tant que jeu de données de validation. De cette manière, chaque sous-échantillon a servi de jeu de données de validation. Enfin les résultats des 5 classifications ont été fusionnés par un vote majoritaire (fonction *FusionOfClassifications*).

2.2.3.10. Les échantillons d'apprentissage et de validation

Le choix et la construction des vecteurs d'apprentissage ou polygones d'apprentissage (*training and validating vector or polygon*) représentent une étape importante de la classification puisque l'estimation des performances réelles du modèle en dépend (Congalton, 1991). Les polygones créés doivent représenter les variations statistiques de chaque catégorie sur l'ensemble de la zone étudiée.

Étant donné que la classification est menée sur les objets issus de la segmentation, nous avons sélectionné aléatoirement des polygones à partir de la segmentation pour les trois catégories ciblées : les zones artificialisées, la végétation arborée et la végétation herbacée (Tab. 4). En effet, il était plus pertinent de sélectionner des segments issus de la segmentation comme polygones d'apprentissage puisque leur configuration (i.e., forme géométrique) leur procure des caractéristiques fortement similaires, sinon identiques, aux autres segments à classifier. Créer des polygones d'apprentissage par vectorisation manuelle entraine des découpages différents des objets issus de la segmentation et donc contenant des caractéristiques radiométriques, de texture ou géométriques différentes. Les zones artificialisées contiennent les bâtiments et tout type de surface imperméable comme les sols nus, les parkings et les routes. La végétation intègre les pelouses, les friches et les jachères herbacées. La végétation arborée contient les grands arbres regroupés, les arbres isolés mais également la végétation arbustive présente dans les jardins. Ces segments ont été sélectionnés sur l'ensemble des trois zones d'études (Fig. 26) pour limiter l'impact de l'autocorrélation spatiale (Mannel et al., 2011).

Table 4 : Nombre de polygones d'apprentissage utilisés pour chaque classe et chaque ville.

Ville	Classe	Nombre de polygones
Poitiers		
	Surface artificialisée	1,134
	V. herbacée	350
	V. arborée	376
	Total	1,860
Niort		
	Surface artificialisée	1,370
	V. herbacée	626
	V. arborée	698
	Total	2,964
Châtellerault		
	Surface artificialisée	1,260
	V. herbacée	480
	V. arborée	700
	Total	2,440

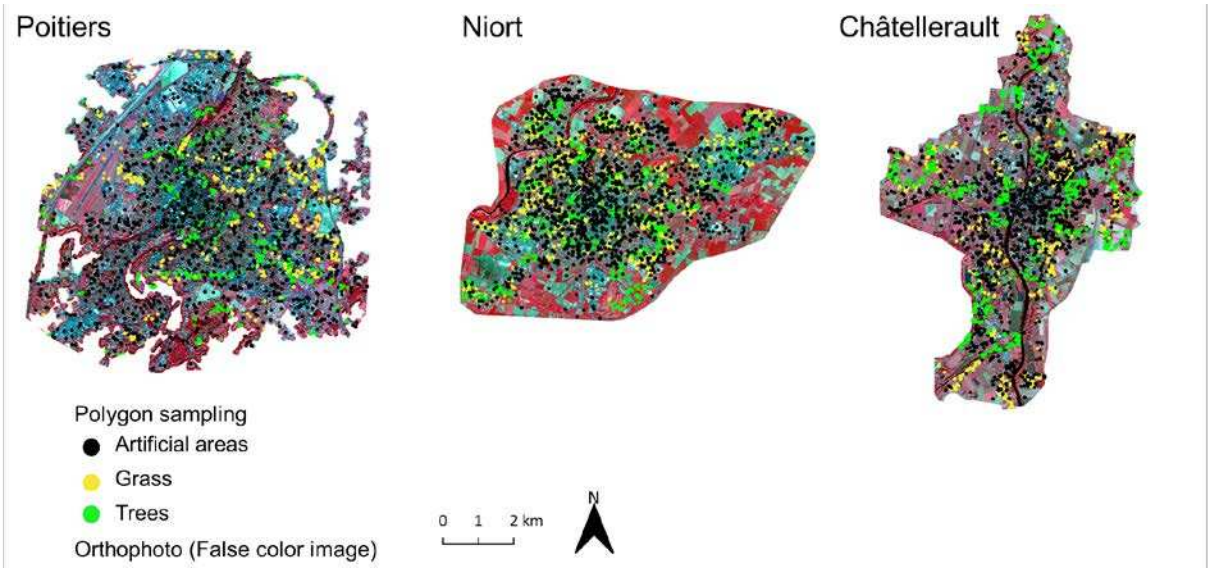


Figure 26 : Distribution spatiale des polygones d'apprentissage pour chaque ville étudiée : les surfaces artificielles (en noir), la végétation herbacée (en jaune) et la végétation arborée (en vert).

2.2.3.11. Les métriques de la classification

Afin de mesurer les performances de la classification, il est nécessaire de calculer plusieurs métriques reflétant la qualité globale du modèle ainsi que la qualité d'identification de chaque catégorie. Pour cela, les échantillons de validation (validating vector or polygons) sont utilisés comme données de contrôle ou de référence. À l'échelle globale, la précision globale (Overall Accuracy) identifie le pourcentage de pixels correctement classés. L'indice Kappa permet

quant à lui d'estimer la qualité globale du modèle à la manière de l'Overall Accuracy mais corrigé à la baisse en considérant qu'une classification aléatoire aurait également correctement assigné des pixels. À l'échelle des catégories, trois indices sont généralement calculés : la précision (precision aussi appelé Producer's accuracy), le rappel (recall également appelé User's accuracy) et le F-Score. Ces métriques sont basées sur une matrice de confusion créée à partir de l'assignation des polygones de validation pour chaque catégorie. Pour une catégorie, la précision est le pourcentage de pixels correctement classés à l'intérieur de celle-ci par rapport au nombre total de pixels classés dans cette catégorie. Cela renvoie donc à estimer la mesure dans laquelle cette catégorie est surreprésentée à tort car contenant des pixels d'autres catégories. Une précision proche de 100% n'aura ainsi que des pixels appartenant à sa propre catégorie. Une erreur d'omission peut être calculée pour chaque catégorie soit : 100 – le pourcentage de précision. Le rappel représente le pourcentage de pixels de cette catégorie assigné correctement à celle-ci. Cela renvoie donc à estimer la mesure dans laquelle cette catégorie est sous-représentée à tort car ayant des pixels classés dans d'autres catégories que la sienne. Un rappel proche de 100% signifiera que l'ensemble des pixels de cette catégorie ont été correctement assignés à celle-ci. Une erreur de commission peut être calculée soit : 100 – le pourcentage de rappel. Enfin le F-Score est la moyenne harmonique de la précision et du rappel. Cette métrique permet de considérer la performance globale de détection de chaque catégorie.

Pour chacune des trois villes considérées, les 5 sous-échantillons, créés pour augmenter les performances de la classification, ont été utilisés en tant que données de validation à partir de la classification finale obtenue grâce à la fusion des 5 classifications. La précision globale, l'indice Kappa ainsi que la précision, le rappel et le F-Score pour chaque catégorie ont été calculés. Nous avons ensuite calculé la moyenne des métriques et leur écart-type.

2.2.3.12. Résultats et performances des classifications

La méthodologie développée a produit de bons résultats de classification avec des scores élevés. Cela montre que l'approche utilisée est performante pour discriminer les trois catégories ciblées : les zones artificialisées, la végétation arborée et la végétation herbacée en milieu urbain. En effet, la précision globale atteint 95% pour Poitiers, 97% pour Niort et 98% pour Châtellerault et l'indice Kappa est de 0.90, 0.94 et 0.95 pour Poitiers, Niort et Châtellerault respectivement (Tab. 5). Ces résultats traduisent de bonnes performances au sein des catégories avec des tendances similaires entre les trois classifications. Les zones artificialisées sont bien détectées et montrent les meilleures performances avec des F-Scores de 94,6%,

97,24% et 99,8% pour Poitiers, Niort et Châtellerault respectivement (Fig. 27). La classification sur Poitiers montre une précision et un rappel légèrement inférieurs par rapport aux deux autres classifications mais les résultats restent très élevés. La végétation est également très bien détectée et montre peu de variabilité de ses métriques entre les classifications (valeurs moyennes) ainsi qu'au sein de chaque classification (écart-type). Enfin, la végétation arborée présente des résultats légèrement plus faibles avec des valeurs de précision et rappel d'environ 85% (Fig. 27). Cela traduit une sous-détection des arbres (de vrais segments d'arbres sont classés en tant que végétation herbacée ou surface artificialisée) ainsi qu'une surdétection des arbres (des segments de végétation herbacée et/ou de surface artificialisée sont classés dans cette catégorie).

Table 5 : Performances globales des classifications

Ville	Précision globale	Kappa
Poitiers	95.20 ± 0.86	0.90 ± 0.04
Niort	96.72 ± 4.61	0.94 ± 0.08
Châtellerault	98.10 ± 1.26	0.95 ± 0.01

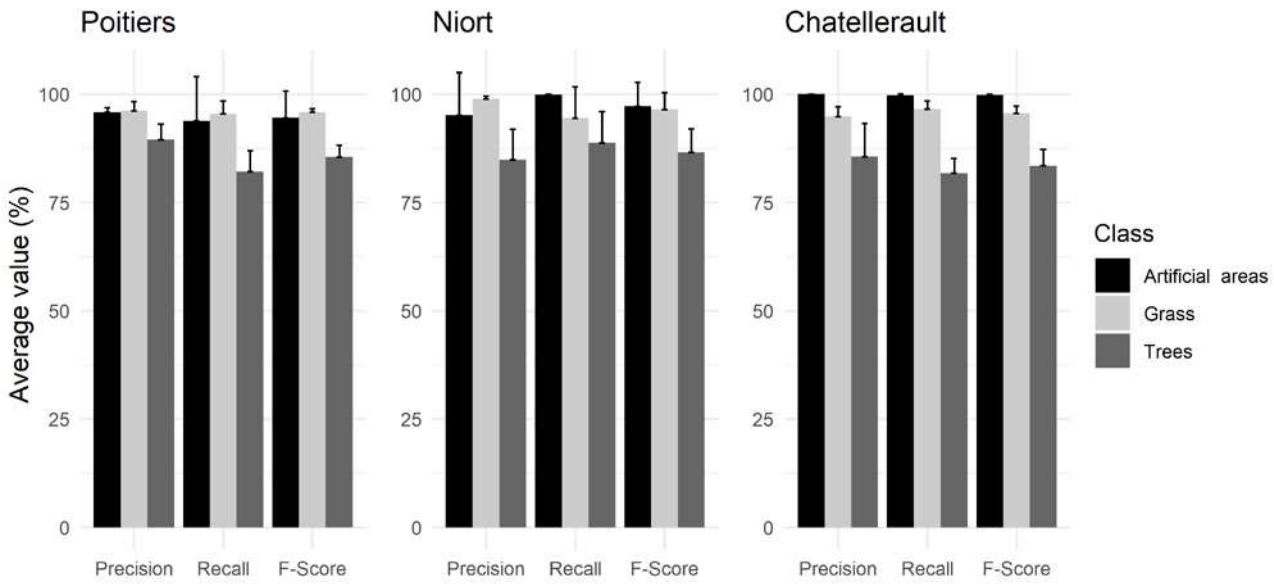


Figure 27 : Évaluation des performances de chaque catégorie pour les 3 classifications réalisées. La précision, le rappel et le F-Score ont été calculés pour les surfaces artificialisées, la végétation herbacée et la végétation arborée.



Figure 28 : Résultats des deux principales étapes de la classification orientée-objet : la segmentation créant des objets sémantiques (b) obtenue à partir de l'image IRC (a) et résultat de la classification identifiant les surfaces artificialisées en gris, la végétation herbacée en vert clair et la végétation arborée en vert foncé (c).

Les résultats élevés de classification, traduits par des indices Kappa et des F-Scores élevés, ont été obtenus grâce au faible nombre de classes ciblées mais également par l'utilisation de la résolution spectrale incluant le Pir et des textures, informations cruciales pour différencier les deux strates de végétation (Fig. 28) (Dorigo et al., 2012; Feng et al., 2015; Neyns & Canters, 2022; Puissant et al., 2014; A. R. Shahtahmassebi et al., 2021). Les F-Scores plus faibles des arbres indiquent une confusion plus grande avec la végétation herbacée. Cela vient principalement des structures difficiles à classifier telles que les jardins privés dans lesquels les arbustes et les petits arbres isolés représentent la transition entre les deux strates de végétation ciblées (Puissant et al., 2014).

Globalement, notre étude a montré qu'une méthode orientée-objet, relativement simple et largement utilisée en milieu urbain pour détecter la végétation urbaine (Neyns & Canters, 2022; A. R. Shahtahmassebi et al., 2021) était réalisable à partir de projets open source (i.e., QGIS, OTB), en utilisant des données libres d'accès sur le territoire français et permettait de différencier deux strates de végétation de manière fiable et surtout en l'absence de données LiDAR. Nous avons identifié plusieurs étapes et caractéristiques importantes pour obtenir de bons résultats à partir de ces outils. Tout d'abord l'utilisation du Pir est cruciale pour détecter la végétation (Dorigo et al., 2012; Puissant et al., 2014). En effet, la THRS des images combinées au Pir et au rouge ont permis d'identifier facilement des patchs de végétation de seulement quelques mètres carrés. Les images en vraies couleurs peuvent également fournir assez d'informations spectrales pour détecter la végétation mais la confusion avec d'autres types de surface peut être plus forte (Baker et al., 2018; Feng et al., 2015). L'intégration du NDVI en tant que variable prédictive n'est pas indispensable puisque ce ratio est basé sur deux informations spectrales déjà utilisées, c'est-à-dire le Pir et le Rouge. Ensuite, les indices de texture ont été particulièrement importants pour différencier la végétation arborée de la végétation herbacée. Les 4 indices de textures ont été utiles pour la séparation de ces deux catégories aussi bien en

calculant la moyenne de ces valeurs à l'intérieur de chaque segment que leur variabilité (i.e., écart-type) (Fig. 29). Ces indices semblent tous apporter une contribution non négligeable à la séparabilité des éléments, même si les textures *Energy* & *Entropy* appartiennent au même groupe de mesures (i.e., mesure d'ordre) et sont fortement corrélées. En effet, certaines études récentes utilisent une seule texture de chaque groupe de mesures mais calculée avec plusieurs tailles de fenêtre comme dans Dupuy et al. (2020) choisissant les textures *Contrast, Energy, Variance* avec des tailles de fenêtre de 5x5 pixels et 11x11 pixels. Néanmoins beaucoup d'études utilisent les 8 textures les plus communes de Haralick pour améliorer les performances des classifications malgré cette forte corrélation entre elles.

La segmentation représente également une étape importante puisqu'elle détermine la forme des objets et donc les caractéristiques qu'ils contiennent. Alors que l'étape de lissage était peu utile selon De Luca et al. (2019), nos prétests ont montré que son absence menait à une sur-segmentation créant des petits objets peu compacts. Par ailleurs, des petits segments à l'interface ombre/herbe aux caractéristiques similaires à ceux des arbres étaient créés et pouvaient conduire à la détection de faux segments arborés. En utilisant les paramètres jugés optimaux, notre segmentation a produit des objets plus sémantiques et compacts. L'obtention d'objets plus grands et compacts a mené à des performances de classification élevées, néanmoins il faut noter qu'une sur-segmentation est souvent préférable par rapport à une sous-segmentation afin d'obtenir de bonnes performances de classification (Gao et al., 2011; Jian Yang et al., 2015; Smith, 2010; Stumpf & Kerle, 2011). Par ailleurs, ces paramètres, identifiés comme optimaux dans notre étude, pourraient ne pas l'être en utilisant des images aux caractéristiques différentes puisque la segmentation est fortement influencée par la résolution spatiale de l'image et ses caractéristiques spectrales (G. Chen et al., 2018). Enfin l'heure et la date d'acquisition des images influencent également les résultats (De Luca et al., 2019; Wulder et al., 2008). En effet, les images de Poitiers et Châtellerault prises en octobre montrent des ombres portées plus étirées que celles des images de Niort prises en mai. Ces surfaces ombragées ne peuvent pas être classifiées correctement ce qui diminue les surfaces analysées et classifiées. De plus, en raison de la phénologie des plantes, la végétation herbacée et la végétation arborée présentaient des valeurs spectrales plus proches, les pelouses étant très vertes. Certains arbres feuillus commençaient aussi à perdre leurs feuilles. L'utilisation des textures se révèle encore plus utile dans un tel cas. Concernant les images de Niort, la végétation herbacée était sèche et présentait des caractéristiques spectrales plus différentes de celles des arbres. Cela explique que les catégories étaient plus distinctes comme le montre l'ACP (qui a pour objectif de regrouper les entités selon les variables statistiques étudiées, ici

les valeurs radiométriques et les textures) où les nuages de points sont mieux délimités pour Niort que pour Châtellerault (Fig. 29).

Même si notre approche d'évaluation des modèles est pertinente, elle montre certaines limites liées au fonctionnement d'OTB ainsi qu'à l'approche de sous-échantillonnage et de validation croisée utilisée. Les échantillons de validation utilisés ont été impliqués dans la construction du modèle de classification final, ce qui peut être discutable puisqu'en général il convient d'utiliser un jeu de données indépendant de la classification (Congalton, 1991; Rodriguez-Galiano et al., 2012). Néanmoins le point le plus discutable vient du fait que ce sont des segments créés lors de la segmentation qui ont été utilisés. Or ces polygones n'avaient pas la même surface et les performances sont évaluées sur le nombre de pixels correctement classés et non sur le nombre de polygones correctement assignés. Cela viendrait expliquer le fait que la végétation herbacée ait de bien meilleurs indices que la végétation arborée puisque les segments de végétation herbacée comportent des segments de grandes tailles et compacts incluant de nombreux pixels à la différence de la végétation arborée composée de segments de petite taille et peu compacts. Concernant les segments de surface artificialisée, les confusions avec la végétation sont plus rares donc les indices sont potentiellement moins biaisés malgré des différences de tailles de polygones de validation. Par ailleurs, fusionner les indices obtenus (OA, Kappa, Précision, Rappel, F-Score) n'était pas très intuitif et cela compromettait l'obtention de matrices de confusion. Le problème étant que la méthode de construction des échantillons d'apprentissage est propre à chaque étude (pas de méthode universelle) et qu'elle est parfois peu décrite ou n'est pas claire. De plus, le fait d'utiliser l'approche de sous-échantillon stratifiée combinée au processus de validation croisée n'a pas facilité l'évaluation de nos résultats. Dupuy et al. (2020), étude sur laquelle nous nous étions basés, n'expliquait pas comment les métriques avaient été obtenues en particulier avec l'approche utilisée. Ainsi une approche différente de contrôle de qualité des modèles a été adoptée dans les classifications présentées dans la partie 2.4.2.4. (mais aussi plus complexe en raison des milieux étudiés et des approches utilisées) tout en conservant la méthode de sous-échantillons stratifiée et le processus de validation croisée.

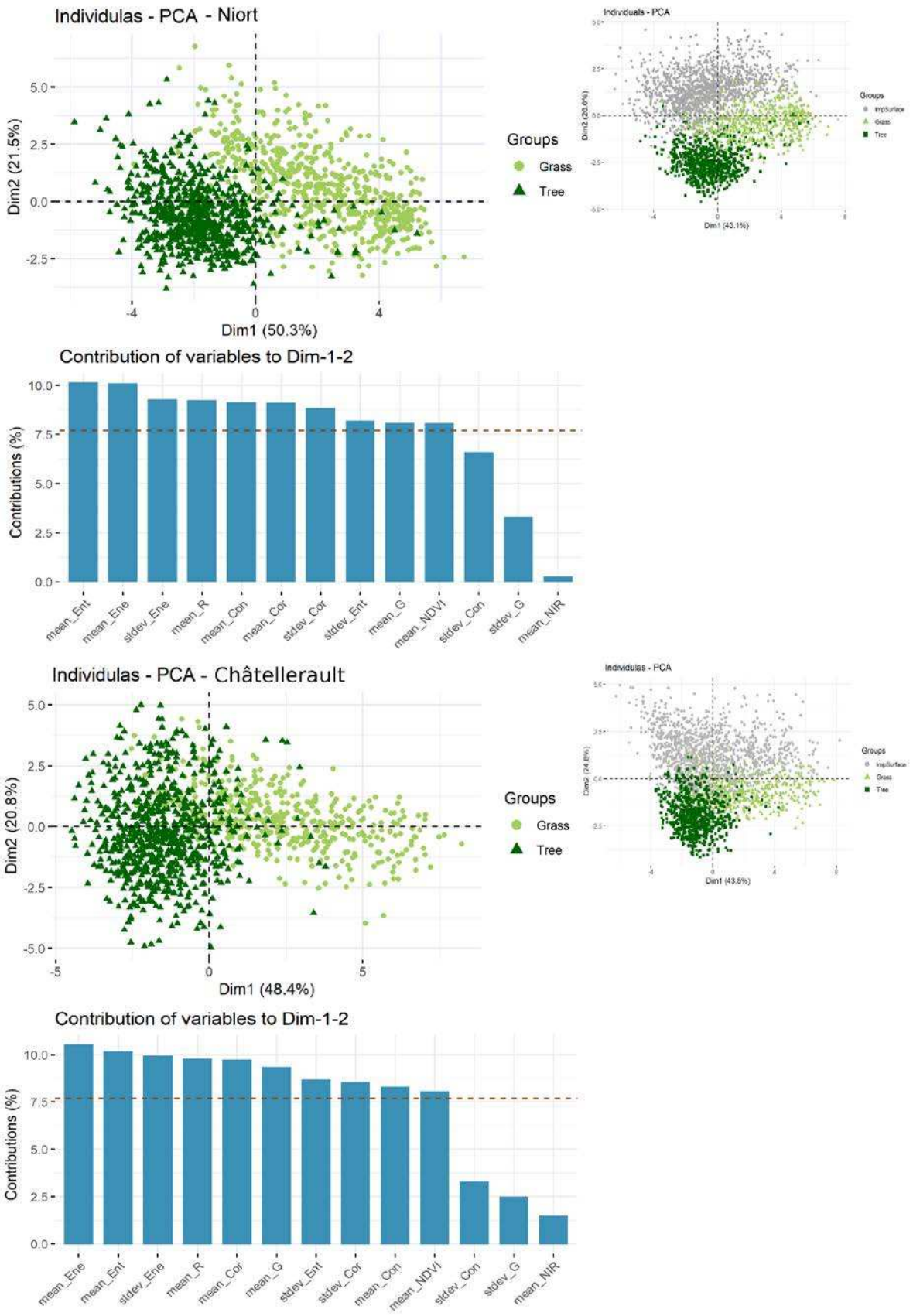


Figure 29 : Analyse de la séparabilité des catégories étudiées et notamment entre la végétation herbacée et arborée via une analyse en composantes principales (ACP) basée sur les variables utilisées pour créer les règles de décision du Random Forest.

2.2.4. Extraction de l'information cachée : la végétation à l'ombre des caméras

Comme énoncé plus haut, l'heure et la date d'acquisition des images impactent fortement la quantité de surface cachée de la lumière directe, rendant l'analyse des textures inutile pour ces zones. Néanmoins ces zones ne sont pas vides d'informations et contiennent des informations spectrales exploitables lorsqu'elles sont extraites et/ou corrigées. Pour les images de Poitiers comportant des ombres portées largement étirées, nous avons réalisé un traitement d'images afin de récupérer la végétation cachée dans ces zones d'ombres. De nombreuses méthodes ont été développées et dépendent du type d'image (aérienne, satellite) et du type d'approche pour identifier et/ou recouvrir / récupérer l'information cachée (Adeline et al., 2013; A. Shahtahmassebi et al., 2013). Les approches que nous avons étudiées se focalisaient principalement sur l'identification des ombres plutôt que l'objectif de « désombrage» à partir de techniques de recouvrement d'informations. Ces dernières ont pour but de recouvrir les caractéristiques spectrales après avoir identifié ces zones d'ombres (Shahtahmassebi et al., 2013).

2.2.4.1. Identifier et extraire les ombres

Afin d'identifier et d'extraire les zones d'ombres il est possible d'utiliser une approche d'analyse de pixels classique ou une approche orientée-objet. Pour manipuler des images aériennes aux caractéristiques spectrales communes (i.e., Pir, rouge, vert, bleu), des méthodes assez simples peuvent être adoptées. Ces images ne contiennent en général pas d'informations 3D ni de données atmosphériques. Ainsi, ces indices doivent se baser sur l'analyse des bandes spectrales par des « approches basée-propriétés » suivies d'une méthode de seuillage (Ngo et al., 2014).

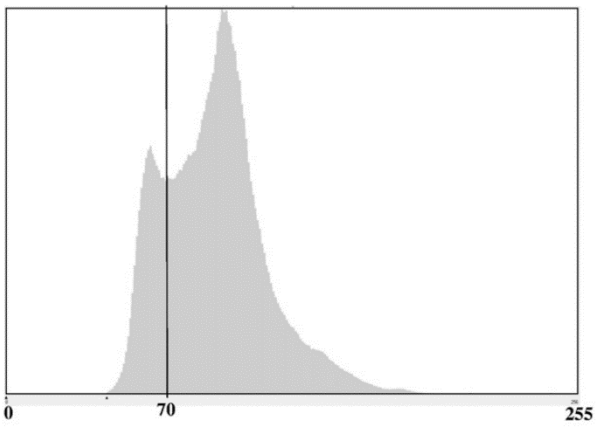


Figure 30 : Histogramme de la luminance (i.e., moyenne des bandes Pir, rouges, Vert) calculé à l'échelle du raster. (Figure extraite de Zhou et al., 2009).

De manière simple, la luminance peut être calculée comme étant la moyenne des bandes spectrales étudiées. Cette information permet d'identifier les surfaces globalement plus sombres par méthode de seuillage. Les méthodes de seuillage peuvent être réalisées par une analyse de l'histogramme des valeurs spectrales comme développé par Zhou et al. (2009) ou Chen et al. (2007). En effet, les ombres sont assez facilement identifiables car représentées par une partie distincte (i.e., premier pic) du spectre des valeurs (Fig. 30).

Les espaces de couleurs *c1c2c3* sont également utilisés pour identifier les zones d'ombres (Arévalo et al., 2008; Sarabandi et al., 2004). Ce sont des indices de transformation non linéaire calculés à partir des informations spectrales rouge, verte et bleue suivant les équations :

$$c1 = arctan(\frac{R}{max\{G,B\}})$$

$$c2 = arctan(\frac{G}{max\{R,B\}})$$

$$c3 = arctan(\frac{B}{max\{R,G\}})$$

Parmi ces trois indices, la composante *c3* est particulièrement intéressante lorsqu'on la combine avec une méthode de seuillage car elle fournit généralement de bons résultats pour identifier les zones d'ombres combinées (Adeline et al., 2013; Arévalo et al., 2008; Ngo et al., 2014; Sarabandi et al., 2004; A. Shahtahmassebi et al., 2013).

La difficulté d'identifier les ombres réside également dans la confusion avec les surfaces en eau qui montrent des valeurs spectrales très faibles. Cependant des approches orientées-objet ont montré de bons résultats de classifications dans la différenciation de ces deux éléments d'occupation des sols (He et al., 2016). Des indices combinant les bandes spectrales peuvent aussi être calculés pour augmenter la séparabilité de ses deux catégories comme développé dans Chen et al. (2007) et recouvrir les valeurs numériques des zones d'ombres. Parmi les méthodes utilisables pour recouvrir les valeurs numériques au sein des ombres, une correction linéaire peut être calculée suivant la fonction (Sarabandi et al., 2004) :

$$DN_{recovered} = \frac{\sigma_{nonshadow}}{\sigma_{shadow}} (DN_{shadow} - \mu_{shadow}) + \mu_{nonshadow}$$

où DN est la valeur numérique du pixel, μ est la valeur moyenne et σ est l'écart-type des régions d'ombres et de non-ombres. Cette approche est relativement simple puisqu'elle ne

nécessite pas de données extérieures à l'image elle-même telles que des données atmosphériques ou des caractéristiques de prise de vue de l'image (e.g., orientation, caméra).

2.2.4.2. Extraire la végétation de l'ombre

Ngo et al. (2014) ont extrait les ombres à partir de la composante *c3* de l'espace couleurs *c1c2c3* combinée à la luminance (moyenne du Rouge, vert et Bleu) à partir d'images aériennes vraies-couleurs. Dans cette étude, les auteurs proposent une méthodologie d'extraction de la végétation et des ombres à partir d'une image vraies-couleurs seulement. En l'absence de Pir, d'autres indices peuvent être calculés pour détecter plus facilement la végétation tels que l'indice ExGreen (Excès de vert), l'indice ExGR (excès de vert moins excès de rouge) (Meyer & Neto, 2008). Lorsque des données plus informatives sont disponibles telles que le Pir et/ou des données LiDAR, il est d'autant plus facile d'extraire la végétation ombragée voire de différencier ses strates (Zhou et al., 2009).

Méthodologie adoptée pour Poitiers pour extraire la végétation des zones d'ombres

Après avoir testé la composante *c3* de l'espace couleurs *c1c2c3* qui produisait des résultats intéressants, nous avons préféré la méthode plus simple utilisant la luminance (Ngo et al., 2014). Basé sur un seuillage des valeurs de luminance des pixels inférieures à 65 (selon le pic de l'histogramme), l'ensemble de ces pixels a permis de découper l'image IRC pour en conserver uniquement les zones d'ombre. Une fois ce découpage réalisé, il était très intéressant d'observer que les informations spectrales pouvaient facilement permettre d'identifier la végétation des surfaces non végétalisées (Fig. 31). Ce nouveau raster a ensuite été utilisé pour calculer le NDVI suivi d'une étape de seuillage afin de trouver les valeurs de NDVI qui ont permis de produire un masque binaire optimal comportant les espaces végétalisés et les espaces non végétalisés.

Une approche d'extraction orientée-objet aurait pu être réalisée permettant de s'affranchir de l'effet poivre-et-sel produit par une approche pixel plus classique. Le recouvrement des valeurs numériques des pixels obtenu par la correction linéaire présentée ci-dessus n'influençait pas réellement les résultats de seuillage du NDVI. En revanche, il serait intéressant de tester les performances de classification d'une image corrigée par cette formule notamment au niveau des zones d'ombre corrigées. Ces pixels montreraient probablement encore une forte hétérogénéité avec les zones en lumière directe et l'utilisation de notre approche, en particulier des textures, pourrait

les classifier en tant que végétation arborée. Ajouter des catégories supplémentaires « végétation arborée ombragée » et « végétation herbacée ombragée » pourrait potentiellement améliorer leur différenciation. Enfin la végétation arborée à l'ombre présente généralement des valeurs spectrales plus fortes que celle de la végétation herbacée, ce qui faciliterait leur différenciation.

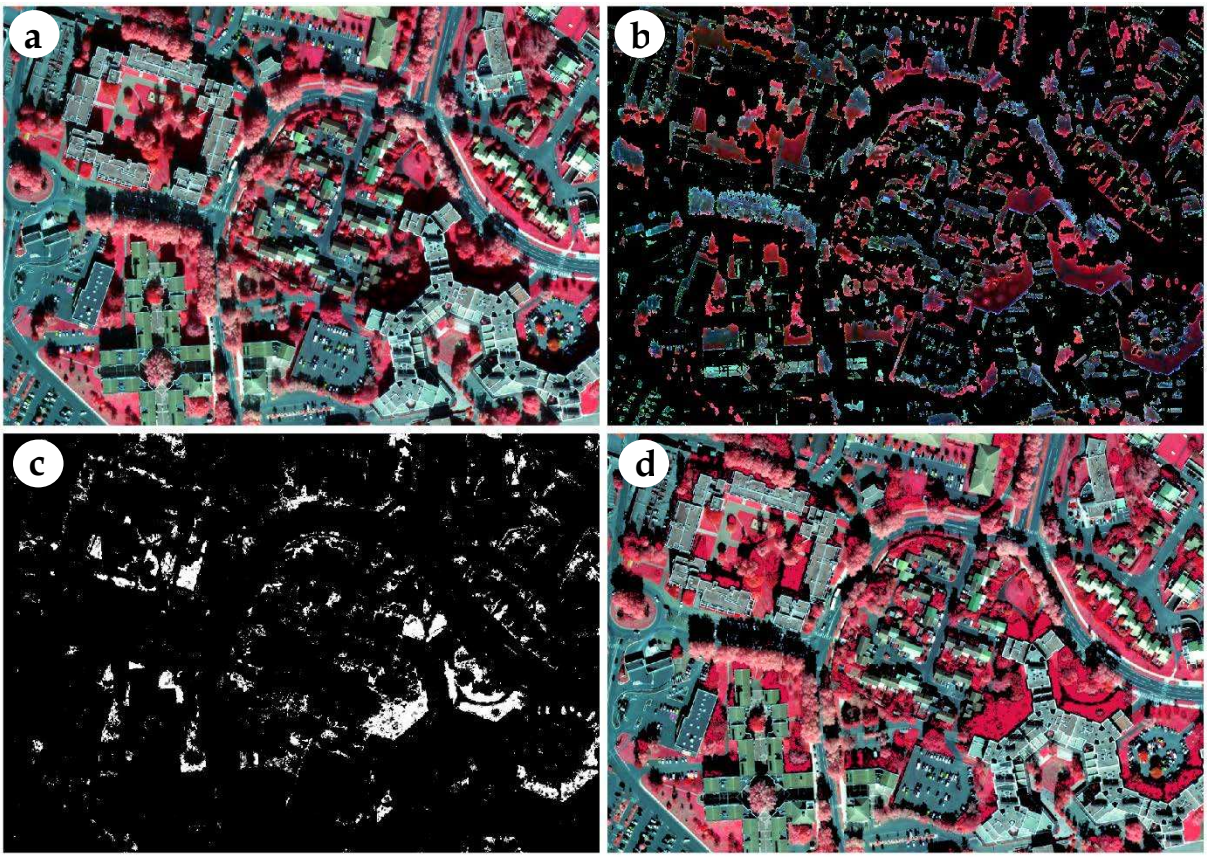


Figure 31 : Etapes de l'extraction de la végétation en zones d'ombres : Isolement des surfaces ombragées (b) à partir d'une image IRC (a), calcul et seuillage du NDVI (c) et ajout de la végétation extraite à l'image originale (d).

Ces surfaces ont donc été ajoutées à la classification de Poitiers et catégorisées en tant que végétation herbacée. En effet, il a été préféré de sous-estimer la végétation arborée en classifiant ces zones comme végétation herbacée plutôt que l'inverse. Même si cette confusion règne, cette végétation que l'on pourrait qualifier de globale apporte une information non négligeable sur les surfaces urbaines végétalisées (Fig. 31). Cette méthodologie tout de même chronophage n'a pas été réalisée sur les zones de Niort et Châtellerault.

2.2.5. Résultats des cartographies finales

Les produits issus des classifications orientées-objet viennent compléter l'information manquante principale des premières cartographies réalisées à savoir : la végétation herbacée et la végétation arborée. Celles-ci ont donc été ajoutées aux cartographies, issues de la compilation des données institutionnelles, en veillant à prioriser (c'est-à-dire conserver au premier plan) le bâti, le réseau hydrographique ainsi que les infrastructures de transport (i.e., routes et voies ferrées).

Ainsi pour chaque ville, deux niveaux de précision cartographique sont disponibles, un niveau basique (« carte brute », Fig. 32b) avec peu de végétation urbaine et un niveau amélioré comportant les deux strates de végétation télédétectées (Very High Resolution stratified vegetation map – VHRsvm, Fig. 32d). De plus, un troisième niveau de précision « intermédiaire » identifiant la végétation globale a été créé. Pour cela, les deux strates de végétation (issues de la classification orientée-objet) ont été fusionnées en « végétation globale » (Very High Resolution vegetation map – VHRvm, Fig. 32c). En effet, produire cette couche permet de se rapprocher des résultats fournis par un NDVI seuillé identifiant tout type de végétation (Box X). Notre volonté était également de montrer l'apport d'un indice de végétation aussi simple que le NDVI dans la construction de cartographies urbaines. En effet, la réalisation d'une classification orientée-objet demande certaines compétences, chronophages à obtenir.

Finalement, trois niveaux de précisions cartographiques ont été obtenus pour les trois villes étudiées et sont présentés en Fig. 32.

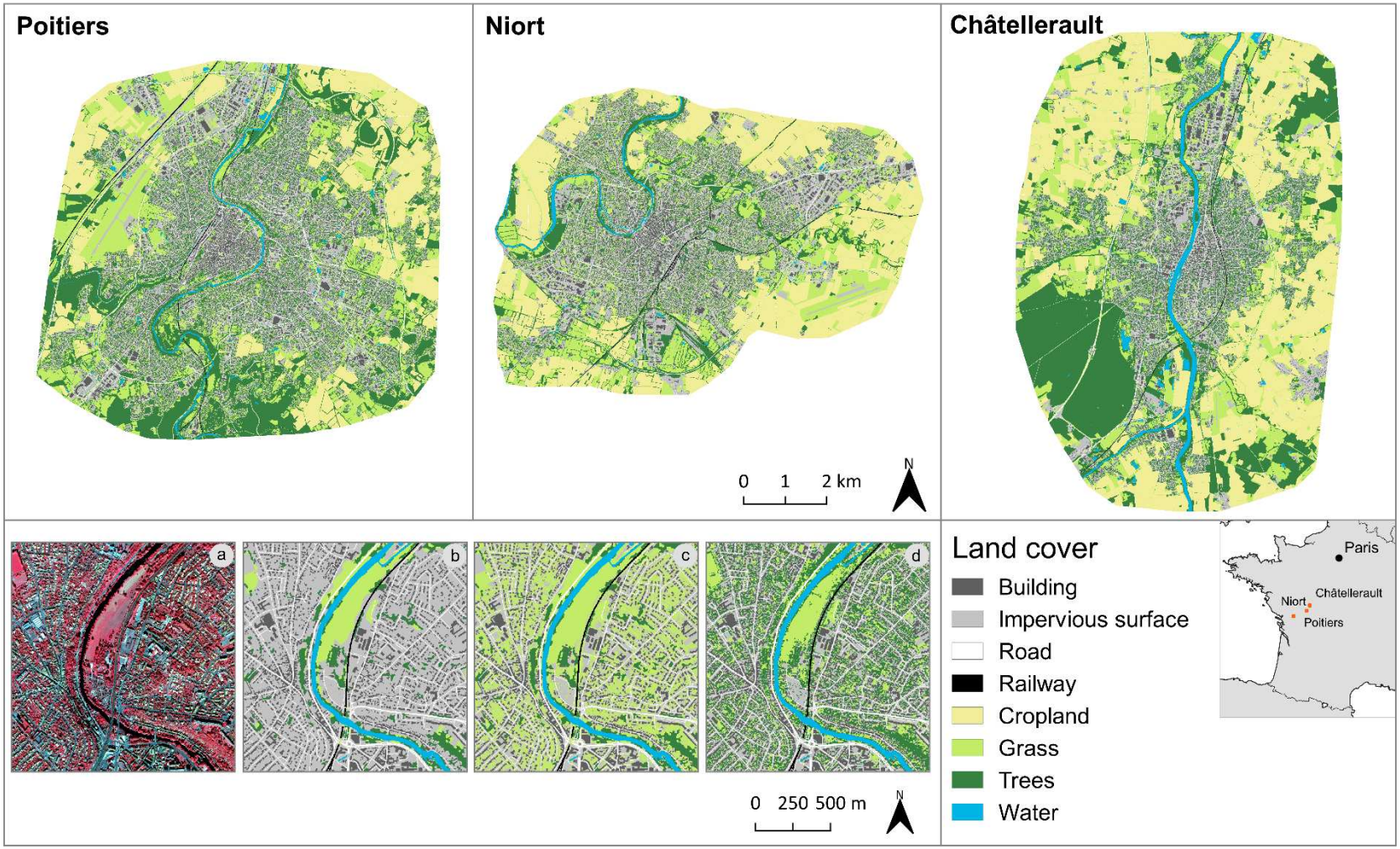


Figure 32 : Résultats cartographiques des 3 niveaux de description urbaine pour les 3 villes étudiées. La cartographie compilant les données existantes présente peu de végétation urbaine (appelée « Carte brute », b) en comparaison de la réalité (image IRC, a), la cartographie améliorée par l'ajout de la végétation globale issue de la classification orientée-objet, toutes strates confondues (appelée Very High Resolution vegetation map – VHRvm », c) et la cartographie améliorée par l'ajout de la végétation arborée et herbacée issues des classifications orientées-objet (appelée Very High Resolution stratified vegetation map – VHRsvm », d).

2.3. L'apport de la télédétection pour cartographier les paysages passés

Les changements d'occupation / d'usage des sols représentent une information précieuse pour des problématiques aussi bien économiques, géographiques qu'écologiques (Wellmann et al., 2020). L'étalement urbain et les modifications des pratiques culturales (i.e., type de culture, utilisation d'intrants, mode de gestion des espaces semi-naturels) représentaient jusqu'à aujourd'hui les principales préoccupations dans la surveillance des changements paysagers. Plus récemment, les problématiques urbaines se sont intensifiées autour de la qualité de vie en ville, de la présence d'espaces verts urbains et l'intégration de la « biodivercité » dans l'aménagement du territoire (Cox et al., 2017; Luck et al., 2011; Wellmann et al., 2020). Parmi les sujets actuellement très chauds, on peut également citer les problématiques autour des îlots de chaleur urbains ou encore des feux de forêt particulièrement nombreux en 2022 à la suite des épisodes de canicule de plus en plus fréquents et leurs pics de chaleur associés. Ainsi, pour étudier ces phénomènes et leurs impacts écologiques (voire socio-économiques) il est nécessaire de connaitre et cartographier les espaces originels qui ont connu de tels changements.

Dans cette optique, nous nous sommes intéressés à la ville de Poitiers et son historique pour comprendre les changements d'occupation des sols et leurs impacts sur les réseaux écologiques. Poitiers représente la zone d'étude idéale, mêlant tout type d'espaces et de formes urbaines (e.g., quartier résidentiel, zones commerciales, LGV, autoroute), des espaces verts (e.g., Parc Naturel Urbain, Forêts, réseaux de haies), des zones humides et des cultures agricoles variées. De plus, cette zone présente différents niveaux de pression vis-à-vis des déplacements des organismes allant des routes ordinaires, à la LGV Paris-Bordeaux ou l'autoroute A10.

2.3.1. Images disponibles & logiciels

Le défi de la construction d'une carte de l'occupation du sol d'un paysage passé réside essentiellement dans le manque de données disponibles. En effet, mis à part le CLC qui fournit des cartographies de 1990, il n'existe pas de données historiques géoréférencées à l'échelle nationale. Par ailleurs, rares sont les orthophotos disponibles et les images satellites possèdent une résolution spatiale moyenne (i.e., 30m). Un autre enjeu dans la construction des cartes anciennes est de produire des cartographies potentiellement comparables à celles déjà produites ce qui peut être difficile parce que les différentes cartes sont construites en utilisant des techniques et des données différentes. Cependant, une précision similaire peut être obtenue en utilisant des méthodes et des outils de télédétection. Afin de prendre en compte

les changements temporels du paysage à une échelle fine, nous avons donc utilisé des images aériennes brutes issues des archives de l'IGN ainsi que des images satellitaires issues du programme Landsat-5.

2.3.1.1. Images brutes de l'IGN

Les archives de photographies aériennes fournies par l'IGN sont disponibles sur le site https://remonterletemps.ign.fr/ et sont issues de nombreuses missions aériennes pouvant remonter jusqu'aux années 1920. Parmi ces cartographies, nous avons cherché les images disponibles contenant au moins les bandes spectrales Pir, Rouge, Vert afin d'identifier comme précédemment la végétation. Aucune image IRC n'était disponible sur l'ensemble de notre zone d'étude. Néanmoins, des images en vraies couleurs étaient disponibles pour 1993 ainsi qu'une image Pir prise lors de ces mêmes missions. Ces images ont été acquises durant deux missions distinctes, la première a été réalisée le 28 juillet 1993 couvrant la partie sud de Poitiers alors que les images au nord de Poitiers ont été acquises le 16 août 1993. Afin de construire une mosaïque, nous avons récupéré 20 tuiles de la mission au nord de Poitiers et 30 tuiles de la mission au sud. Les dates d'acquisition des images résultaient en un paysage plus sec pour les images au sud de Poitiers prises en juillet par rapport aux images au nord prises en août. Ces scènes ont donc nécessité des corrections puisqu'il s'agit d'images brutes non orthorectifiées ni géoréférencées.

2.3.1.2. Orthorectification

Au cours des dernières décennies, les progrès de la technologie et de la cartographie ont permis de produire des images orthorectifiées. Cependant, les images datant d'avant 2000 ne sont pas systématiquement géoréférencées ou orthorectifiées. Cette absence de correction des photographies aériennes entraine des distorsions géométriques provenant de diverses erreurs systématiques et non systématiques. Ces distorsions peuvent provenir de l'orientation de la caméra et du capteur, du champ, de la déformation de la courbure de la Terre ou de la déformation du film et du balayage.

Pour cela, nous avons utilisé la méthode de modélisation géométrique basée sur l'équation de colinéarité et implémentée dans le logiciel Leica Photogrammetry Suite (intégré dans ERDAS Imagine). Le logiciel ERDAS Imagine est un outil simple et utile pour visualiser et manipuler des données d'imageries géographiques. Le logiciel ERDAS Imagine est capable d'exécuter une grande variété de tâches comme l'orthorectification pour laquelle il est réputé comme étant le plus fiable. Les paramètres intégrés durant l'étape d'orthorectification sont : i) le

système de coordonnées de référence dans lequel l'image sera géoréférencée, ii) le modèle numérique de terrain (MNT) utilisé pour identifier l'élévation des points de contrôle au sol (Ground Control Point – GCP), et iii) les caractéristiques de l'appareil photo et de l'image brute (i.e., distance focale, coordonnées en millimètres dans le système de coordonnées de la photo du principal point de symétrie, nombre de points fiduciaires utilisés pour l'orientation interne, les coordonnées des repères en millimètres dans le système de coordonnées de la photo). Trois étapes sont particulièrement importantes lors de l'orthorectification : le paramétrage de l'orientation intérieure de l'image, le paramétrage de l'orientation extérieure de l'image et la rectification et le rééchantillonnage. *Le paramétrage de l'orientation intérieure de la photographie intérieure permet de* relier le système de coordonnées de l'image (en pixels) au système de coordonnées de la photo (capteur de la caméra). Cette opération s'effectue en marquant graphiquement les points fiduciaires dans l'image numérisée. *Le paramétrage de l'orientation extérieure* de la photographie aérienne est basé sur la sélection de n GCP, en prenant en compte leurs coordonnées x et y (coordonnées de chaque GCP de l'image d'entrée incorrecte dans le système de coordonnées de l'image), leurs

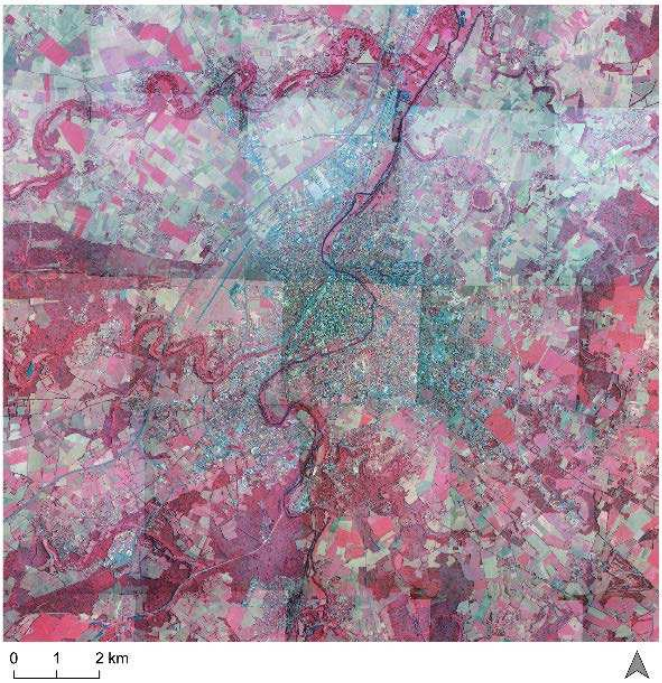




Figure 33 : Orthophotographie obtenue (en vraies couleurs et fausses couleurs) après orthorectification et compilation des dalles brutes de l'IGN (en haut) et zoom sur une zone de l'orthophoto en vraies et fausses couleurs.

coordonnées x0 et y0 (coordonnées des GCP correspondants de l'image rectifiée dans le système de coordonnées cible défini par les paramètres de projection), et leurs coordonnées z (i.e., altitude).

Ces paramètres calculés au cours des étapes d'orientation intérieure et extérieure sont ensuite utilisés pour rectifier l'image, en passant des coordonnées x, y de l'image d'entrée aux coordonnées x0, y0 de la carte standard dans la projection cible. L'ensemble de l'image est ensuite rééchantillonné avec l'affectation du plus proche voisin. L'image est ainsi orthorectifiée dans un système de coordonnées cartographiques standard, compensée pour les distorsions du relief, ainsi que pour l'erreur quadratique moyenne associée.

Dans le cadre de notre étude, les paramètres et caractéristiques des caméras ont été récupérés auprès de l'IGN ainsi que le MNT (i.e., base de données RGE ALTI® à 1 m de résolution spatiale) afin de corriger les 50 dalles brutes de 1993. Les images ont été projetées dans la projection Lambert-93 (EPSG : 2154) puis rééchantillonnées à une résolution spatiale de 0.5 m. Ces images orthorectifiées ont ensuite été compilées en deux mosaïques : Nord et Sud, une pour chaque mission. Ces orthophotos couvrent une zone d'étude globale de 15x15 km soit 225km² (Fig. 33).

À l'exception de la correction topographique, nous n'avons pas effectué de calibration radiométrique, correction atmosphérique ni de correction d'anisotropie parce que les paramètres nécessaires (par exemple, la composition atmosphérique, les types d'aérosols) n'étaient pas disponibles.

Les résultats fournis par l'approche de télédétection pour construire les paysages passés se sont fortement appuyés sur ces images orthorectifiées. Compte tenu du contexte urbain et des falaises qui bordent le Clain (i.e., rivière), il était important d'effectuer des corrections topographiques. Cette orthophoto a permis d'obtenir de meilleurs résultats qu'un géoréférencement des images en tenant compte de l'altitude ou des paramètres de la caméra. Pour aller plus loin, des corrections radiométriques auraient pu être effectuées afin d'égaliser les valeurs spectrales entre les tuiles (Chandelier & Martinoty, 2009).

Malgré la THRS des images orthorectifiées, celles-ci sont monotemporelles et ne permettent pas la classification des prairies ou des cultures annuelles qui nécessitent des informations

temporelles. Pour pallier ce problème, nous avons également utilisé des images Landsat 5 multitemporelles pour capter ces variations. En effet, les images Landsat disponibles à ces dates ont été largement utilisées pour prendre en compte la variation spectrale multisaisonnière de la végétation en raison de la phénologie des espèces végétales (Rodriguez-Galiano et al., 2012; Yuan et al., 2005).

2.3.1.3. Images Landsat

Nous avons utilisé 7 images Landsat 5 Thematic Mapper (voir Annexe 2 pour une description des images Landsat) acquises entre janvier 1992 et août 1993 (Tab. 6) ne présentant pas de nuages sur la zone étudiée pour différencier, par exemple, les terres cultivées des prairies ou les feuillus des conifères. En effet, cette identification est importante car les terres cultivées ne jouent pas le même rôle que les prairies dans les processus écologiques et donc dans la modélisation de la connectivité paysagère. Les images satellites ont été converties en réflectance en utilisant l'extension *Semi-Automatic Classification Plugin* disponible sous QGIS (Congedo, 2021) pour ensuite être rééchantillonnées de 0 à 255 (8 bits non signés).

Table 6 : Images utilisées pour réaliser les classifications

Type	Date	Path	Row	Résolution spatiale	Bandes spectrales
Orthophoto (images Nord)	16 / 08 / 1993	/	/	0.5 m	G / R / Pir
Orthophoto (Sud images)	28 / 07 / 1993				
Landsat 5 TM	22 / 01 / 1992	200	28	30 m	B / G / R / Pir / MIR
Landsat 5 TM	23 / 02 / 1992				
Landsat 5 TM	10 / 03 / 1992				
Landsat 5 TM	11 / 04 / 1992				
Landsat 5 TM	13 / 05 / 1992				
Landsat 5 TM	16 / 07 / 1992				
Landsat 5 TM	20 / 08 / 1993				

2.3.2. Méthodologie de la classification multitemporelle

Les scènes satellites multitemporelles sont utiles pour prendre en compte les variations phénologiques de la végétation afin de différencier par exemple la végétation herbacée de la végétation boisée ou la forêt de feuillus de la forêt de conifères. Les paysages du passé peuvent être cartographiés à l'aide de scènes satellites historiques mais leur résolution, notamment spatiale, peut manquer de précision. C'est pourquoi nous avons utilisé plusieurs types de données pour effectuer une classification orientée-objet (Dupuy et al., 2020). Pour identifier les principaux objets tels que les zones imperméables, les forêts, les prairies ou les terres cultivées,

les deux orthophotos (i.e., images Nord et Sud) ont été fusionnées et rééchantillonnées à une résolution spatiale de 5 m en utilisant la méthode de rééchantillonnage bilinéaire pour faciliter la segmentation.

De la même manière que précédemment, nous avons utilisé les projets open source QGIS et OTB.

2.3.2.1. Segmentation

Comme nous l'avons vu précédemment, la segmentation est une étape importante de la classification orientée-objet, car ses résultats influencent la précision de la classification (Gao et al., 2011; Jian Yang et al., 2015; Smith, 2010). Ici, nous avons utilisé l'algorithme *LargeScaleMeanShift* avec un rayon spatial (*Spatial radius*) de 5 pixels, un rayon de portée (*Range radius*) de 15 pixels et une taille minimale de segment (*Minimum Segment Size*) de 12 pixels.

2.3.2.2. Extraction de caractéristiques

En plus de la valeur moyenne et de l'écart-type des canaux NIR, rouge et vert de l'orthophoto, nous avons calculé la valeur moyenne des bandes spectrales des images Landsat (i.e., bleu, vert, rouge, Pir et Moyen Infrarouge) (Tab. 7). Pour améliorer la détection de l'eau, nous avons également calculé *l'indice Modified Normalized Difference Water Index* (MNDWI) (Xu, 2006) pour les 7 scènes Landsat et leur valeur moyenne a été calculée pour chacun des segments issus de l'étape de segmentation.

Table 7 : Liste des 49 variables utilisées pour l'étape d'apprentissage intégrant la moyenne et/ou l'écart-type des informations spectrales des images Landsat et de l'orthophoto ainsi que le nombre de pixels des segments.

Raster	Image	Moyenne	SD
Nb pixels			
Vert	Orthophoto	X	X
Rouge	Orthophoto	X	X
Pir	Orthophoto	X	X
Bleu	Landsat (x 7 images)	X	
Vert	Landsat (x 7 images)	X	
Rouge	Landsat (x 7 images)	X	
Pir	Landsat (x 7 images)	X	
MIR	Landsat (x 7 images)	X	
MNDWI	Landsat (x 7 images)	X	

De plus, le nombre de pixels de chaque segment a été extrait pour l'étape de classification. Comme la segmentation a été effectuée sur une image à résolution spatiale de 5m, les rasters ont été rééchantillonnés à une résolution spatiale de 4m en utilisant une convolution bilinéaire pour permettre le calcul des statistiques au sein des segments.

2.3.2.3. Classification Random Forest

Le Random Forest, présenté dans la partie 2.2.3.9, a été utilisé pour sa capacité à gérer de nombreuses variables, sa stabilité et sa robustesse. L'algorithme *TrainVectorClassifier* a été utilisé avec une valeur de 250 arbres et une valeur de profondeur de l'arbre de 7 correspondant à la racine carrée du nombre de variables d'entrées (i.e., 49) (Rodriguez-Galiano et al., 2012). Pour améliorer la précision de la classification, nous avons utilisé un échantillonnage stratifié suivi d'un processus de validation croisée tel qu'utilisé dans Morin et al. (2022). L'ensemble de données de polygone d'entrainement a été divisé en cinq sous-ensembles pour effectuer cinq classifications différentes à l'aide de l'algorithme *VectorClassifier*, chacune d'entre elles ayant été obtenue à partir de quatre sous-ensembles. Ensuite, les cinq classifications ont été fusionnées par un vote majoritaire en utilisant l'algorithme *FusionOfClassifications* (Morin et al., 2022).

2.3.2.4. Échantillons d'apprentissage et de validation

Le choix des polygones d'entrainement et de validation est crucial pour la précision de la classification. La meilleure précision de classification est obtenue lorsque les statistiques des catégories présentent une faible variation intraclasse et une forte variation interclasse. Les polygones d'entrainement et de validation ont été choisis sur l'ensemble de la zone étudiée, afin d'éviter l'autocorrélation spatiale, qui peut avoir une influence sur l'évaluation de la précision de la classification (Mannel et al., 2011). Nous avons sélectionné des segments par photo-interprétation pour construire le jeu de données d'apprentissage (Annexe 3). Sept classes cibles ont été identifiées pour réaliser la classification : les surfaces imperméables contenant les bâtiments, les routes, les sols nus ; les cultures annuelles ; les prairies contenant les prairies et la végétation herbacée ; les forêts de conifères ; les forêts de feuillus ; l'eau et l'ombre.

L'évaluation de la précision de la classification est basée sur le nombre de pixels bien assignés. Ainsi, nous avons conçu aléatoirement des polygones de validation de surface similaire correspondant à environ 12 pixels (Tab. 8) (Annexe 3) (Rodriguez-Galiano et al., 2012). Pour évaluer la performance globale de la classification, nous avons calculé la précision globale (Overall Accuracy) et l'indice de kappa. Trois métriques ont également été calculées au niveau de chaque classe : la précision, le rappel et le F-Score (i.e., moyenne harmonique de la précision et du rappel).

Cette méthode d'évaluation de la qualité (et non du processus de classification au sens strict, c'est-à-dire la construction de l'ensemble des règles de décision du Random Forest) diffère de celle adoptée pour les classifications présentées en section 2.2.3.10. En effet, la création de polygones de surfaces proches et échantillonnés aléatoirement a été préférée afin de limiter les biais dans l'estimation des performances de classification.

Table 8 : Nombre de polygones d'apprentissage et de validation utilisés pour la classification multitemporelle.

Échantillons	Catégories	Nombre de polygones
d'apprentissage		
	Surface imperméable	195
	Culture annuelle	312
	Prairie	160
	Conifère	152
	Feuillu	157
	Eau	23
	Ombre	49
	Total	1,048
de validation		
	Surface imperméable	80
	Culture annuelle	137
	Prairie	101
	Conifère	25
	Feuillu	91
	Eau	21
	Ombre	24
	Total	479

2.3.3. Méthodologie de la classification monotemporelle à THRS

Afin de pallier les limites induites par une résolution spatiale ne permettant pas la détection d'éléments à très fine échelle (e.g., arbre isolé), comme précédemment, nous avons effectué une classification à très haute résolution à partir de l'orthophoto à une résolution spatiale de 0,5 m en utilisant une chaîne de traitement. Cependant, chacune des orthophotos originales a été traitée séparément en raison de leurs différences spectrales induites par leurs conditions d'acquisition. En effet, il était plus important de les séparer pour cette classification monotemporelle que pour la classification multitemporelle (où les scènes Landsat TM 5 ont apporté l'information principale). Par conséquent, deux classifications ont été réalisées (i.e., orthophoto nord et orthophoto sud). En raison de la nature des données d'entrée, cette procédure était très similaire à la méthode proposée par Morin et al. (2022) particulièrement adaptée aux paysages très hétérogènes et complexes tels que l'environnement urbain.

2.3.3.1. Segmentation

Lors de l'étape de segmentation, nous avons choisi un rayon spatial (*Spatial radius*) de 5 pixels, un rayon de portée (*Range radius*) de 28 pixels et une taille minimale de segment (*Minimum Segment* Size) de 60 pixels pour l'algorithme *LargeScaleMeanShift*. Une grande valeur du rayon de portée induit un fort effet de lissage facilitant la segmentation à haute résolution spatiale.

2.3.3.2. Extraction de caractéristiques

Il y a certaines limites à réaliser une classification uniquement à partir de l'information spectrale d'une image monotemporelle. Ainsi, de la même manière que pour les classifications précédentes, nous avons calculé le NDVI et les textures (calculées à partir de la luminance) pour améliorer la séparabilité des catégories d'occupation des sols. Quatre textures de Haralick ont été obtenues en utilisant l'algorithme *HaralickTextureExtraction* avec une fenêtre de 7 x 7 pixels : *Energy*, *Entropy*, *Correlation, Contrast*. La moyenne du Pir, du rouge, du vert, du NDVI et des quatre textures a été incluse dans les segments ainsi que l'écart-type du vert et des quatre textures.

2.3.3.3. Classification Random Forest

Pour la même raison que la classification multitemporelle, nous avons utilisé la forêt aléatoire pour les deux classifications. Pour les valeurs des paramètres de l'algorithme *TrainVectorClassifier*, nous avons choisi une valeur de 250 pour le nombre d'arbres de décision et une valeur de 4 pour la profondeur de l'arbre (i.e., racine carrée du nombre de variables d'entrée) (Rodriguez-Galiano et al., 2012). L'échantillonnage stratifié suivi d'un processus de validation croisée a également été utilisé en divisant l'ensemble de données de formation en cinq sous-ensembles à peu près égaux pour effectuer 5 classifications différentes à l'aide de l'algorithme VectorClassifier. Ensuite, ces classifications ont été fusionnées à l'aide d'un vote majoritaire. La précision globale et le Kappa de Cohen ont été calculés pour estimer la performance globale des deux classifications. La précision, le rappel et le F-Score ont été calculés pour chaque catégorie.

2.3.3.4. Échantillon d'apprentissage et de validation

Les trois catégories cibles étaient la surface artificialisée, la végétation herbacée et la végétation arborée. Un plus grand nombre de polygones d'apprentissage a été choisi (par rapport à la classification multitemporelle) puisque moins de variables prédictives (soit moins d'informations) étaient disponibles et les différences statistiques entre catégories étaient potentiellement plus faibles (Tab. 9). Pour estimer la précision de chaque classification, nous

avons conçu de manière aléatoire des polygones de validation avec une surface similaire correspondant à environ 60 pixels (Tab. 10) (Annexe 3) (Rodriguez-Galiano et al., 2012). Comme cette méthode a été optimisée pour le contexte urbain mais a été menée sur l'ensemble de la zone d'étude, nous avons évalué les performances des classifications en contexte urbain et en contexte rural séparément et puis sur l'ensemble de la zone d'étude (Tab. 10).

Table 9 : Nombre de polygones d'apprentissage utilisés pour la classification monotemporelle.

Polygones d'apprentissage

Orthophoto	Catégories	Nombre de polygones
Nord	Surface artificialisée	882
	V. herbacée	875
	V. arborée	903
	Total	2660
Sud	Surface artificialisée	1252
	V. herbacée	1081
	V. arborée	1645
	Total	3978

Table 10 : Nombre de polygones de validation utilisés pour chaque orthophoto et par contexte pour la classification monotemporelle.

Polygones de validation – images Nord

Orthophoto	Catégorie	Nb de polygones
Contexte		
Rural	Surface artificialisée	200
	V. herbacée	200
	V. arborée	200
	Total	600
Urbain	Surface artificialisée	216
	V. herbacée	148
	V. arborée	225
	Total	589
Urbain & Rural	Surface artificialisée	416
	V. herbacée	348
	V. arborée	425
	Total	1189

Polygones de validation – images Sud

Orthophoto	Catégorie	Nb de polygones
Contexte		
Rural	Surface artificialisée	125
	V. herbacée	144
	V. arborée	391
	Total	660
Urbain	Surface artificialisée	130
	V. herbacée	195
	V. arborée	210
	Total	535
Urbain & Rural	Surface artificialisée	255
	V. herbacée	339
	V. arborée	601
	Total	1195

2.3.4. Résultats des classifications multitemporelles et monos temporelles

2.3.4.1. Segmentation

Les deux segmentations ont été réalisées à partir des mêmes images mono-temporelles mais à deux résolutions spatiales différentes (i.e., 0,5m et 5m).

Nous appellerons « segmentation THRS » la segmentation réalisée sur chaque orthophoto à 0.5 m de résolution spatiale (utilisée pour les classifications monotemporelles – appelées alors « classifications monotemporelles (THRS) ») et « segmentation HRS » la segmentation obtenue à partir de l'orthophoto (i.e. images Nord et Sud fusionnées et utilisées pour la classification multitemporelle – appelée alors « classification multitemporelle ») rééchantillonnée à 5 m de résolution spatiale.

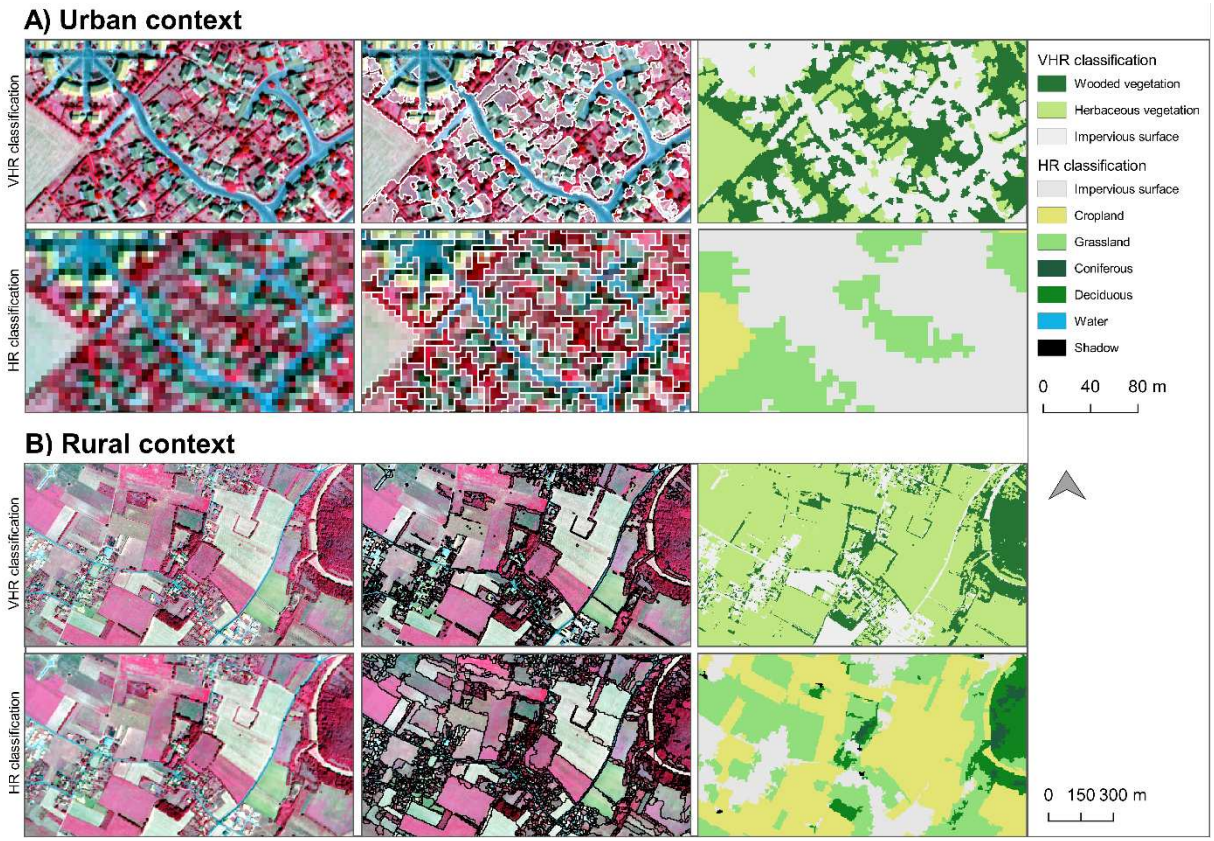


Figure 34 : Comparaison des résultats des classifications monotemporelles (VHR classification) et multitemporelle (HR classification) selon le contexte urbain et rural. Les orthophotos à 0.5 m et 5 m de résolution spatiale sont présentées à gauche, les images au centre montrent les segmentations et les images à droite représentent les résultats des classifications.

Les résultats montrent que la résolution spatiale et les paramètres choisis influencent la création des segments. Les différences reposent essentiellement sur la complexité et l'hétérogénéité de l'environnement. Dans les zones rurales où l'hétérogénéité et la complexité sont faibles, la segmentation THRS ne délimite pas bien les cultures alors que la segmentation HRS est plus pertinente pour les discriminer (Fig. 34). Inversement dans les zones urbaines qui représentent des paysages très complexes et hétérogènes, la segmentation HRS est trop grossière et la segmentation THRS est plus précise pour identifier les surfaces imperméables des zones herbacées et des zones arborées (Fig. 34). La segmentation HRS a produit 359 750 segments pour l'ensemble de la zone d'étude et les segmentations THRS ont produit plus d'objets avec 710 688 segments pour les images du Nord et 1 514 964 pour les images du Sud.

2.3.4.2. Évaluation des performances des classifications

Les résultats sont plus contrastés pour les classifications THRS. La précision de la classification nord était assez faible, en considérant seulement trois catégories d'occupation du sol, avec une précision globale de 80.74% et un indice de kappa de 0.71 pour la classification nord, mais bien meilleure pour la classification sud avec une précision globale de 88.36% et un indice de kappa de 0.81. Cependant, l'utilisation de polygones de validation indépendants dans les zones rurales et urbaines a permis d'estimer la précision des deux classifications dans ces différents contextes. En contexte urbain, les performances de la classification sont élevées avec une précision globale de 93.20% et un indice de kappa de 0.89 pour la classification nord et une précision globale de 92.20% et un indice de kappa de 0.88 pour la classification sud. À l'inverse, en contexte rural, les résultats sont plus faibles avec une précision globale de 68.49% et un indice kappa de 0.52 pour la classification nord et une précision globale de 85.25% et un indice kappa de 0.75 pour la classification sud. La méthodologie utilisée a été principalement développée pour le contexte urbain et était plus pertinente dans ce type de paysage par rapport au contexte rural, cependant la végétation arborée a été bien détectée dans le contexte urbain ainsi que dans les zones rurales (Tab. 12). Contrairement à la classification multitemporelle, les ombres n'ont pas été incluses dans les catégories cibles car l'objectif était d'identifier la végétation et parce que les vraies ombres étaient reconnues comme des surfaces artificialisées.

Table 11 : Matrice de confusion de la classification multitemporelle présentant les zones artificialisées (1), les cultures annuelles (2), les prairies (3), les conifères (4), les feuillus (5), l'eau (6) et les ombres (7).

		Vraies catégories							Rappel (%)
		1	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**	
Catégories produites	**1**	992	0	0	0	0	22	0	97.83
	2	13	1665	128	0	0	0	0	92.19
	3	67	142	981	0	66	0	0	78.10
	4	0	0	0	316	0	0	0	100
	5	13	0	67	180	921	0	0	77.98
	6	115	0	0	4	0	169	11	56.52
	7	0	0	0	51	4	0	526	90.53
	Précision (%)	82.66	92.14	83.41	57.35	92.93	88.48	97.95	

Table 12 : Performances de détection des catégories classifiées en milieu urbain, rural et tous milieux confondus.

Classification Nord				
Contexte	**Catégories**	**Précision**	**Rappel**	**F-Score**
Urbain				
	V. arborée	96.29	89.23	92.63
	V. herbacée	86.05	91.33	88.61
	Surf. Artificialisée	95.34	98.62	96.95
Rural				
	V. arborée	96.46	84.58	90.13
	V. herbacée	52.13	89.93	66.01
	Surf. Artificialisée	77.93	30.94	44.3
Urbain & rural				
	V. arborée	96.37	87.05	91.47
	V. herbacée	62.75	90.53	74.12
	Surf. Artificialisée	90.77	66.08	76.48

Classification Sud				
Contexte	**Catégories**	**Précision**	**Rappel**	**F-Score**
Urbain				
	V. arborée	96.83	90.2	93.4
	V. herbacée	88.22	93.78	90.91
	Surf. Artificialisée	91.58	93.07	92.32
Rural				
	V. arborée	99.47	91.97	95.57
	V. herbacée	61.43	93.94	74.28
	Surf. Artificialisée	86.64	54.3	66.76
Urbain & rural				
	V. arborée	98.54	91.35	94.81
	V. herbacée	74.4	93.85	83.01
	Surf. Artificialisée	89.74	74.05	81.14

La classification multitemporelle a montré de bons résultats de classification avec une précision globale et un indice de kappa de 86.31% et 0.83 respectivement. Concernant la précision au niveau des classes, les surfaces imperméables, les terres cultivées et les zones d'ombre ont été bien identifiées avec des F-Score élevés (environ 90%) (Fig. 35, 36). Les prairies ont obtenu un F-Score relativement élevé, mais certaines ont été confondues avec les surfaces imperméables (dans le contexte urbain) et les forêts de feuillus (principalement en raison des prairies proches de la forêt et pour lesquelles les pixels Landsat se chevauchaient) (Tab. 11). Les feuillus ont été bien détectés mais certains vrais pixels de feuillus ont été classés dans d'autres catégories comme les conifères ou les prairies (rappel de 77 %). Les conifères ont été surestimés avec des pixels de conifères authentiques bien classés (valeur de rappel de 100 %), mais avec une faible précision et une confusion avec les feuillus et l'eau (Tab. 11). La catégorie eau a été sous-estimée avec une bonne valeur de précision mais une faible valeur de rappel identifiant une confusion principalement avec les surfaces imperméables.

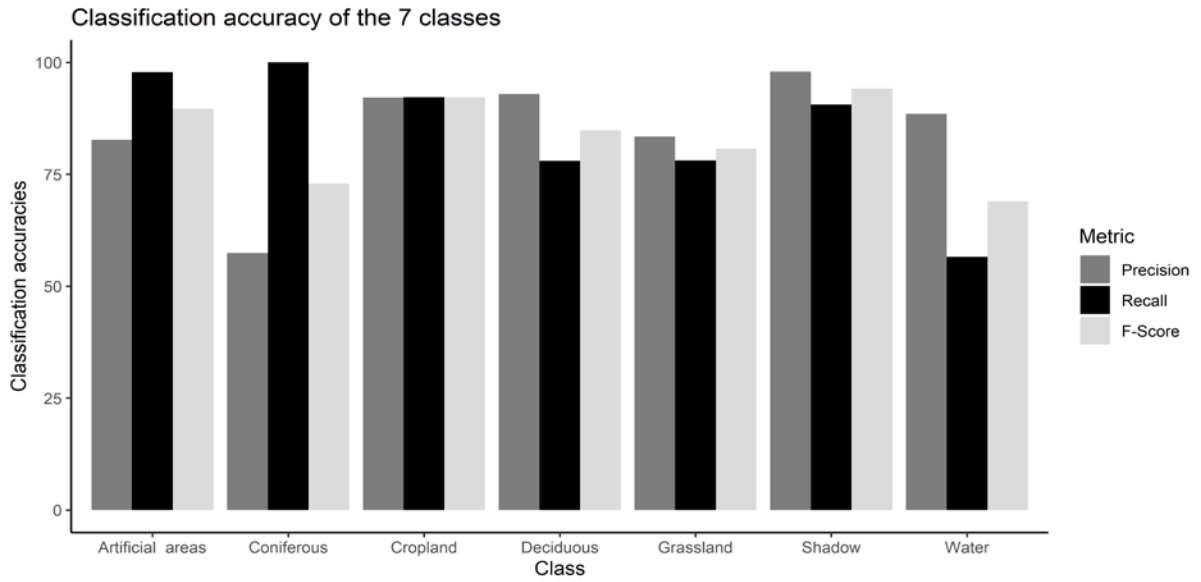


Figure 35 : Performances de détection pour chaque catégorie.

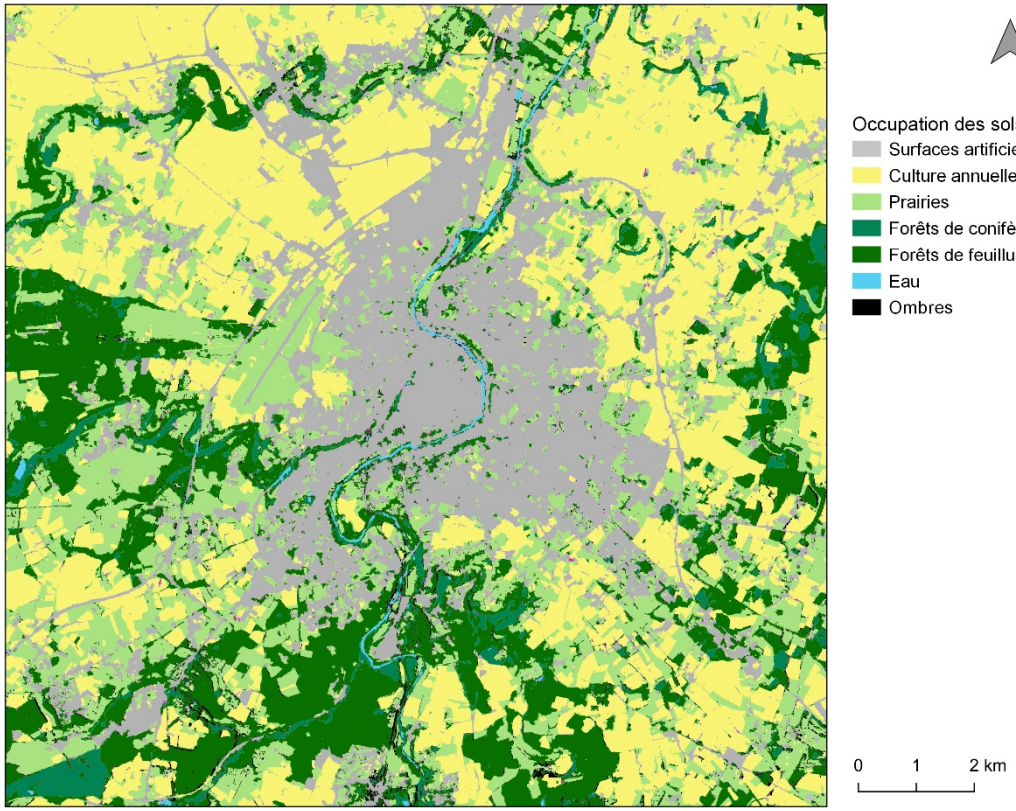


Figure 36 : Résultats de la classification multitemporelle obtenue sur l'ensemble de la zone d'étude.

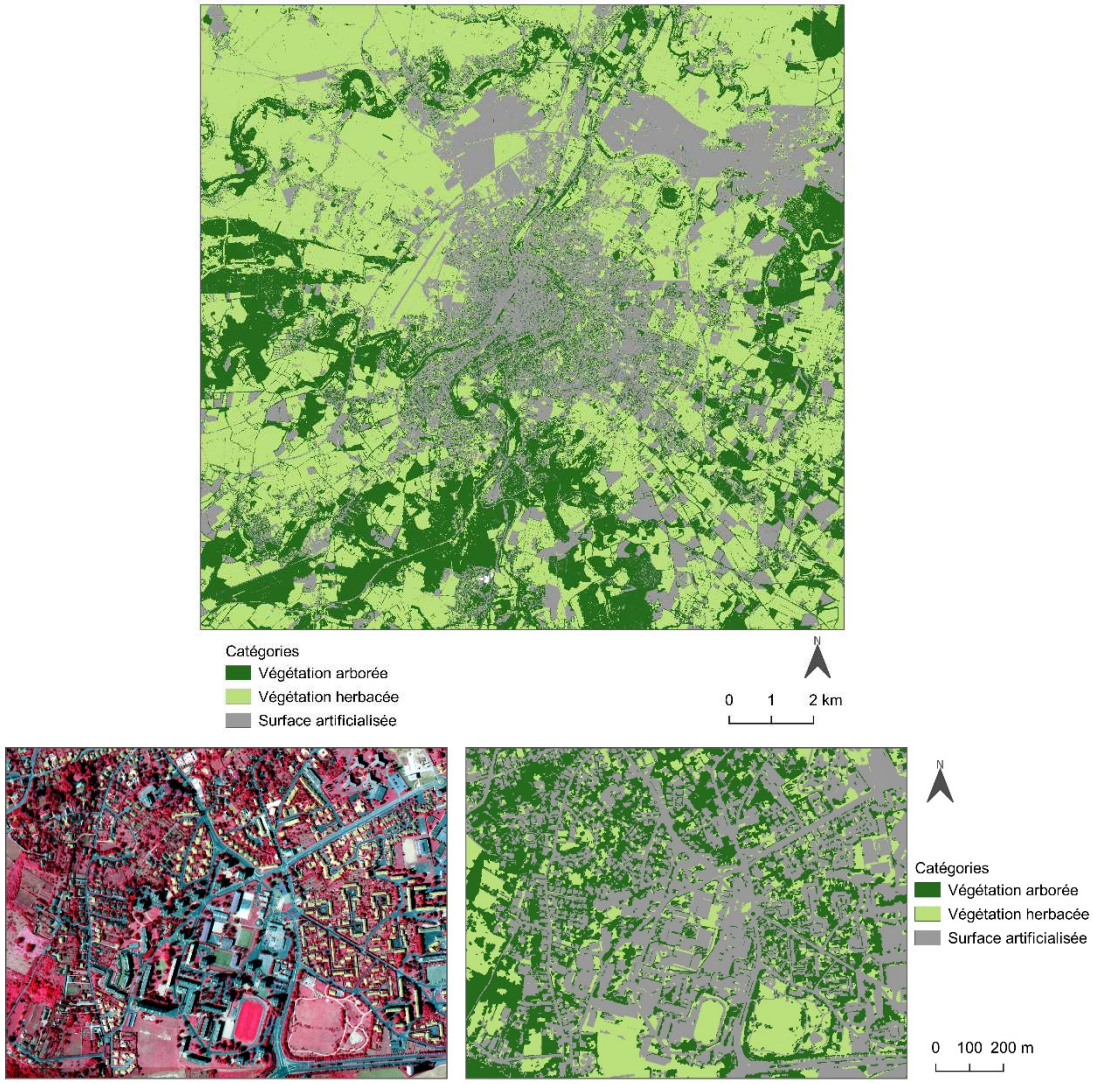


Figure 37 : Résultats de la classification monotemporelle (THRS) obtenue sur l'ensemble de la zone d'étude (image en haut) et en milieu urbain (images en bas).

Notre méthodologie a permis la caractérisation et la reconstruction fidèle de paysages urbains et ruraux passés à partir d'archives aériennes et satellitaires. Nous avons observé que les classifications multitemporelles et monos temporelles (THRS) avaient chacune leurs forces et leurs faiblesses. Tout d'abord, la classification multitemporelle a montré de bons résultats au niveau global, avec un indice de kappa élevé (0.83), en raison de l'utilisation de scènes Landsat aidant, par exemple, à différencier les terres cultivées des prairies. Cette qualité de classification est similaire à celle d'autres études en tenant compte du nombre de classes d'occupation du sol (Dupuy et al., 2020; Phiri & Morgenroth, 2017; Rodriguez-Galiano et al., 2012). Pour atteindre de telles performances, la combinaison de la segmentation à partir de l'orthophoto (orthophotos Nord et Sud fusionnées) et de l'utilisation des images Landsat a permis de produire une carte d'occupation du sol plus précise qu'une classification « pixel-based » réalisée uniquement à partir des images Landsat (Dupuy et al., 2020). En effet, l'approche orientée-objet, de plus en plus utilisée pour les images Landsat, évite l'effet sel et poivre induit par une approche par pixels (Phiri & Morgenroth, 2017). Parmi les étapes de la classification, la segmentation a été une étape importante qui a permis la détection d'objets grands et compacts tels que les terres cultivées, les prairies, les forêts et les éléments urbains.

> Pourtant, les objets créés ne reflètent pas toujours les limites réelles des terres cultivées. La segmentation a potentiellement regroupé des cultures d'apparence similaire à l'instant de prise de vue de l'orthophoto mais qui ne forment pas une seule et même culture. À titre d'exemple, deux parcelles agricoles enherbées en juillet-août 1993 peuvent renfermer une prairie et une culture annuelle. Néanmoins, les dates d'acquisition des deux orthophotos (fin juillet – mi-août) correspondent soit au moment où les cultures sont arrivées à maturité (e.g., blé, orge) soit au moment où les cultures ont été récoltées (sol nu ou sec). Par ailleurs, ce laps de temps de 1992 à 1993 couvert par les images Landsat permet tout de même d'identifier les périodes de labour caractéristiques des cultures annuelles par rapport aux prairies. À noter que les prairies ne peuvent pas réellement être qualifiées de « permanentes » étant donnée cette fenêtre temporelle d'analyse.

Globalement, les catégories ont été bien classées, notamment les surfaces imperméables, les terres cultivées, les prairies et les forêts. Même si les conifères et l'eau ont montré des F-Score plus faibles, ces deux catégories ont été principalement confondues avec les feuillus et les surfaces imperméables respectivement. Il était important d'intégrer la classe eau, malgré sa détection difficile afin de ne pas surestimer les surfaces imperméables. D'un autre côté, les

conifères et feuillus ont été fusionnés pour construire la carte finale de l'occupation du sol, et les erreurs de classification n'ont donc pas eu de conséquences importantes par la suite. Des erreurs de classification ont également pu se produire en raison de la résolution spatiale des images Landsat, plus grossière que celle des orthophotos. En effet, en raison de leur taille, les pixels des images Landsat (i.e., 30 m) peuvent chevaucher plusieurs segments. Les segments de prairies et les segments de forêts proches peuvent ainsi avoir les mêmes informations radiométriques, ce qui entraine une affectation à la même classe d'occupation du sol (généralement en tant que forêt).

Pour aller plus loin, l'utilisation d'une seconde classification orientée-objet THRS était déterminante pour décrire à une échelle fine les éléments du paysage et plus précisément la végétation herbacée et arborée. Les deux classifications monotemporelles (THRS) (images nord et sud) ont montré des résultats intéressants avec de très bonnes performances en contexte urbain mais des résultats plus nuancés en contexte rural. Des F-Scores élevés des classes dans les environnements urbains montrent que les trois catégories sont bien détectées (Fig. 37).

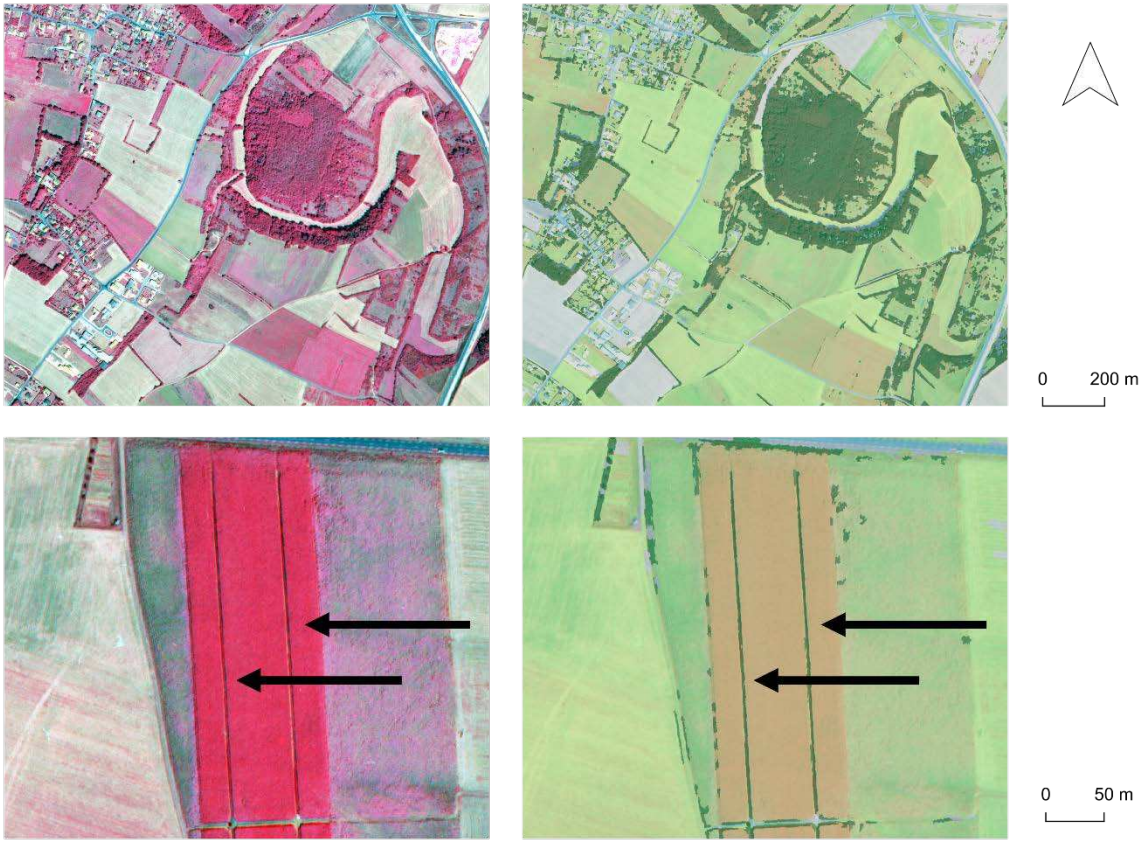


Figure 38 : Résultat de la classification monotemporelle THRS. La végétation arborée est particulièrement bien détectée (image en haut) mais présente aussi de faux positifs au niveau des interrangs des cultures annuelles (images en bas – flèches noires).

Les confusions se sont produites principalement entre la végétation herbacée et la végétation arborée, avec une légère surestimation de la végétation herbacée au détriment de la végétation arborée. Dans le contexte rural, la végétation arborée, montrant des résultats similaires, a été légèrement sous-estimée mais bien détectée grâce à de bons résultats de segmentation (Fig. 38). Des erreurs d'identification ont également été observées au niveau des cultures annuelles qui présentent des zones ombragées (i.e., interrangs) classifiées en végétation arborée (Fig. 38).

Concernant la végétation herbacée et les sols nuls, ceux-ci ont montré des résultats plus faibles à cause de la segmentation, fusionnant parfois des prairies et des sols nus (terres cultivées). Ceci provient du fait que la méthodologie utilisée a été principalement développée dans un contexte urbain afin de détecter les différentes strates de végétation (Morin et al., 2022). De plus, il était difficile de trouver des paramètres (utilisés dans l'algorithme de segmentation) adaptés à toutes les entités du paysage compte tenu de leur diversité sur toute la zone d'étude. En effet, en paysage urbain la segmentation à partir d'une image THRS a produit des objets sémantiques plus réalistes alors qu'une segmentation sur une image plus grossière (i.e., 5 m de résolution spatiale) est plus efficace pour segmenter des objets moins complexes tels que les cultures en paysage rural. Néanmoins, la végétation arborée était la principale information manquante dans les zones rurales suite à l'étape de segmentation mais a été compensée par l'utilisation de textures qui augmentent considérablement la variation interclasses (principalement entre la végétation herbacée et la végétation arborée). Les pelouses ou les jachères herbacées sont généralement plus régulières ou lisses alors que les arbres ont un aspect plus irrégulier et grossier (Feng et al., 2015; E. M. Wood et al., 2012). Puissant et al. (2014) et Merciol et al. (2019) ont également obtenu des résultats de classification élevés dans l'identification de la végétation arborée en utilisant une méthodologie similaire. Merciol et al. (2019) ont d'ailleurs développé une méthodologie à l'échelle de l'Europe focalisée uniquement sur la végétation arborée, montrant des résultats similaires aux nôtres.

2.3.5. Combiner les données pour créer une cartographie complète

Plusieurs sources de données sont généralement utilisées pour construire une cartographie à THRS. Par exemple, les bâtiments ne sont pas vectorisés à partir d'une image mais extraits de bases de données institutionnelles. Ainsi, pour compléter les données générées par les classifications orientées-objet et construire une cartographie complète, nous avons traité et compilé des données existantes à fine échelle (Tab. 13 ; Fig. 39, 40). Les forêts de feuillus et de conifères ont été extraites de la classification multitemporelle, ainsi que les cultures, les prairies et les surfaces imperméables. Ensuite, la végétation herbacée obtenue à partir des

classifications monotemporelles (THRS) a été extraite uniquement en milieu urbain (i.e., étendue des surfaces imperméables de la classification multitemporelle) alors que la végétation arborée a été extraite pour l'ensemble de la zone d'étude à partir des classifications monotemporelles (THRS) (i.e., contexte urbain et rural). Enfin, les bâtiments, les routes, les voies ferrées et les cours et plans d'eau ont été modifiés à partir de données existantes pour compléter cette carte. L'eau de la classification multitemporelle n'a pas été utilisée en raison de sa résolution spatiale grossière et parce que cette catégorie a été principalement intégrée à la classification pour ne pas surestimer les surfaces imperméables qui pourraient avoir des informations radiométriques proches.

Table 13 : Source des catégories d'occupation des sols utilisés pour construire la cartographie de 1993.

Type	Source
Bâti	BD Topo® (mise à jour)
Surface urbaine	Classification multitemporelle
Réseau routier autoroutier	BD Topo® (mise à jour)
Réseau routier principal	BD Topo® (mise à jour)
Réseau routier secondaire	BD Topo® (mise à jour)
Voie ferrée	BD Topo® (mise à jour)
Culture annuelle	Classification multitemporelle
Prairie	Classification multitemporelle
Végétation herbacée urbaine	Classifications monotemporelles (THRS)
Forêt	Classification multitemporelle
Haie & bosquet	Classifications monotemporelles (THRS)
Lande	Vectorisation manuelle
Réseau hydrographique	BD Topo® (mise à jour)

Des corrections manuelles ont été nécessaires pour corriger des erreurs de classification comme la végétation arborée des classifications monotemporelles (THRS) détectées à l'intérieur de cultures (Fig. 38) ou simplement pour identifier les catégories d'occupation des sols non intégrées aux classifications telles que les landes qui ont été classifiées en végétation arborée la plupart du temps sinon en végétation herbacée. Par conséquent, les méthodes de télédétection ne fournissent pas une carte de l'occupation des sols directement "prête à l'emploi à THRS. Les bâtiments, les routes, les voies ferrées ou le réseau hydrographique ont été mis à jour à partir de bases de données existantes par des corrections manuelles. À titre d'exemple, nous avons réalisé des sélections par localisations pour détecter et supprimer les bâtiments (actuels) de la BD Topo® présents à l'intérieur de cultures en 1993. Néanmoins, cette méthodologie de télédétection automatisée prend moins de temps que les vectorisations manuelles à partir d'images monotemporelles (THRS) pour cartographier des arbres isolés ou

des haies et elle apporte plus d'informations pour caractériser les cultures grâce à l'utilisation de scènes satellites. Grâce à sa reproductibilité, la diffusion de cette méthodologie permettra de mieux caractériser les paysages passés ainsi que les paysages actuels afin de mieux guider la planification et la gestion des paysages dans d'autres espaces et à d'autres échelles (e.g., régionale, nationale).

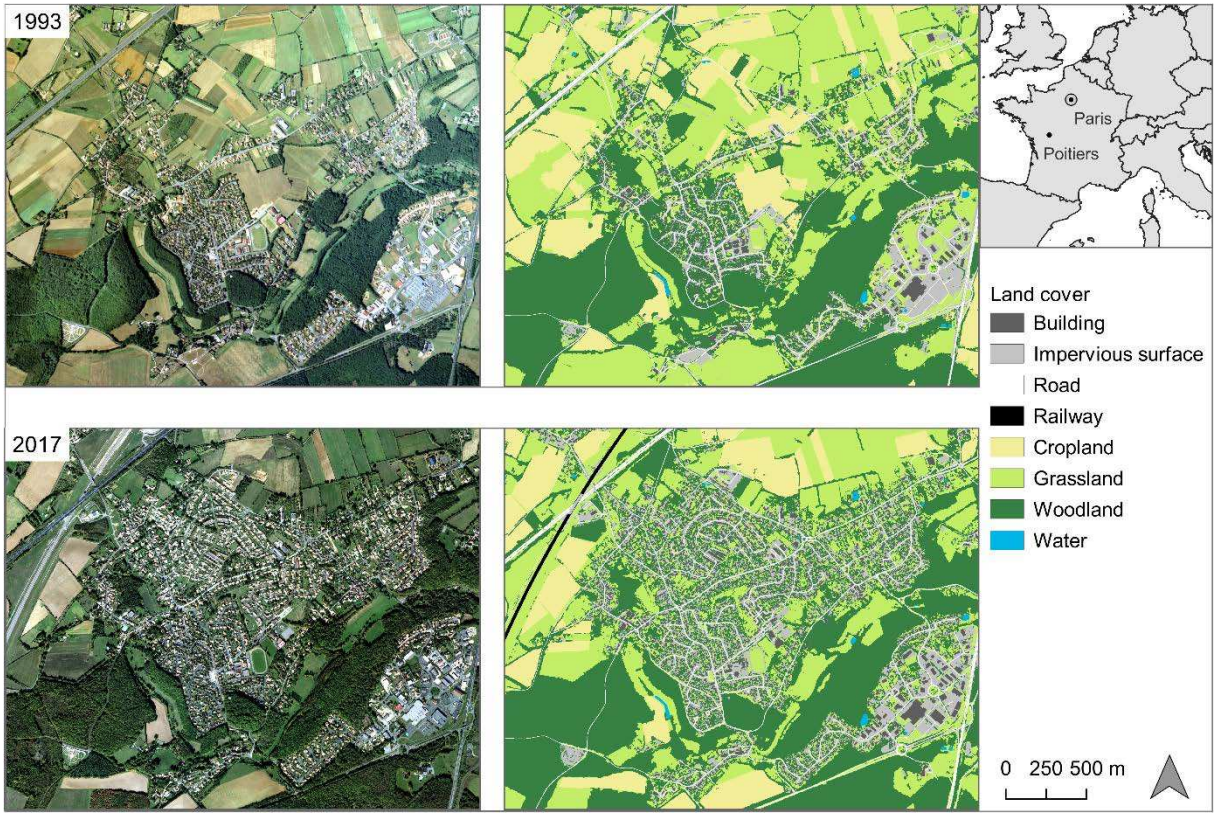


Figure 39 : Comparaison à fine échelle de Fontaine-le-comte au sud-ouest de Poitiers et des cartographies produites.

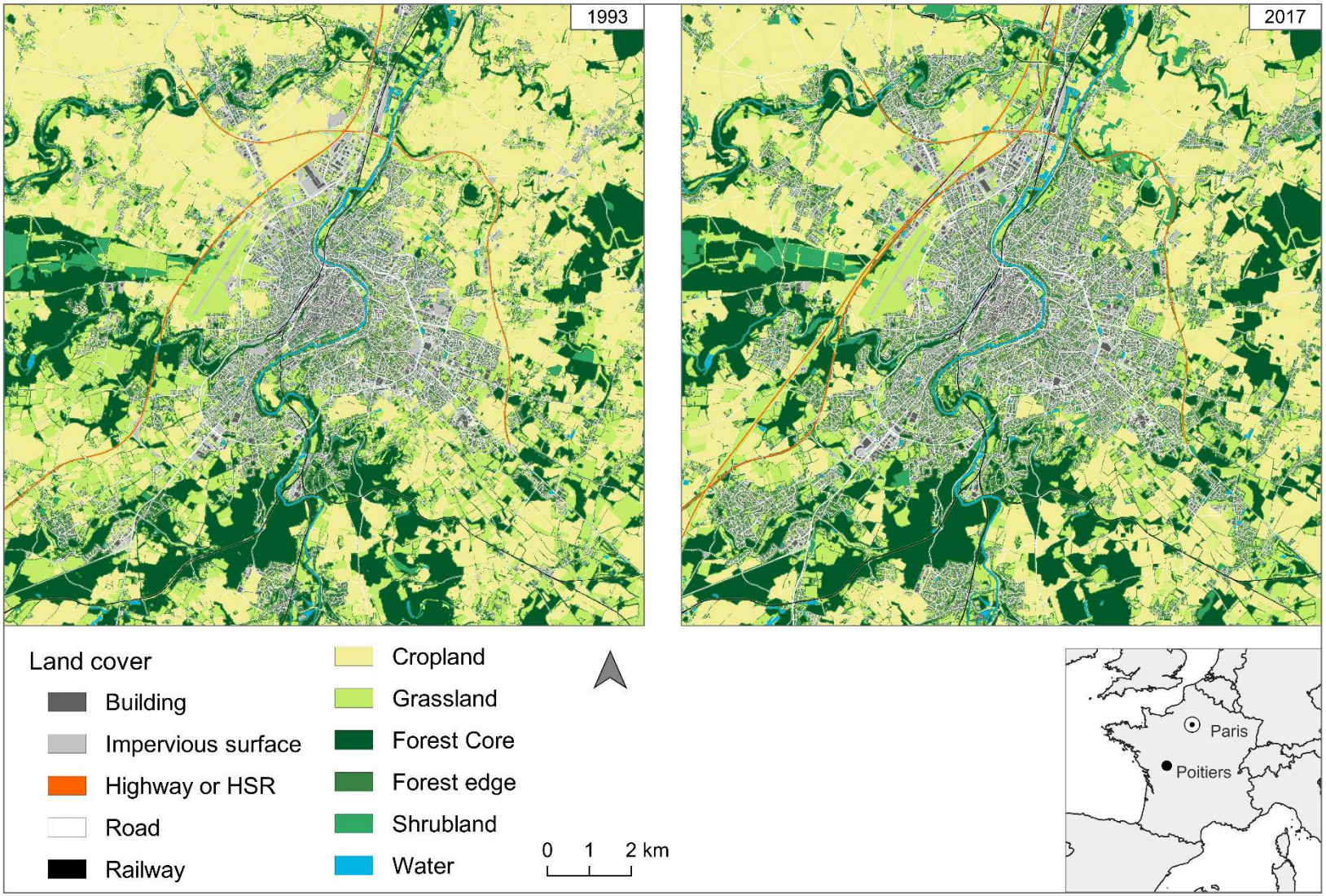


Figure 40 : Cartographies complètes de Poitiers en 1993 et 2017.

2.4. Classification de 1950, quels résultats espérer d'une image en noir & blanc ?

Il est souvent intéressant de remonter davantage le temps pour étudier plus en profondeur la fragmentation des habitats et son impact. En effet, 1993 représente un instantané pertinent à court terme puisque la LGV Paris-Bordeaux s'est implantée il y a maintenant une décennie sur notre zone d'étude, pourtant ce paysage ne reflète pas le moment où la biodiversité était florissante. Pour cela, il faut remonter à l'après-guerre où les modes de production étaient encore peu industrialisés et les systèmes de production agricole étaient globalement plus favorables à la biodiversité. À l'époque, les réseaux de haies étaient nombreux, les parcelles agricoles très diversifiées et de petite taille apportant une configuration et une composition du paysage largement plus complexe que ce que l'on observe actuellement. Le milieu urbain était, lui aussi, moins étalé et les axes de transports (qui freinent les déplacements des organismes) moins nombreux et moins passagers. Ainsi le remembrement rural initié dès les années 1950 s'est intensifié durant les années 1960 et 1970 puis a progressivement diminué jusqu'aux années 2000. Malgré la prise en compte de l'environnement à partir de 1975, les modifications des terres agricoles, et particulièrement des systèmes bocagers, ont été drastiques, impliquant plusieurs millions d'hectares (Philippe & Polombo, 2009). À titre d'exemple, il est estimé une destruction de 835,000 km de haies et de talus entre les années 1945 et 1983 (Philippe & Polombo, 2009).

Pour aller plus loin dans l'étude spatio-temporelle du paysage, nous nous sommes donc intéressés au paysage de 1950. Cette date était idéale pour les raisons identifiées mais également parce que les images aériennes étaient disponibles. En effet, l'IGN a réalisé une orthorectification des images aériennes autour des années 1950 (les dates varient selon les départements allant de 1948 à 1957). Ainsi, une BD Ortho® Historique est disponible pour chaque département et est composée d'une image en noir & blanc (N&B) avec une résolution spatiale de 0.5m. Même s'il existe des sources d'informations antérieures telles que la carte d'État-Major du XIXe siècle ou encore la carte de Cassini du XVIIIe siècle, ces cartographies peuvent comporter des imprécisions sans pouvoir les vérifier ni les corriger. Cette orthophoto de l'IGN constitue donc une des premières images de référence sur lesquelles s'appuyer de manière fiable.

2.4.1. Méthodologie de la classification monotemporelle de 1950

Notre objectif était de développer une approche de télédétection en exploitant un maximum d'informations de cette image N&B pour cartographier rapidement les grands milieux

d'occupation des sols facilement identifiables. Nous avons réalisé une classification orientée-objet, à partir de cette image monotemporelle puisque l'étape de segmentation nous semblait très pertinente pour ce type de données.

Ainsi, trois catégories d'occupation des sols ont été ciblées : i) les forêts et éléments boisés, ii) les cultures, prairies ou zones herbacées en friche, iii) les surfaces urbaines.

2.4.1.1. Extraction des caractéristiques

Comme l'image en N&B contient peu d'informations radiométriques, l'utilisation de textures était capitale dans ce contexte (Halounova, 2005). Ainsi, les textures de Haralick *Entropy, Correlation, Contrast* ont été calculées à partir de cette image à 0.5 m de résolution spatiale en utilisant une taille de fenêtre glissante de 5x5 pixels et 11x11 pixels (Tab. 14). Des caractéristiques géométriques ont été ajoutées telles que la taille des segments (i.e., nombre de pixels) ainsi que leur compacité. La compacité a été calculée (afin de maximiser l'information extraite de l'orthophoto) suivant la formule :

$$Compacité = \frac{4\pi * Surface}{Périmètre^2}$$

Enfin la catégorie majoritaire de la classification de 1993 a été calculée pour chaque segment. Cette caractéristique contextuelle a été intégrée pour identifier les zones urbaines et forestières de 1993, potentiellement déjà présentes en 1950.

Table 14 : Variables prédictives utilisées pour la classification de 1950.

Variable	**Type de caractéristique**	**Moyenne**	**Écart-type**
Niveau de gris	Spectral	X	X
Entropy 5x5 pixels	Texture	X	X
Contrast 5x5 pixels	Texture	X	X
Correlation 5x5 pixels	Texture	X	X
Entropy 11x11 pixels	Texture	X	X
Contrast 11x11 pixels	Texture	X	X
Correlation 11x11 pixels	Texture	X	X
Nombre de pixels	Géométrique	/	/
Compacité	Géométrique	/	/
Valeur majoritaire 1993	Contextuelle	/	/

2.4.1.2. Segmentation

La segmentation a été réalisée sur l'orthophoto rééchantillonnée à 4 m de résolution spatiale (transformation bilinéaire). Les paramètres renseignés dans l'algorithme *LargeScaleMeanShift* étaient 5 pour le « rayon spatial » (*Spatial radius*), 15 pour le « rayon de portée » (*Range radius*) et 8 pour la taille minimale des segments (*Minimum Size Segment*).

Ces choix ont fourni un bon compromis entre sur-segmentation où les parcelles agricoles auraient été subdivisées et sous segmentation où celles-ci n'auraient pas été individualisées. Ainsi les résultats obtenus ont permis de délimiter correctement les parcelles agricoles, les forêts et bosquets mais aussi les objets urbains (Fig. 41). La majorité des haies a bien été segmentée en revanche les arbres isolés ou les bosquets trop petits n'ont pas été identifiés avec précision.

L'ensemble des segmentations que nous avons réalisé a montré qu'il fallait non seulement adapter les paramètres de l'algorithme *LargeScaleMeanShift* pour obtenir des objets sémantiques cohérents à la problématique, mais qu'il fallait également ajuster la résolution spatiale de l'image. En milieu urbain, conserver une très forte résolution spatiale permet d'obtenir une classification très performante, alors qu'en milieu rural à plus large échelle (englobant des zones urbaines) il est nécessaire d'adopter une résolution spatiale plus grossière de l'ordre de 4 à 5m le pixel pour les images que nous avons traitées.

Au-delà des résultats de la classification, cette segmentation représente une étape particulièrement intéressante selon nous puisqu'elle permet de créer automatiquement des vecteurs. En effet, en écologie du paysage, la vectorisation manuelle est généralement la méthode utilisée pour cartographier des petites zones ou des paysages passés par photo-interprétation. La segmentation pourrait prendre une plus grande place dans les méthodes cartographiques adoptées par les écologues du paysage pour gagner en temps de production de données. La sélection des segments d'intérêt ou l'utilisation de règles de classification simple (e.g., niveau de gris sombre pour identifier les éléments forestiers) permettraient d'assigner plus facilement ces segments à certaines catégories du paysage (e.g., éléments semi-naturels).

2.4.1.3. Classification Random Forest

Pour les valeurs des paramètres de l'algorithme *TrainVectorClassifier*, nous avons choisi une valeur de 250 pour le nombre d'arbres de décision et une valeur de 6 pour la profondeur de l'arbre (i.e., nombre de variables d'entrée divisé par 3) (Rodriguez-Galiano et al., 2012). La

littérature indique que la profondeur de l'arbre doit être ajustée selon le nombre de variables prédictives en utilisant la racine carrée de ce nombre ou en divisant celui-ci par 3 (Rodriguez-Galiano et al., 2012, Feng et al. 2015).

> Pour un faible nombre de variables (< 20), nous conseillons d'utiliser la division par trois afin de créer des arbres de décision avec un bon pouvoir prédictif, alors qu'avec un nombre élevé de variables (> 50) nous préférons utiliser la racine carrée de ce nombre afin de limiter la corrélation entre les arbres induite par un nombre de variables de chaque arbre trop élevé.

De la même manière que pour les autres classifications, un échantillonnage stratifié suivi d'un processus de validation croisée a été réalisé (Dupuy et al., 2020, Morin et al., 2022). Les échantillons d'apprentissage ont été divisés, ici, en 3 sous-échantillons équivalents pour créer 3 classifications distinctes. Ces classifications ont ensuite été fusionnées par vote majoritaire (algorithme *FusionOfClassification*).

Table 15 : Nombre de polygones des échantillons d'apprentissage et de validation pour chaque catégorie.

Échantillons	**Catégories**	**Nombre de polygones**
d'apprentissage		
	Bâti	332
	Cultures claires	337
	Cultures sombres	129
	Prairies	116
	Forêts (homogènes)	179
	Bosquets / haies (hétérogènes)	355
	Total	1448
de validation		
	Bâti	205
	Cultures / prairies	280
	Forêts	170
	Total	655

2.4.1.4. Échantillons d'apprentissage et de validation

Comme énoncé plus haut, l'objectif était d'identifier 3 principales catégories : le bâti, les cultures et les forêts. Ainsi, à partir d'observations de l'orthophoto, des segments créés et des

caractéristiques de chacune des catégories, nous avons créé une catégorie pour le bâti (surfaces très claires), trois catégories pour les cultures à savoir les cultures claires (surfaces homogènes claires), les cultures sombres (surfaces homogènes sombres) et les prairies (surfaces hétérogènes plutôt sombres) et deux catégories pour les forêts à savoir les forêts (segments plutôt sombres, grands, compacts et homogènes) et les bosquets et haies (segments très sombres, moins compacts et hétérogènes) (Tab. 15). Les polygones de validation ont été créés à partir d'un échantillonnage aléatoire (chaque polygone représentant environ 10 pixels chacun) (Rodriguez-Galiano et al., 2012).

2.4.2. Résultats de la classification monotemporelle de 1950

Caractériser les paysages passés sur la simple base d'une orthophoto N&B représente un challenge tant les informations radiométriques sont faibles. Pourtant l'utilisation de textures et la géométrie des segments ont permis d'obtenir de très bons résultats issus de la classification finale. En effet, les trois catégories ciblées présentent des informations assez différentes permettant de les différencier correctement par l'utilisation du Random Forest. La classification montre globalement de bons résultats avec une précision globale (Overall Accuracy) de 90.66% et un indice Kappa de 0.86. Par ailleurs, les bâtis sont bien identifiés mais légèrement sous-détectés (rappel de 83.85%), les cultures sont plutôt surdétectées (précision de 86.07%) et les forêts sont légèrement surdétectées et sous-détectées (Tab. 16). Les résultats statistiques reflètent globalement bien les résultats visuels de cette classification, certaines routes ont été correctement segmentées et bien assignées à la catégorie du bâti. Les forêts sont tout de même surreprésentées, car confondues avec les ombres notamment en milieu urbain. En effet, les ombres portées, peu présentes sur l'image, représentent tout de même une limite à la classification puisque les arbres ont des valeurs numériques plutôt sombres contrairement aux autres catégories.

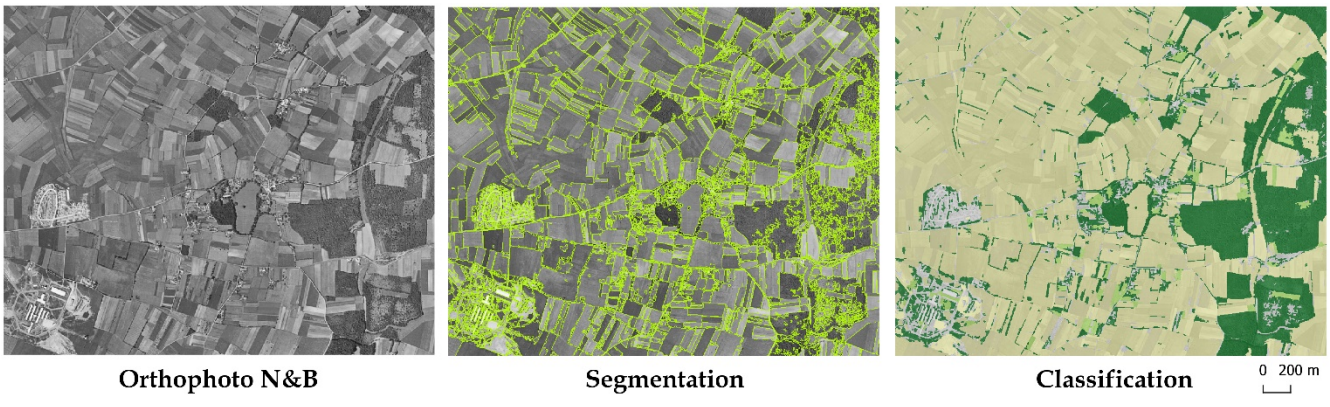


Figure 41 : Résultat de la segmentation et de la classification obtenues à partir de l'orthophoto N&B

Table 16 : Matrice de confusion de la classification de 1950.

		Vraies catégories			
		Bâti	Cultures	Forêts	Rappel (%)
Catégories produites	Bâti	831	131	29	83.85
	Cultures	12	1273	48	95.50
	Forêts	0	75	761	91.03
	Précision (%)	98.58	86.07	90.81	

Les six catégories ont été identifiées par de multiples tests empiriques afin d'aboutir à ces trois catégories qui renferment, sur les images aériennes, des informations caractéristiques (e.g., ton, texture, géométrie). Il nous a semblé plus pertinent de séparer en plusieurs catégories ces trois grandes catégories afin de limiter les erreurs de classification. À titre d'exemple, fusionner les trois catégories de cultures agricoles avant l'étape du Random Forest aurait potentiellement apporté plus de bruit car trop de disparités entre les cultures claires (i.e., labourées) et les cultures sombres (i.e., en végétation). Ceci aurait mené à une augmentation de la variabilité statistique intraclasse et une diminution de la variabilité statistique interclasse. En effet, davantage des confusions auraient été obtenues entre les cultures ayant des segments de couleurs très claires et les zones de bâti également très claires. Finalement, cette classification constitue un bon moyen de cartographier relativement rapidement les paysages anciens (basés sur des photos N&B) malgré la faible quantité d'informations de l'orthophoto. Ces performances sont très satisfaisantes et il serait difficile d'augmenter davantage la résolution thématique (i.e., augmenter le nombre de catégories différentes) tout en conservant d'aussi bonnes performances. Certaines études ont montré des résultats de classification surprenants à 17 classes en identifiant différents stades forestiers mais aussi différentes classes urbaines (Halounova, 2004, 2005). Ces études montrent l'apport des textures ainsi que l'étape de segmentation dans l'obtention de bons résultats à partir d'une image N&B. Concernant nos résultats, il aurait été intéressant de créer une segmentation avec des segments plus grands et compacts. Indépendamment des textures, les segments urbains auraient intégré une variance élevée des valeurs spectrales de l'image, les segments des cultures agricoles très homogènes auraient montré une très faible variance et les segments arborés sombres auraient présenté une très faible moyenne.

Pour affiner cette classification de 1950, nous l'avons retravaillée manuellement et modifiée par photo-interprétation en ajoutant que le bâti (bâti de la BD Topo® construit avant 1950 renseigné en métadonnées et jointure spatiale avec les zones urbaines étendues de la classification), les voies ferrées et le réseau hydrographique de la BD Topo® (Fig. 43). Cependant le réseau hydrographique reste le plus difficile à inférer sur cette seule base et de nombreux changements se sont produits depuis 1950 tels que la création d'étangs.

Parmi les études focalisées sur les paysages anciens, les méthodes et résultats les plus prometteurs se basent sur le recouvrement des couleurs par l'intelligence artificielle. En effet, Poterek et al. (2020) montrent par exemple que l'utilisation de l'apprentissage profond (deep learning) permet de produire des images en vraies couleurs à partir d'images historiques telles que la BD Orthophoto® historique de l'IGN. Les classifications basées sur ces images corrigées sont grandement facilitées et permettent d'obtenir des résultats à plus fine échelle avec une bonne résolution thématique en identifiant les structures arborées telles que les arbres isolés mais également les routes et les bâti de manière précise.

> Cartographier les paysages à partir d'images N&B sera donc de plus en plus accessible et permettra de comparer l'évolution du paysage dans le temps de manière très précise et fiable.

2.5. Conclusion & perspectives

Étudier l'occupation des sols c'est aussi étudier les paysages passés ainsi que ceux qui l'ont construit. Comment l'étalement urbain a été orienté et décidé, qu'elles ont été les priorités sociales et économiques (e.g., autoroute A10, LGV) ? Les images d'archives constituent une base de données riche pour comprendre l'usage des sols dans le temps. On observe par exemple sur la figure 43, représentant l'évolution du milieu urbain entre 1950 et 2017, la construction de l'aérodrome entre 1950 et 1993 à l'ouest du cœur de la ville mais également la construction de l'autoroute A10 qui serpente le long de cet aérodrome. Puis entre 1993 et 2017 on peut constater la construction de la LGV venue desservir la population entre Paris et Bordeaux, que l'on peut aussi percevoir comme un filtre / barrière écologique ou encore une brèche destructrice à travers les espaces naturels et favorables à la biodiversité. Ainsi de telles cartographies (Fig. 42) permettent de comprendre comment le paysage façonne les populations observées actuellement.

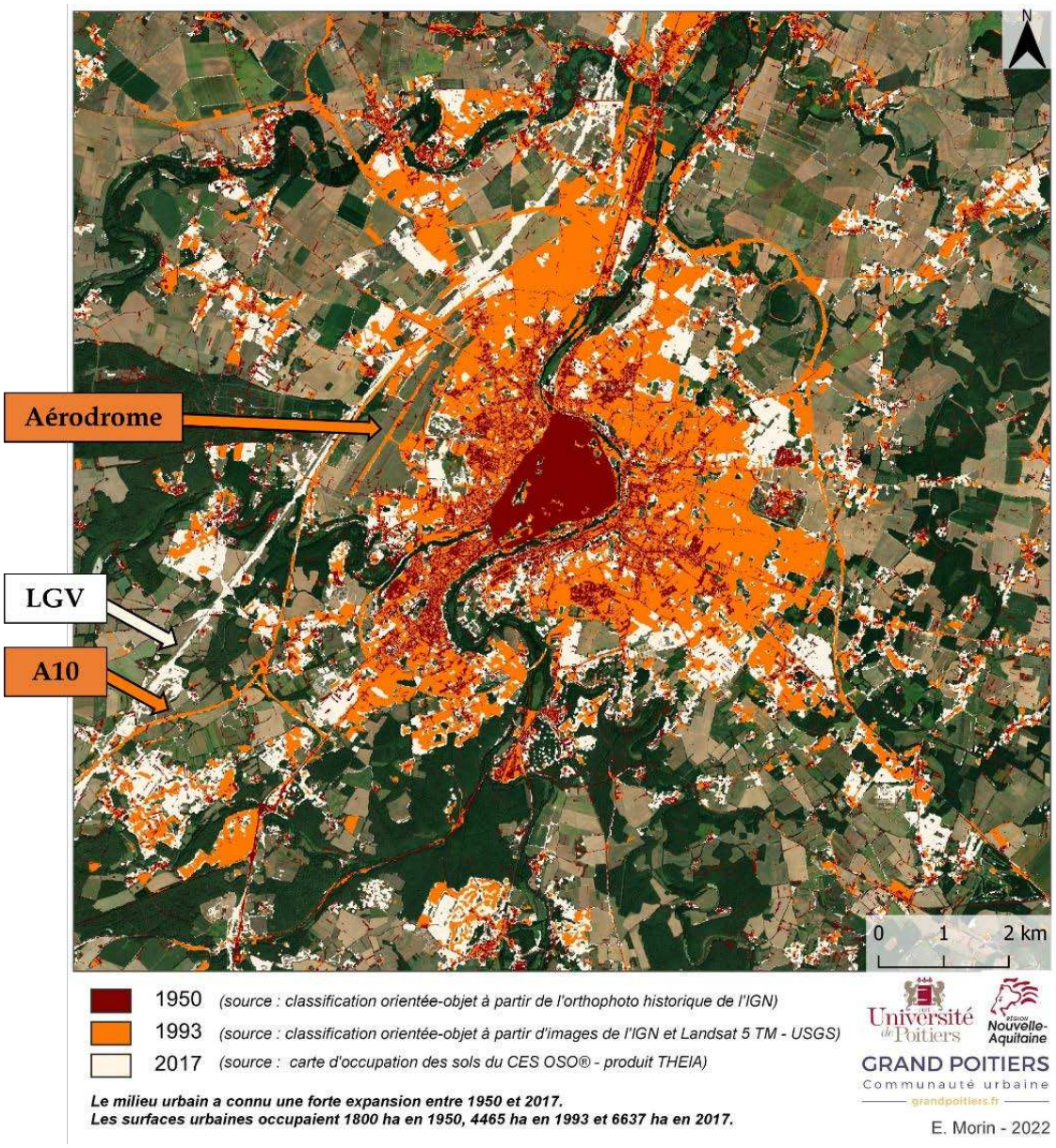


Figure 42 : Comparaison de l'étalement urbain de 1950 à 2017.

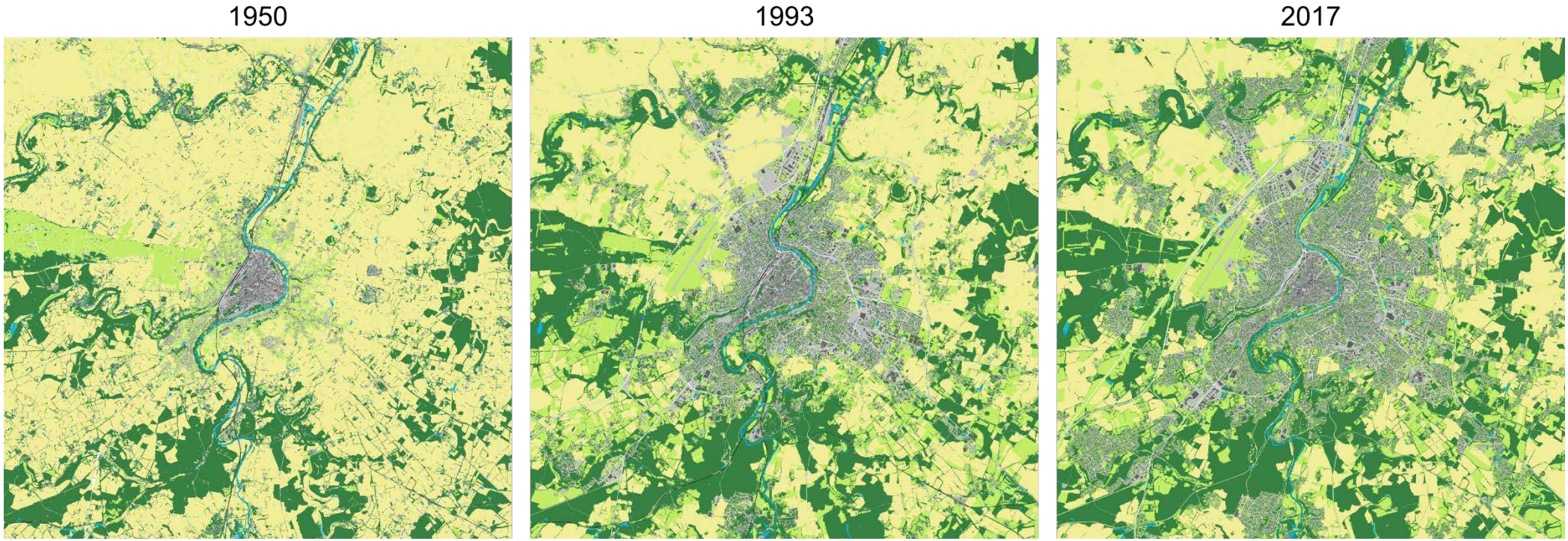
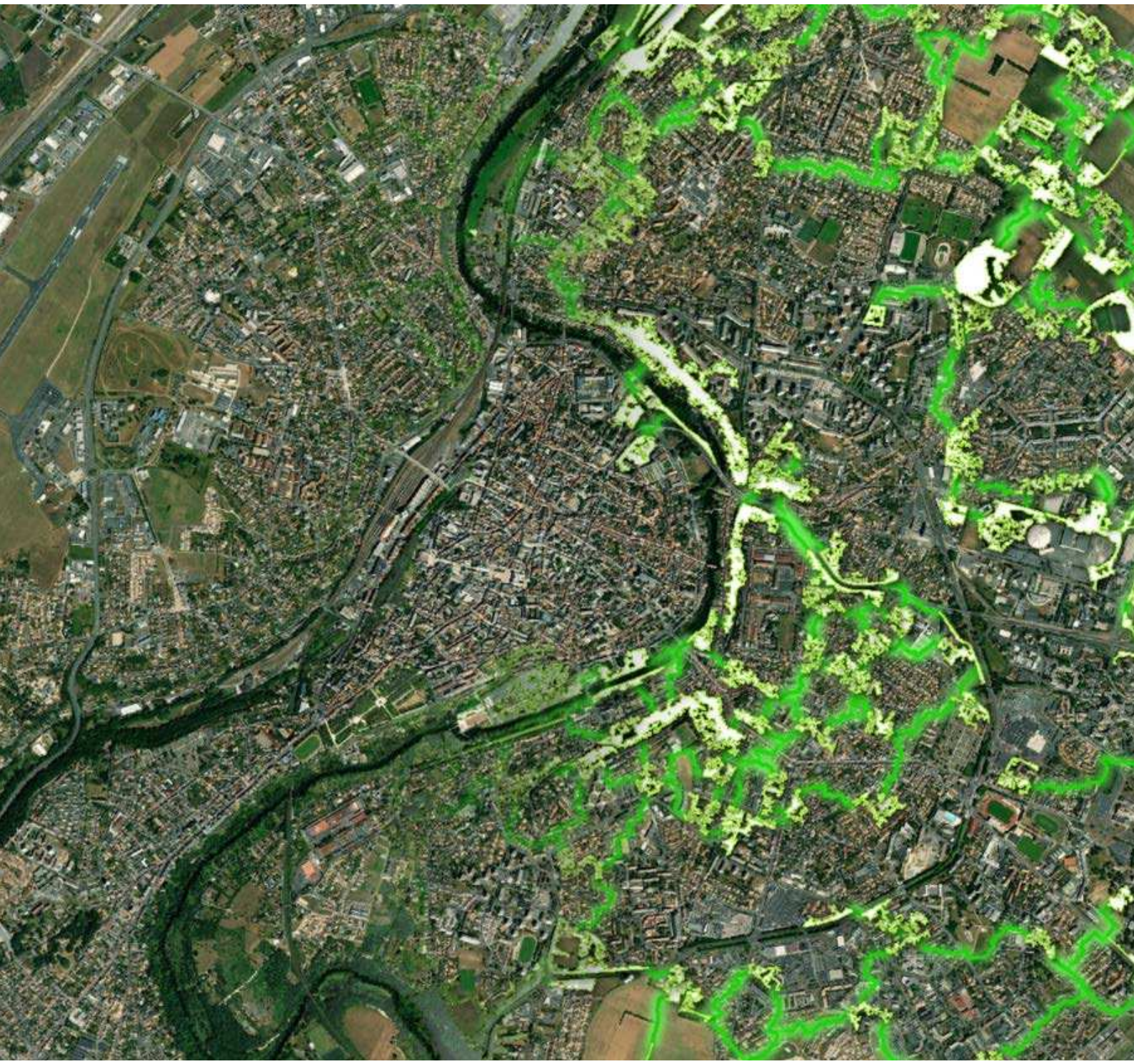


Figure 43 : Évolution temporelle du paysage de Poitiers et ses alentours. Le milieu urbain (en gris) s'est largement étalé entre 1950 et 1993 au même titre que la végétation arborée qui devenue plus présente jusqu'en 2017.

Chapitre 2 : Modéliser la connectivité paysagère en milieu urbain & rural



Dans le chapitre précédent nous avons proposé une manière de construire une carte d'occupation des sols THRS à partir de données institutionnelles et d'outils open source. Ces cartographies, décrivant notamment la végétation urbaine de façon fiable, représentent un outil important dans la planification de la TVB et des documents qui en découlent (i.e., SRCE, SCoT, PLU) mais également en aménagement urbain pour répondre aux problématiques socio-économiques et écologiques (Wellmann et al., 2020). Concilier l'ensemble de ces enjeux devient une nécessité et il est donc primordial de se baser sur des représentations du territoire fiables et précises. En biologie de la conservation, les études se focalisent souvent sur les réseaux écologiques et la connectivité paysagère pour appréhender la biodiversité et la fonctionnalité des écosystèmes, y compris urbains. La connectivité paysagère, pour rappel, traduit la manière dont le paysage empêche ou facilite les déplacements des organismes (Taylor et al., 1993, 2006). Jusqu'à récemment, cette connectivité s'étudiait souvent du point de vue de la connectivité structurelle, par des méthodes de quantification de l'habitat, des analyses de configuration spatiale des patchs d'habitats ou encore des méthodes d'érosion-dilatation. Aujourd'hui la connectivité structurelle est prise en compte conjointement à la connectivité fonctionnelle qui intègre des données écologiques (e.g., exigences écologiques des individus) à l'analyse du paysage. Ainsi depuis les années 2000 on assiste à une complexification des méthodes d'écologie du paysage liées aux analyses spatiales et cartographiques afin de mieux modéliser les dynamiques de populations (e.g., métapopulations) (Bunn et al., 2000; Hanski & Ovaskainen, 2000; D. Urban & Keitt, 2001).

3.1. La théorie des graphes

La détermination des corridors écologiques, ou du moins des trajets potentiellement empruntés par les individus, est souvent appréhendée au travers des analyses basées sur la résistance du paysage (App et al., 2022; Balbi et al., 2021; Balkenhol et al., 2015; Foltête et al., 2021; Grafius et al., 2017). Cette méthodologie repose sur la construction d'une carte de résistance, appelée aussi carte de friction ou de rugosité, qui traduit la difficulté de déplacements d'un individu à travers le paysage (Adriaensen et al., 2003; Spear et al., 2010; Taylor et al., 2006). Basées sur les exigences écologiques des individus, elles peuvent combiner plusieurs types de données (e.g., topographiques, occupation des sols, altitude) mais généralement elles se basent sur l'occupation / usage des sols. Ainsi l'objectif est de traduire l'affinité et la perception des individus en déplacement pour chaque élément de la matrice

paysagère (Baguette et al., 2013b). Ces cartes d'occupation/usage des sols doivent refléter le paysage de manière précise afin de représenter au mieux les processus écologiques.

Parmi les méthodes de modélisations et les outils disponibles, la théorie des graphes s'est largement développée depuis deux décennies offrant des compromis intéressants entre la quantité de données nécessaires à la construction des réseaux écologiques et la capacité à modéliser des processus écologiques (Calabrese & Fagan, 2004).

Les graphes ou réseaux sont des représentations géométriques utilisées dans de nombreux domaines scientifiques (Strogatz, 2001). Des objets discrets sont représentés par des nœuds (points ou vertices) et reliés par des liens (arêtes ou lignes) qui représentent les connexions entre ces objets (Dale & Fortin, 2010). Les nœuds et les liens peuvent avoir une dimension spatiale (taille, forme, localisation). Depuis l'interprétation géométrique de Euler en 1741 à l'origine du concept, celui-ci a été développé en biologie pour comprendre les mécanismes sous-jacents des systèmes biologiques.

À titre d'exemple, les arbres phylogénétiques sont des réseaux : les taxons symbolisés par les nœuds, les distances génétiques symbolisées par les liens. De la même manière, l'application des graphes dans les problématiques écologiques a permis d'expliquer le transport des nutriments (Bebber et al., 2007), définir les relations de métacommunautés (Economo & Keitt, 2008), décrire les mosaïques d'habitats (Urban et al., 2009) ou encore quantifier la connectivité des habitats selon la capacité de dispersion (Keitt et al., 1997).

Parmi les graphes, les graphes topologiques permettent d'intégrer la composante spatiale dans la construction des réseaux. Leur application permet, par exemple, d'étudier la connectivité fonctionnelle d'une métapopulation (Hanski, 1998) en prenant en compte les migrations (i.e., liens) entre les dèmes étudiés (i.e., nœuds) qui identifiera les localisations des populations et la qualité de leurs connexions (Bode et al., 2008). On distingue 2 paramètres principaux dans les graphes topologiques : le diamètre et la distribution de degré. Le diamètre (une description globale de la profondeur du graphe) correspond à la longueur du chemin séparant les deux nœuds les plus éloignés. Cette mesure peut se traduire par la distance géographique entre les deux populations les plus éloignées. Le degré, quant à lui, est le nombre de connexions qu'un nœud a avec les autres nœuds. Par ailleurs, la centralité, parfois étudiée dans les analyses de

connectivité, peut être une information intéressante puisqu'elle représente comment un nœud ou un lien est connecté à l'intérieur du graphe (Dyer & Nason, 2004; Wasserman & Faust, 1994). Ainsi, il est important d'identifier les nœuds qui ont un fort degré et donc une position stratégique à l'intérieur du graphe ayant potentiellement une plus forte influence que les nœuds situés en périphérie du graphe voire isolés. Ainsi, dans un contexte de populations fragmentées ou fonctionnant en métapopulations, une telle approche permet d'identifier, au sein de la métapopulation, les connexions et les populations importantes à préserver (Bunn et al., 2000; Hanski & Ovaskainen, 2000; Urban & Keitt, 2001).

Par ailleurs, en génétique du paysage les graphes peuvent représenter aussi bien la structure génétique d'un ensemble de populations, qu'un ensemble de réservoirs biologiques (ou habitats) et de leurs connexions. Les graphes dits « paysagers » (basés sur la structure du paysage et la connectivité fonctionnelle) peuvent alors être directement confrontés aux graphes génétiques reflétant la structure génétique des populations (DiLeo & Wagner, 2016; Savary, 2021). Les données génétiques peuvent ainsi refléter la qualité des populations (i.e., quantité de variabilité génétique) et de leurs connexions (i.e., distribution de la variabilité génétique) et servir à paramétrer les graphes paysagers.

Une approche multiscalaire

La construction des graphes paysagers permet de comprendre et de quantifier les connexions entre les nœuds ou patchs mais également de travailler à plusieurs échelles ce qui la rend d'autant plus intéressante et appropriée pour calculer des indices de connectivité. En effet, le graphe et les indices de connectivité associés peuvent être analysés à l'échelle globale de la zone d'étude entière mais aussi à plus petite échelle c'est-à-dire à l'intérieur des régions où les nœuds ou patchs sont connectés (i.e., composantes) ou encore à l'échelle locale d'un nœud ou d'un lien (Fig. 44) (Rayfield et al., 2011; Zetterberg et al., 2010).

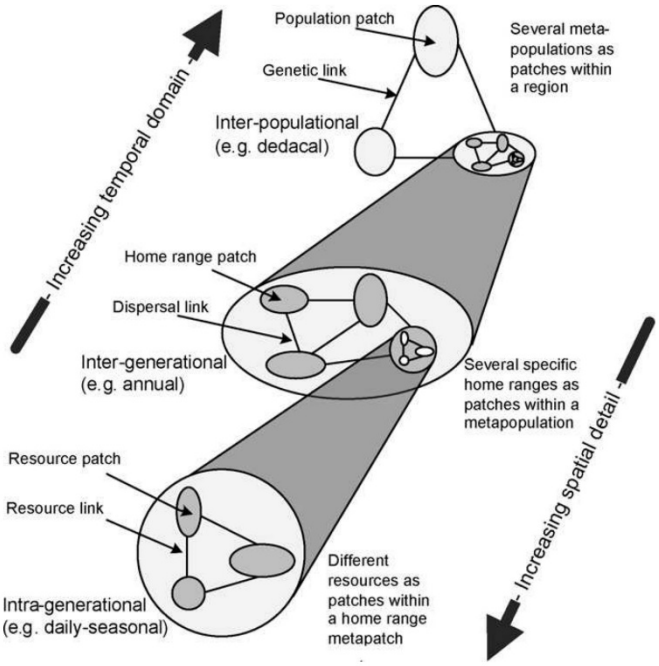


Figure 44 : Description des différentes échelles étudiées via les graphes paysagers : une échelle locale (i.e., nœud, lien), échelle des composantes (i.e., nœuds fonctionnellement connectés) ou à l'échelle globale (i.e. graphe entier).

L'étude des corridors écologiques modélisés par les graphes paysagers permet d'identifier des zones où les flux biologiques sont plus importants qu'ailleurs (App et al., 2022; Balbi et al., 2021; Mimet et al., 2020). Ainsi, si ces modélisations sont fiables pour tenir compte des localisations réellement stratégiques en aménagement du territoire pour la conservation de la biodiversité, l'enjeu principal semble reposer sur la qualité de la cartographie utilisée pour représenter la matrice paysagère et l'occupation des sols.

Dans le cadre de cette étude, nous avons testé l'influence de la qualité de différentes cartographies dans la modélisation de la connectivité écologique et des corridors qui en découlent. Plus précisément, notre objectif était de tester l'importance de la détection de la végétation dans la construction des réseaux écologiques urbains et périurbains. Ainsi, la théorie des graphes est apparue comme idéale tant par sa pertinence pour modéliser les corridors en tant que chemins de moindre coût dans des environnements très contraints, que par son utilité pour comparer statistiquement et visuellement les réseaux écologiques modélisés à chaque échelle à partir de cartographies de différentes qualités pour une même zone d'étude.

3.2. Importance de la résolution spatiale et thématique en milieu urbain

Comme nous l'avons vu dans le chapitre 1, les bases de données institutionnelles ne décrivent pas toujours avec précision la végétation urbaine sur l'ensemble du territoire. De plus, alors que la distinction des strates de végétations représente une information capitale dans la caractérisation des processus écologiques, celle-ci est difficile à déterminer et n'est pas toujours prise en compte dans les cartographies d'occupation des sols. En effet, ces strates jouent un rôle différent selon l'écologie des organismes étudiés et peuvent fournir des ressources différentes pour la réalisation de leur cycle biologique.

L'intégration de la biodiversité en ville est de plus en plus forte amenant les problématiques de densification ou d'extension du milieu urbain. En ce sens, modéliser les réseaux écologiques urbains devient une priorité pour favoriser la biodiversité, planifier et prédire des scénarios d'aménagement du territoire mêlant développement économique, social et écologique (Sahraoui et al., 2021b; Wellmann et al., 2020). Ce challenge reposant aussi bien sur l'écologue que sur l'expert en aménagement urbain ne peut pas se faire sans une bonne connaissance de la ville et sans passer par un état des lieux exhaustif de l'occupation des sols. Identifier et déterminer la distribution spatiale de la végétation urbaine et de ses différentes strates revient alors indirectement à traiter des questions de biodiversité (i.e., continuités écologiques) mais également de santé et de qualité de vie humaine en localisant les espaces verts souvent associés aux îlots de chaleur et de fraicheur urbains (ICU & IFU). Pourtant les résolutions thématiques et spatiales des cartographies utilisées ne permettent pas souvent d'identifier les continuités écologiques et la réalité des processus écologiques. Ces résultats sont rarement le fruit d'un manque de volonté mais plutôt d'un manque de moyens financiers et/ou humains, de temps et de compétences. En effet, cela demande une expertise en production de données (i.e., compétences en ScIG) ainsi qu'en modélisation de processus écologiques. Les résultats peuvent mener donc à de mauvaises conclusions et à des aménagements urbains inadéquats entrainant des conséquences écologiques inattendues.

Dans le cadre de cette étude, nous avons testé l'influence de la qualité de différentes cartographies dans la modélisation de la connectivité écologique et des corridors qui en découlent. Plus précisément, notre objectif était de tester l'importance de la détection de la végétation dans la construction des réseaux écologiques urbains et périurbains. En effet, même si les cartographies et les modélisations qui en découlent ne peuvent pas intégrer l'ensemble de la végétation urbaine avec précision, il est impératif de considérer les résultats qu'impliquent un certain niveau de précision. Ainsi, la théorie des graphes est

apparue comme idéale tant par sa pertinence pour modéliser les corridors en tant que chemins de moindre coût dans des environnements très contraints, que par son utilité pour comparer statistiquement et visuellement les réseaux écologiques modélisés à chaque échelle à partir de cartographies de différentes qualités pour une même zone d'étude.

3.2.1. Méthodologie

Pour mesurer l'influence de la qualité de différentes cartographies dans la modélisation de la connectivité écologique et des corridors qui en découlent, nous avons utilisé les 3 niveaux cartographiques réalisés et présentés en chapitre 1 pour les villes de Poitiers (86), Niort (79) et Châtellerault (86) (Fig. X32). Plus précisément, nos analyses se sont focalisées sur les emprises urbaines de chaque ville tirées du tissu urbain délimité par les cartes OSO (Fig. 32) (i.e., 4,136.66 ha pour Poitiers, 3,199.86 ha pour Niort et 1,918.57 ha pour Châtellerault). Pour rappel, les trois cartographies représentent trois niveaux de précision différents qui se matérialisent principalement par la description plus ou moins précise de la végétation et de ses strates (entités souvent sous-estimées dans certaines cartographies construites à partir des données institutionnelles) :

- i) la première cartographie combine l'ensemble des données institutionnelles les plus fiables et précises (carte appelée Raw map – Fig. 32b),
- ii) la deuxième cartographie contient une couche supplémentaire à la première cartographie identifiant la végétation globale que l'on pourrait obtenir en utilisant l'indice NDVI seuillé (carte appelée VHRvm – Fig. 32c),
- iii) la troisième cartographie intègre une couche supplémentaire à la première cartographie décrivant la végétation herbacée et arborée détectée par télédétection (carte appelée VHRsvm – Fig. 32d).

Dans un contexte urbain, ces trois cartographies décrivent ainsi la distribution de la végétation avec un gradient d'exhaustivité allant de la description grossière des plus grandes surfaces de végétation jusqu'à la distinction des strates de végétation et la détection des arbres isolés. Par ailleurs, pour améliorer la fluidité des analyses, les cartographies ont été rééchantillonnées à 3 m de résolution spatiale.

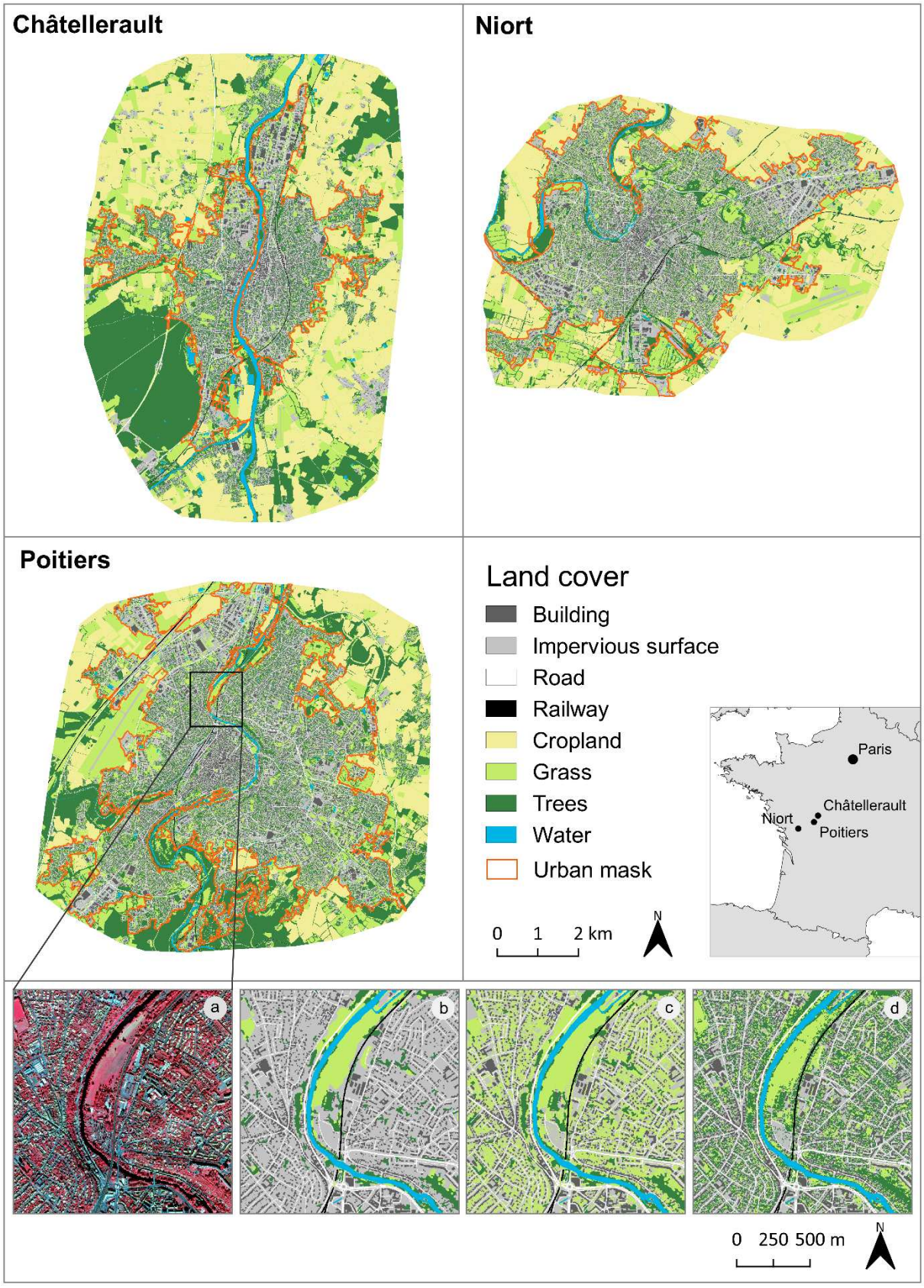


Figure 45 : : Présentation des trois zones d'études utilisées et des trois niveaux de description du milieu urbain en utilisant les données institutionnelles disponibles (carte brute ou Raw Map) (b), en rajoutant la végétation globale (Very High Resolution vegetation map – VHRvm) (c) ou la végétation stratifiée (Very High Resolution stratified vegetation map – VHRsvm) (d).

3.2.1.1. Analyse de la connectivité structurelle

Afin d'estimer la connectivité structurelle, nous avons calculé pour chacune des trois villes et chaque niveau de précision la proportion de végétation herbacée et arborée (i.e., indice de composition du paysage), leur nombre de patchs et leur surface moyenne (i.e, indices de configuration du paysage). Enfin l'indice de Hanski (i.e., indice de configuration) a été calculé pour les deux strates de végétation selon la formule :

$$\sum_{p1}\sum_{p2} e^{-d} * a_{p2}/nb(p)$$

Où *d* est la distance interpatch (km) et *a* est la surface (ha) du second patch.

L'indice de Hanski augmente à mesure que la taille des patchs augmente et que leur éloignement géographique diminue. Il reflète ainsi l'état de fragmentation de l'habitat en quantifiant leur surface et leur proximité.

Calculés pour chaque carte, ces indices de composition et de configuration du paysage permettent d'estimer l'influence de la précision cartographique sur la description et la localisation de la végétation. Ces indices ont été calculés grâce au logiciel d'écologie du paysage Chloé développé au sein de l'UMR BAGAP sous java script, qui a pour but de réaliser des analyses cartographiques paysagères et spatiales (Boussard & Baudry, 2014).

Afin de visualiser les gains ou les pertes en végétation liés aux différentes cartes utilisées, nous avons construit des cartes choroplèthes utilisant un maillage de 500x500 mètres afin d'identifier à travers les trois villes les variations de la végétation arborée et des surfaces imperméables entre les trois niveaux de précision.

3.2.1.2. Analyse de la connectivité fonctionnelle

Nous avons utilisé la théorie des graphes pour estimer l'influence de la précision cartographique dans la modélisation de la connectivité fonctionnelle. Cette approche, basée sur la théorie des graphes, identifie la manière dont les habitats sont fonctionnellement connectés en fonction des exigences écologiques d'un organisme. Pour cela, nous avons considéré plusieurs espèces forestières virtuelles dont les paramètres choisis pourraient correspondre à de réelles espèces. Plus précisément, pour créer les cartes de résistance, nous avons sélectionné une taille d'habitat minimale de 1 ha et déterminé cinq catégories avec des valeurs de résistance croissantes : 1 = habitat ou élément très favorable, 10 = élément favorable, 100 = élément neutre, 1,000 = élément défavorable, 10,000 = barrière écologique (Sahraoui et

al., 2017). Enfin plusieurs graphes ont été réalisés considérant plusieurs distances de dispersion : 50, 100, 200, 500, 1,000, 1,500, 2,000 mètres.

Même si ces valeurs pourraient correspondre à des espèces réelles, ces modèles n'ont pas été validés biologiquement d'où le terme virtuel. Concrètement, l'ensemble de ces espèces virtuelles intégrant des distances de dispersion différentes permet de tester un large éventail de réponses comportementales aux déplacements d'organismes forestiers en milieu urbain. Les sept distances de dispersion ont été converties en distance-coût à partir des cartographies VHRsvm (considérées comme étant les plus réalistes) et pour chacune des 3 villes indépendamment. Ainsi, sept graphes paysagers (i.e., graphes planaires) ont été réalisés pour chaque cartographie et chaque ville étudiée. Ces distances-coûts ont permis d'élaguer les chemins de moindre coût non fonctionnels et de tester comment le paysage urbain façonne le mouvement des individus à faible capacité de dispersion (e.g., entre 50 et 200 m comme par exemple les arthropodes) mais également à moyenne dispersion (e.g., entre 500 et 2000 m comme par exemple les oiseaux). Nous avons identifié le nombre de composantes, sous-unités du graphe global à l'intérieur duquel les habitats sont connectés, pour mesurer le degré de fragmentation des habitats. Puisque la cartographie VHRsvm contient une description fine de la végétation arborée et qu'elle est susceptible d'identifier de nouveaux patchs d'habitat (> 1ha), nous avons divisé le nombre d'habitats par le nombre de composantes afin de comparer le niveau de fragmentation ou de connectivité entre les cartographies.

Enfin la métrique de Probabilité de Connectivité (PC) a été calculée à l'échelle globale (i.e., ensemble de la zone d'étude) ainsi qu'à l'échelle locale (i.e., chaque lien) (Saura & Pascual-Hortal, 2007b). Cet indice reflète la probabilité que deux individus pris au hasard dans la zone d'étude puissent se rejoindre. Il est calculé selon la formule :

$$\sum_{i=1}^{n} \sum_{j=1}^{n} a_i a_j p_{ij}^{*} A_L^2$$

où a_i et a_j représentent la superficie des parcelles i et j, A_L est la superficie totale de la zone d'étude et p^*_{ij} est le maximum de la probabilité de mouvement entre ces parcelles calculé suivant la fonction : $p_{ij} = e^{(-\alpha d_{ij})}$

où α décrit l'intensité de la diminution de la probabilité de dispersion, d est la distance et p décrit la dispersion en utilisant une valeur de 0,05 pour la distance maximale de dispersion (utilisée dans cette étude pour tous les graphiques).

Afin de comparer visuellement les différences entre les réseaux écologiques modélisés, les résultats des distances de dispersion de 2,000 m ont été utilisés représentant le coût cumulé de chaque corridor ainsi que leur valeur de dPC. Cette valeur de dPC identifie la contribution de chaque élément k du graphe à la disponibilité globale de l'habitat et à sa connectivité de l'habitat à travers le paysage en mesurant la variation de PC en supprimant l'élément k (Duflot et al., 2018; Saura & Pascual-Hortal, 2007b) suivant la formule :

$$dPC_k = \frac{PC - PC_{k\ supprimé}}{PC}\ x\ 100$$

Ces indices ont été calculés avec le logiciel Graphab en libre accès développé au sein de l'UMR ThéMA et spécialisé dans la modélisation des réseaux écologiques (Foltête et al., 2012a). Ce logiciel multiplateforme (Linux, Windows, Mac OS), disponible via une interface graphique ou par ligne de commande, est basé sur la théorie des graphes et permet, entre autres, une géo-visualisation des résultats, de construire des graphes, de calculer des métriques de connectivités et de généraliser des métriques de connectivité sur l'ensemble d'une zone d'étude.

3.2.2. Résultats & discussion

3.2.2.1. Quelles conséquences pour la connectivité paysagère ?

Les résultats montrent que les cartographies brutes Raw map (RM) mettent en évidence moins de végétation à l'intérieur des 3 villes étudiées que les deux autres cartographies impliquant des outils et méthodes de télédétection (VHRvm et VHRsvm) (Fig. 46). En effet, les outils de télédétection apportent une information non négligeable que ce soit en identifiant la végétation globale ou en différenciant les strates de végétation. Ainsi, les cartes VHRsvm montrent par exemple environ quatre fois plus de végétation que les cartes brutes RM (Fig. 46a). La proportion de végétation herbacée varie de 4.28% à 6.04% pour les cartes brutes à 14.03% à 14.44% pour les cartes VHRsvm. On observe la même tendance pour la végétation arborée qui occupe 20% de l'occupation des sols alors que seulement 5% sont détectés par les cartes brutes. Ces dernières identifient simplement les grandes parcelles de végétation telles que les parcs ou les forêts urbaines comme l'atteste le faible nombre de patchs et l'importante taille moyenne (Fig. 46b,c). À l'inverse, les approches de télédétection ont identifié les patchs de végétation de petite taille et isolés parsemant le milieu urbain, comme l'attestent le nombre élevé de patchs ainsi que leur taille moyenne faible (Fig. 46b,c). Poitiers, possédant une surface urbaine plus grande, montre ainsi un plus grand nombre de patchs détectés, suivi de Niort et

enfin Châtellerault qui montre la plus petite surface urbaine. Comme attendu par la télédétection de nombreux patchs plus petits, les tailles de patchs ont fortement diminué entre les cartes brutes et les deux autres cartes pour Niort et Châtellerault et dans une moindre mesure pour Poitiers (Fig. 46c). Des parcelles agricoles urbaines (i.e., prairies) présentes au sein de Niort et Châtellerault expliquent de grandes tailles de patchs pour les cartes brutes par rapport au milieu urbain de Poitiers. À noter que la végétation globale identifiée dans les cartes VHRvm a été catégorisée en tant que végétation herbacée, expliquant des valeurs de végétation arborée identiques aux cartes brutes. Ce choix a été fait pour ne pas surestimer la végétation arborée en particulier pour l'analyse de connectivité fonctionnelle.

Enfin l'indice de connectivité de Hanski, qui augmente au fur et à mesure que la taille des patchs est grande et leur distance géographique faible, augmente pour la végétation des cartes

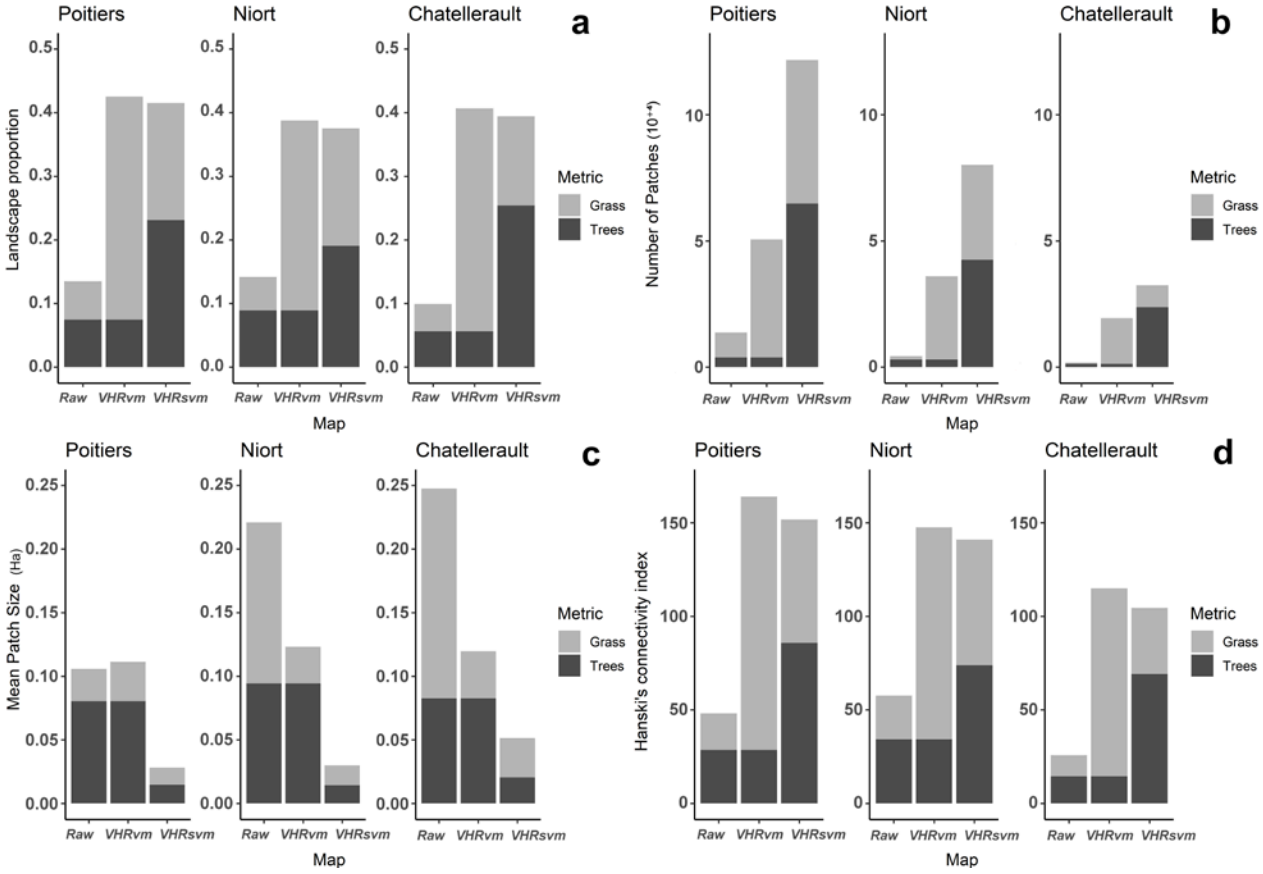


Figure 46 : Variations des indices de connectivité structurelle pour chaque cartographie et chaque ville : la proportion de végétation (a), le nombre de patchs (b), la taille moyenne des patchs (c) et l'indice de Hanski (d).

VHRsvm et montre une forte augmentation pour la végétation herbacée des cartes VHRvm (Fig. 46d). Malgré une diminution globale de la taille des patchs (Fig. 46c), l'augmentation de l'indice de Hanski est liée à une détection de nombreux patchs de végétation supplémentaires ayant pour conséquence des patchs de végétation globalement plus proches les uns des autres. Ces différences entre cartographies se visualisent spatialement grâce aux cartes choroplèthes.

Ces dernières montrent de forts gains de végétation arborée (et inversement les « pertes » des surfaces imperméables) autour du centre des villes dans les zones résidentielles (Fig. 47).

Concernant les patchs d'habitat (i.e., patch de végétation arborée > 1ha), la carte VHRsvm détecte plus de patchs d'habitat dans chaque ville par rapport aux deux autres cartographies sous-estimant finalement la végétation arborée à très haute résolution spatiale (Tab. 17). Plus précisément, on observe 24 patchs supplémentaires détectés par l'approche de classification orientée-objet au niveau de Poitiers, 15 nouveaux patchs pour Niort et 35 nouveaux patchs pour Châtellerault (Tab. 17).

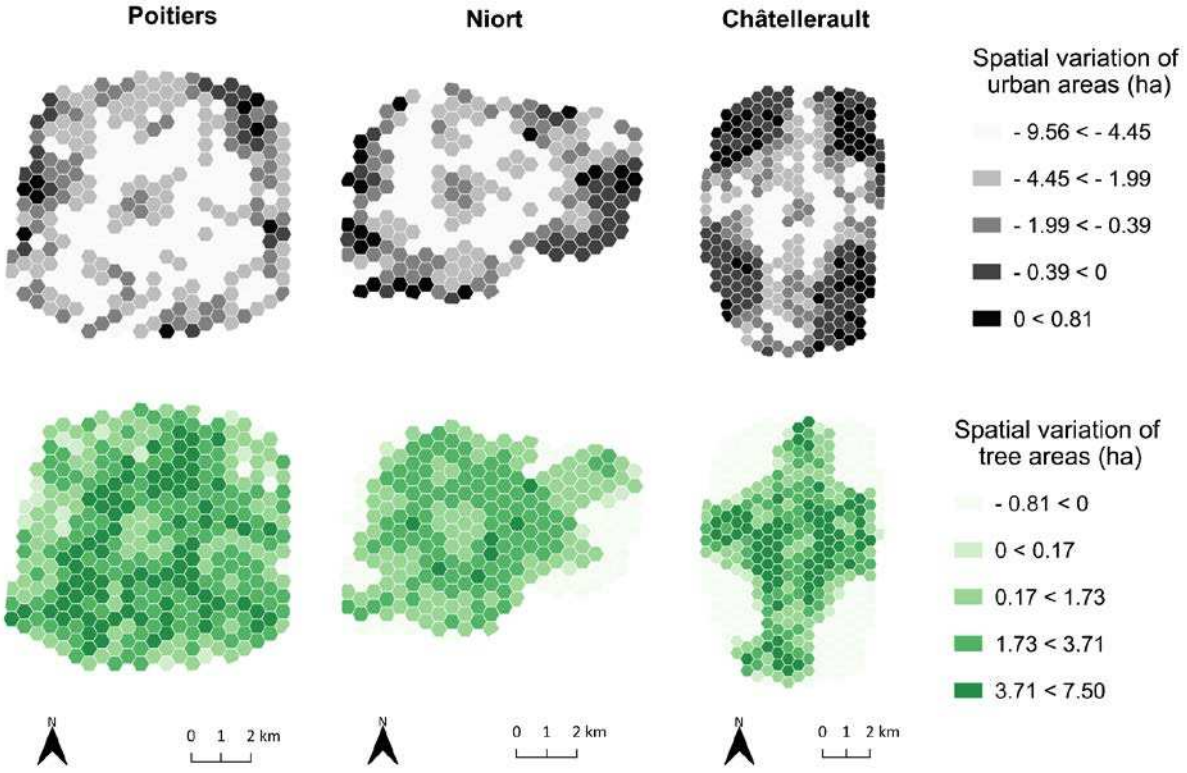


Figure 47 : Variations spatiales de la végétation arborée et des surfaces imperméables entre les cartes brutes (Raw Map) et les cartes VHRsvm.

*Ta*ble 17 : Nombre de patchs d'habitat supérieur à 1 ha détecté pour chaque cartographie.

Zone	Cartographie	Nombre de patchs d'habitat
Poitiers	Carte Brute (Raw Map)	156
Poitiers	VHRvm (végétation globale)	156
Poitiers	VHRsvm (végétation stratifiée)	180
Niort	Carte Brute (Raw Map)	85
Niort	VHRvm (végétation globale)	85
Niort	VHRsvm (végétation stratifiée)	100
Châtellerault	Carte Brute (Raw Map)	135
Châtellerault	VHRvm (végétation globale)	135
Châtellerault	VHRsvm (végétation stratifiée)	170

La détection de ces patchs d'habitat supplémentaires ou autrement dit la « non-détection » de certains patchs par les cartes brutes et VHRvm influence fortement les valeurs de connectivité fonctionnelle (i.e., indice du PC). En effet, on obtient des estimations de connectivité fonctionnelle différentes entre les cartographies avec des tendances similaires pour les 3 villes indépendamment (Fig. 48a). La figure 48a indique que les variations de l'indice PC sont également influencées par la distance de dispersion maximale. Basé sur la quantité d'habitats disponible à travers la zone d'étude, le PC augmente donc à mesure que la distance de dispersion maximale est élevée. En prenant en compte plus de patchs de végétation et donc plus de patchs d'habitat, les cartes VHRsvm montrent les valeurs de PC les plus élevées pour chaque distance de dispersion testée. Les valeurs de PC obtenues à partir des cartes VHRvm sont légèrement plus élevées que celles obtenues à partir des cartes brutes (RM) mais restent très proches car même si les cartes VHRvm considèrent plus de patchs de végétation, les patchs arborés et donc d'habitat restent les mêmes entre les deux cartes. Plus largement, les indices de PC sont plus élevés pour la zone d'étude de Châtellerault montrant des valeurs entre 20 et 40 x 10^{-4}, suivi de Poitiers avec des valeurs entre 3 et 13 x 10^{-4}, et de Niort avec des valeurs entre 0 et 1.4 x 10^{-4} (Fig. 48a). Concernant l'autre indice de connectivité fonctionnelle, le dPC, les estimations de la connectivité sont plus importantes à partir des cartes VHRsvm, que pour les cartes VHRvm et enfin pour les cartes brutes (Fig. 48b). L'identification et la prise en compte de la végétation globale dans les cartes VHRsvm permettent donc de modéliser des réseaux écologiques avec plus de patchs d'habitat et mieux connectés que les cartes brutes RM (Fig. 48b). Les différences sont plus fortes pour les moyennes distances car les faibles distances de dispersion (i.e., < 500 m) permettent uniquement de connecter les patchs les plus proches.

Les réseaux écologiques et les corridors associés, modélisés à partir des cartes VHRsvm, se rapprochent davantage de la réalité par rapport aux deux autres cartographies (Fig. 49). Comme attendu, les chemins de moindre coût qui en découlent se traduisent par la modélisation des trajets et de déplacements différents et moins coûteux lorsque la végétation globale ou stratifiée est détectée. Ces chemins ont donc des trajectoires, des résistances cumulées et également des contributions (valeur dPC) différentes au sein des réseaux écologiques (Fig. 49-50). Ainsi le tracé, le rôle et l'importance des corridors à l'intérieur des graphes paysagers sont fortement influencés par la description (i.e., résolution spatiale et thématique) de la matrice paysagère et de l'identification des patchs d'habitats.

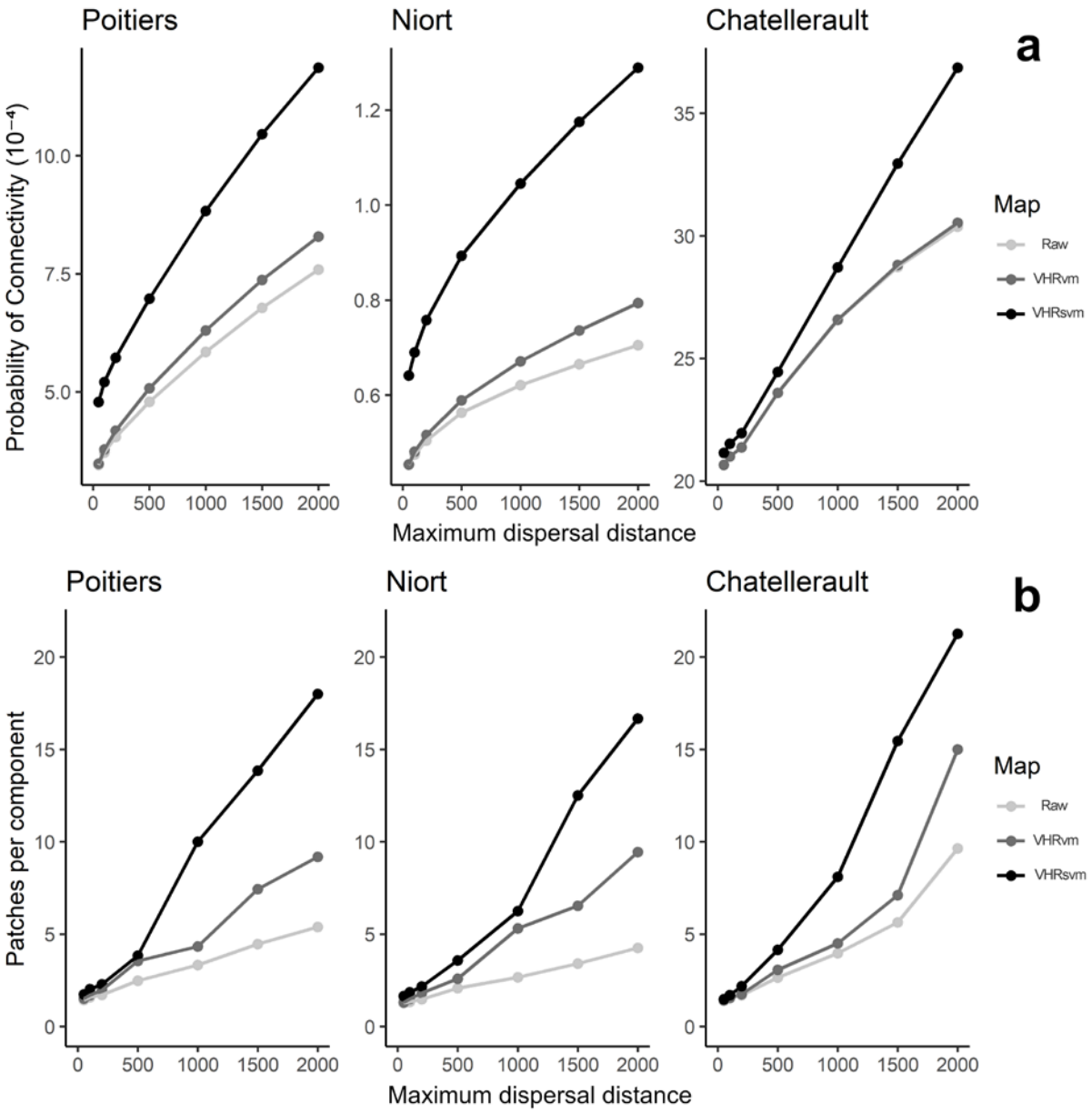


Figure 48 : Indices de connectivité fonctionnelle calculés pour chaque cartographie caractérisant la qualité des réseaux écologiques à l'échelle globale (a) et le niveau de fragmentation des habitats (b).

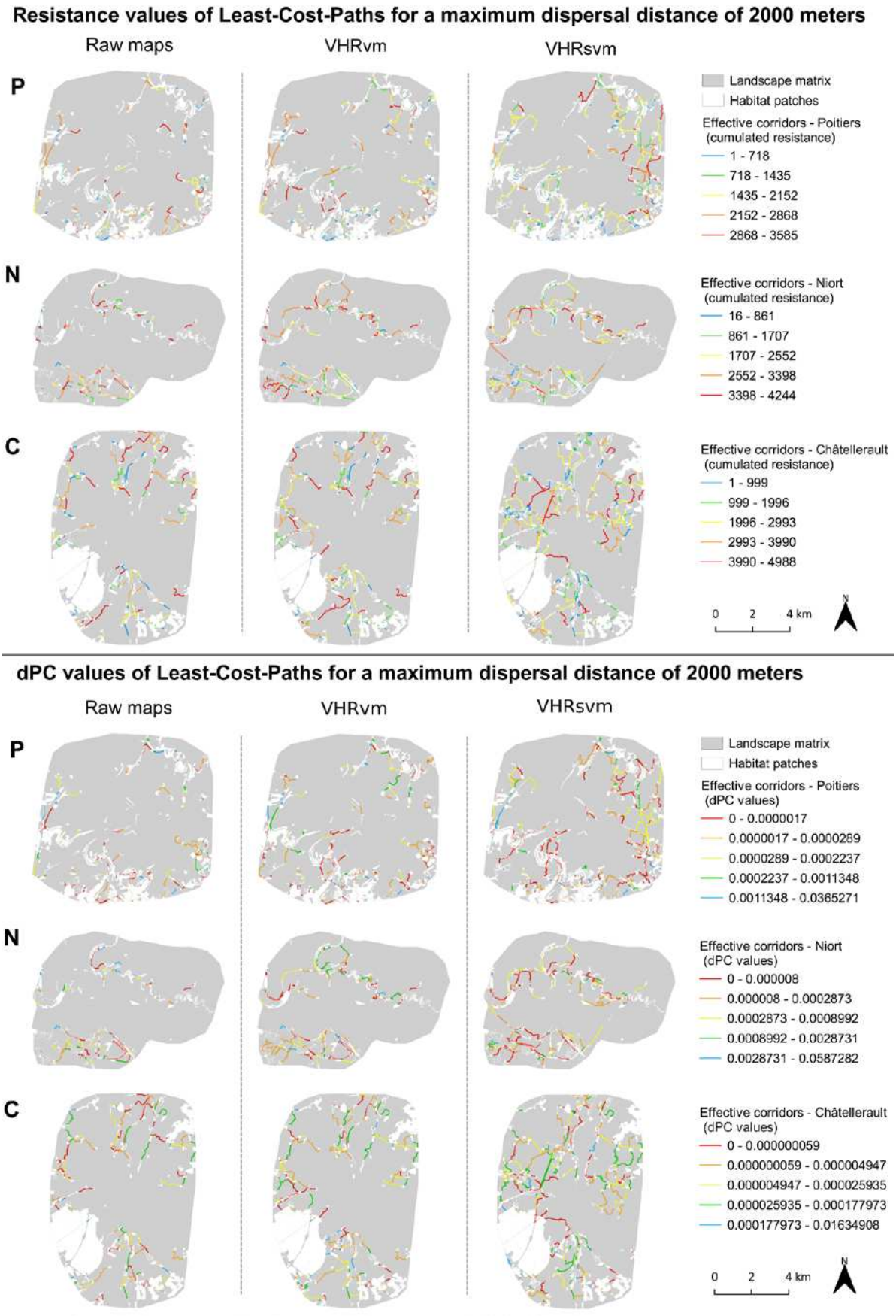


Figure 49 : Graphes paysagers obtenus à partir d'une distance de dispersion de 2000 m pour chaque cartographie montrant les valeurs de résistance cumulée (a) et la valeur de dPC (b) des chemins de moindre coût fonctionnels.

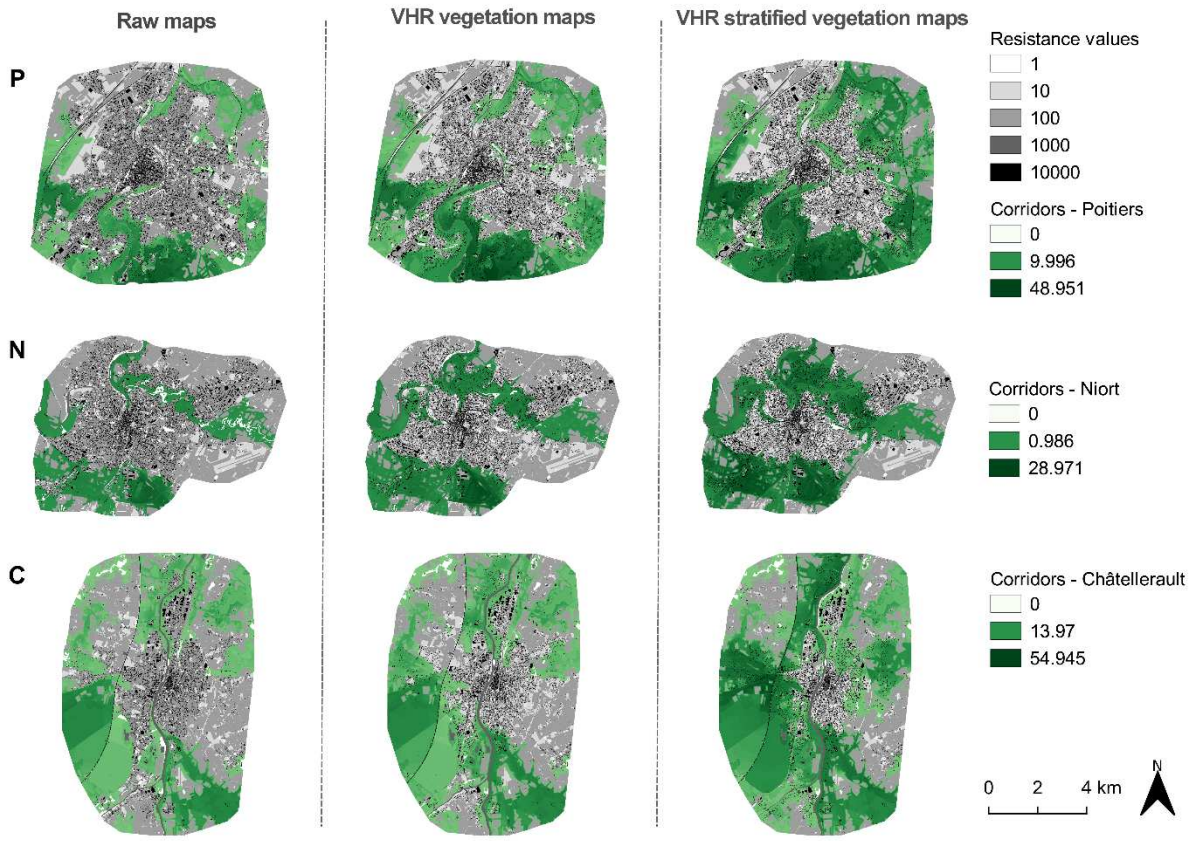


Figure 50 : Modélisation de l'ensemble des surfaces atteignables à partir des patchs d'habitats identifié pour une distance maximale de dispersion de 2000 m obtenus à partir de chaque cartographie pour les trois villes étudiées.

Notre étude a montré que la cartographie pouvait jouer un rôle important dans l'analyse de la connectivité paysagère tant dans les indices de connectivité structurelle que fonctionnelle et dans le chemin des corridors. Alors que la technologie du LiDAR et ses applications, produisant des cartographies de grande qualité, se développent de manière accélérée aujourd'hui, aucune méthodologie ne s'est focalisée sur l'approche orientée-objet et sa contribution dans la modélisation des processus écologiques à fine échelle (App et al., 2022; Balbi et al., 2021; Casalegno et al., 2017; Grafius et al., 2016, 2017; Zhou & Troy, 2008). En accord avec la bibliographie, notre méthodologie a montré que la végétation urbaine était souvent sous-estimée dans les bases de données institutionnelles à fine échelle en paysage urbain (Crombette, 2016; Puissant et al., 2014). En effet, les cartes complètes VHRsvm comptaient jusqu'à quatre fois la quantité de végétation identifiée par les cartes brutes, en identifiant l'ensemble des patchs de végétation de quelques mètres carrés. Nous avons également noté que la végétation totale était plus abondante sur les cartes VHRvm comparées aux cartes VHRsvm. Cet excès de végétation, relevé par Puissant et al. (2014), vient du fait que la végétation globale a été détectée à partir d'une orthophoto mais que la végétation arborée, issue de la BD Topo® a été caractérisée avec un décalage par rapport à cette image. En effet,

les arbres de la couche « ZONE_DE_VEGETATION » proviennent d'une méthodologie différente basée sur des images et une précision (seuil de détection) à résolution spatiale plus grossière que celle de notre étude. Néanmoins, cette carte VHRvm ne différencie pas les strates de végétation ce qui peut mener à un biais dans l'estimation d'indices paysagers et de connectivité structurelle notamment (Casalegno et al. 2017). À titre d'exemple, l'indice de Hanski calculé pour chaque strate de végétation, est biaisé car il intègre la végétation globale dans la catégorie végétation herbacée, alors que la végétation arborée qui provient de la BD Topo® est sous-estimée. Ainsi, l'indice de Hanski, calculé à partir des cartes VHRvm, est très élevé, traduisant une très bonne connectivité structurelle pour la végétation herbacée qui est alors plus compacte avec des patchs moins fragmentés et géographiquement proches. Il serait par exemple préférable de calculer ces indices uniquement à partir de la végétation globale détectée par un NDVI seuillé, plutôt que de compiler des données de végétation, issues de méthodes d'acquisitions différentes, comme ici pour les cartes VHRvm.

D'un autre côté, le produit de la classification orientée-objet a fourni une description fine de la végétation dans les cartes VHRsvm allant jusqu'à détecter les petits arbres isolés. Ainsi, les alignements d'arbres ornementaux, caractéristiques du milieu urbain, ont été cartographiés au même titre que la végétation ligneuse présente dans les jardins privés. En effet, comme le montrent les cartes choroplèthes, la végétation urbaine non détectée en milieu urbain par les données institutionnelles se situe principalement dans les zones résidentielles où la complexité du milieu est plus forte et la densité urbaine plus faible qu'au cœur des villes. Ces surfaces de végétation représentent tout de même une part non négligeable de la végétation urbaine et améliorent le potentiel écologique de la matrice urbaine (App et al., 2022; A. R. Shahtahmassebi et al., 2021). De plus, de nombreux patchs arborés supérieurs à 1 ha ont été détectés par l'approche de télédétection ce qui influence considérablement la disponibilité de l'habitat et donc la connectivité fonctionnelle. L'identification de ces patchs d'habitat et des corridors forestiers associés permet d'améliorer l'estimation de la qualité des réseaux écologiques et de la quantité d'habitats disponible (i.e., valeurs de PC global) pour des organismes forestiers aux modes de déplacements différents. En effet, ces valeurs de PC montrent que les cartes brutes sous-estiment cette connectivité fonctionnelle quelle que soit la distance de dispersion étudiée pour les villes de Poitiers et de Niort. Concernant Châtellerault, les différences sont plus ténues en particulier pour les faibles disperseurs. Ces estimations de la connectivité globale légèrement différentes entre les villes viennent probablement de différences de densités et de diversités de formes urbaines. Châtellerault est une ville plus petite intégrant de grandes surfaces forestières avec une densité urbaine plus faible et des

surfaces plus perméables aux déplacements des organismes. Tirer des tendances ou conclusions globales est assez difficile en milieu urbain tant les différences entre les villes et leur complexité sont grandes. L'histoire de la ville, les styles architecturaux et la fonction des quartiers ou des bâtiments sont autant de facteurs qui influencent les caractéristiques des bâtiments et la présence de végétation urbaine. Ainsi, les formes urbaines complexes mènent à des niveaux de pressions et de perméabilité très diverses pour les déplacements des individus (Grafius et al., 2017). Ces distances de dispersion représentent également un élément important dans les connexions effectives entre deux réservoirs de biodiversité puisqu'on observe des différences de valeurs de PC et de nombres de patchs connectés plus grands pour des distances supérieures à 500 m. Pour les autres organismes à faible dispersion, les patchs d'habitats sont trop éloignés quelle que soit la résistance du paysage entre eux. Ainsi, la précision des cartographies utilisées ici influence plus fortement les réseaux écologiques modélisés pour des organismes à moyenne dispersion comme les oiseaux forestiers. Ces résultats proviennent non seulement de patchs d'habitats plus nombreux mais également de la qualité de la matrice paysagère (et des corridors qu'elle intègre) qui est donc plus perméable ou accessible aux déplacements, comme le montre le nombre de patchs connectés qui est plus grand pour les VHRvm (dont la matrice paysagère est plus favorable) par rapport aux cartes brutes RM. En effet, identifier des arbres isolés ou des alignements d'arbres a une forte influence sur la résistance du paysage (App et al., 2022; Balbi et al., 2019; Choi et al., 2021; Grafius et al., 2017).

Ainsi, les résolutions spatiales et thématiques sont des paramètres importants puisqu'ils permettent ou non de représenter les éléments à fine échelle jouant un rôle important dans l'évaluation de la connectivité écologique et des services écosystémiques associés (App et al., 2022; Barr et al., 2021; Tiang et al., 2021). Par exemple, une trop faible résolution spatiale risque de produire des tronçons routiers non linéaires, perméables vis-à-vis de la modélisation des corridors.

> À noter que le plugin du logiciel Graphab disponible sous QGIS permet de favoriser le continuum d'éléments linéaires et d'éviter ce type de problème malgré une faible résolution spatiale. Cela revient à simplifier le paysage au détriment des autres éléments paysagers proches mais à l'avantage de ne pas rendre perméable un élément (e.g., route) qui ne l'est pas.

Représenter le paysage à très fine échelle tente donc de traduire le paysage tel que l'organisme étudié le perçoit. En effet, le mouvement des individus dépend de la manière dont ils perçoivent le paysage, ce qui affecte leur comportement de dispersion (App et al., 2022; Baguette & Van Dyck, 2007; Balbi et al., 2019, 2021; Bélisle, 2005). Ainsi, la présence d'un élément isolé mais favorable peut déclencher la volonté de déplacement d'un organisme pour rejoindre un patch d'habitat éloigné. À titre d'exemple, un grimpereau des jardins, oiseau forestier, aura une volonté plus forte à utiliser les arbres pour se déplacer en milieu urbain (Balbi et al., 2021) d'où l'importance de détecter chaque élément paysager. De la même manière en milieu rural, un pic épeiche aura une plus forte propension à se déplacer à travers une prairie parsemée d'arbres plutôt qu'à travers une culture sans végétation arborée. Les chemins de moindre coût modélisés sont ainsi attirés par la présence d'éléments favorables au même titre qu'un individu le serait. Une carte d'occupation des sols très précise permet donc une meilleure estimation de la qualité de la matrice paysagère urbaine ce qui conduit à une meilleure estimation de la connectivité paysagère. Il serait alors intéressant de valider ces prédictions de la dispersion des individus par des mesures directes (i.e., télémétrie) ou indirectes (i.e., flux de gènes). On s'attendrait alors à obtenir des corrélations plus fortes entre les modélisations basées sur les cartographies VHRsvm par rapport à celles basées sur les cartes brutes.

Il est également important de noter que l'utilisation des chemins de moindre coût est particulièrement judicieuse en contexte urbain. En effet, ce milieu très hétérogène et complexe abrite une végétation très contrainte par la présence de routes, de surfaces imperméables et de bâtiments. Les chemins qui connectent deux réservoirs de biodiversité sont peu nombreux et cette approche se voit donc très performante. Il est tout à fait pertinent de se baser sur ces chemins de moindre coût, seuillés par une distance de dispersion ou non, pour évaluer les chemins probables de déplacements des individus en milieu urbain. Par exemple, Balbi et al. (2021) ont montré qu'un contexte de connectivité élevé (i.e., chemin de moindre de coût) influençait non seulement la probabilité de déplacements des oiseaux et des papillons de nuit, mais également la distance qu'ils étaient capables de parcourir. De la même manière, les hérissons en contexte urbain ont tendance à se déplacer plus facilement et à parcourir de plus longues distances le long des corridors écologiques (Balbi et al., 2019).

3.2.2.2. Implications pour la conservation de la biodiversité dans l'aménagement urbain

Les enjeux autour de l'aménagement urbain sont de plus en plus nombreux afin d'intégrer les notions de biodiversité, de qualité de vie humaine, de consommation d'espaces tout en

considérant les problématiques liées aux pressions foncières mais aussi aux changements climatiques qui tendent à créer des îlots de chaleur urbains. La ville d'aujourd'hui et de demain doit être plus perméable à la biodiversité en intégrant les enjeux écologiques aux enjeux socio-économiques (Wellmann et al., 2020). Pour répondre à ces challenges actuels, il est crucial de combiner des approches de télédétection, d'écologie urbaine et d'aménagement urbain pour créer un environnement plus durable et fonctionnel (Wellmann et al., 2020). L'écologie du paysage constitue une discipline majeure pour prendre en compte les continuités écologiques actuelles mais également pour tester les conséquences potentielles d'un aménagement du territoire (Drielsma et al., 2022; Grafius et al., 2016; Sahraoui et al., 2021b). En effet, la modélisation des réseaux écologiques présentés dans cette étude ou des services écosystémiques (Grafius et al., 2016) se base principalement sur les cartes d'occupation des sols. Il est alors facile de tester rapidement différents scénarios de changement d'occupation des sols et leurs impacts potentiels sur la biodiversité. Néanmoins comme souligné par nos résultats, ces modélisations dépendent grandement de la résolution spatiale et thématique utilisée pour décrire l'occupation des sols. En ce sens, les approches de télédétection à très haute résolution spatiale combinées aux analyses de connectivité du paysage, permettent de modéliser des réseaux écologiques plus réalistes. Comme énoncé ci-dessus, les chemins de moindre coût sont d'autant plus pertinents en contexte urbain et utile pour l'aménagement du territoire afin de prioriser les actions de conservation pour préserver, restaurer ou créer des corridors écologiques (Balbi et al., 2021; Sahraoui et al., 2021b). L'avantage des chemins de moindre coût, outre le fait que leur identification est souvent signe de plus forte biodiversité (Balbi et al., 2021) qu'à un autre endroit, repose sur le fait qu'il est possible de calculer différents indices caractérisant leur importance ou la difficulté qu'ont les organismes à les emprunter. Par exemple, les efforts de conservation peuvent se focaliser sur des chemins dont le ratio distance coût / distance métrique est élevé, indiquant une résistance au déplacement élevé. De la même manière, il sera préférable de favoriser la préservation des chemins aux valeurs de dPC plus élevés car plus important au sein des réseaux écologiques (Duflot et al., 2018). Par ailleurs, l'élagage des liens trop coûteux ou longs (par une distance de dispersion) permet d'identifier les patchs d'habitats isolés à reconnecter au sein du réseau écologique. Ainsi comme l'ont montré nos résultats, il est nécessaire de considérer la qualité de la carte d'occupation des sols puisque des graphes paysagers basés sur des cartographies grossières peuvent produire des résultats profondément différents et possiblement mener à des conclusions erronées avec des conséquences écologiques fortes.

Ces approches de télédétection et d'écologie du paysage basées sur des projets open source et des données libres permettent d'obtenir des résultats prometteurs pour la conservation de la biodiversité dans l'aménagement du territoire. L'utilisation de ce type d'approche transdisciplinaire permettrait, avec l'appui des architectes et des experts en aménagement urbain, de venir à bout des challenges socio-techno-écologiques propres à chaque ville (Wellmann et al., 2020).

3.2.3. Conclusion & perspectives

Travailler à très fine échelle présente des problématiques d'obtention de données qui nécessitent des moyens humains, financiers et certaines compétences techniques. Les contraintes existent aussi du point de vue informatique, puisque les analyses sont d'autant plus énergivores et chronophages que la résolution spatiale est forte. Cependant, même en l'absence de compétences poussées en télédétection, nous avons montré que l'identification de la végétation globale obtenue par exemple en calculant le NDVI (facile à obtenir) pouvait considérablement améliorer le dessin des corridors en améliorant la description de la matrice paysagère. Au-delà de ces résultats, les produits plus poussés issus de la classification orientée-objet, distinguant les strates de végétation, permettent toutefois de se rapprocher davantage de la réalité du milieu urbain et de proposer des corridors écologiques. Par ailleurs, il est plutôt facile d'identifier rapidement les réservoirs de biodiversité urbains mais plus difficile et tout aussi important, sinon plus, de caractériser la matrice urbaine et les corridors écologiques qu'elle contient. Ainsi, les méthodes et outils de télédétection devraient être davantage impliqués dans le développement de méthodologie en écologie du paysage et en planification urbaine pour orienter les politiques d'aménagements notamment en milieux urbains.

Si les efforts de conservation tendent à tester l'impact de potentiels scénarios d'aménagement urbain, il serait intéressant de mettre en regard la biodiversité observée actuellement aux paysages passés afin de comprendre comment ces derniers ont façonné les populations. En effet, dans un souci de mieux tester et prédire l'impact de multiples scénarios d'aménagement, identifier l'ampleur des changements paysagers passés aiderait à mieux prévoir les réponses de la biodiversité à de futurs changements du paysage.

3.3. Importance de la résolution spatiale en milieu urbain & rural

Les principaux objectifs des documents des Trames Vertes et Bleues et des SRCE sont d'identifier les enjeux et les continuités écologiques à l'échelle nationale et départementale. Cependant, à cette échelle, il est difficile d'utiliser des résolutions spatiales et thématiques fines ce qui empêche de prendre en compte l'hétérogénéité spatiale des milieux complexes tels que les milieux urbains qui sont alors considérés comme des zones non favorables à la biodiversité. Ainsi, les grands axes des éléments de la TVB sont identifiés mais l'ensemble des éléments d'une continuité écologique, par exemple forestière, n'est pas considéré. **Il semble donc légitime de se demander si des résolutions spatiales et thématiques fines, importantes pour prendre en compte la végétation urbaine, peuvent modifier les réseaux écologiques modélisés à une échelle qui dépasse l'étendue urbaine et mêle milieux urbain et rural.**

3.3.1. Méthodologie

Dans le cadre de cette étude, nous nous sommes focalisés sur une zone d'environ 225km² autour de la ville de Poitiers. Cette zone comprend un gradient d'urbanisation allant du milieu urbain dense aux paysages ruraux. Afin de décrire l'occupation des sols, nous avons utilisé la carte brute RM évoquée précédemment puisqu'elle peut être obtenue sur l'ensemble du territoire français.

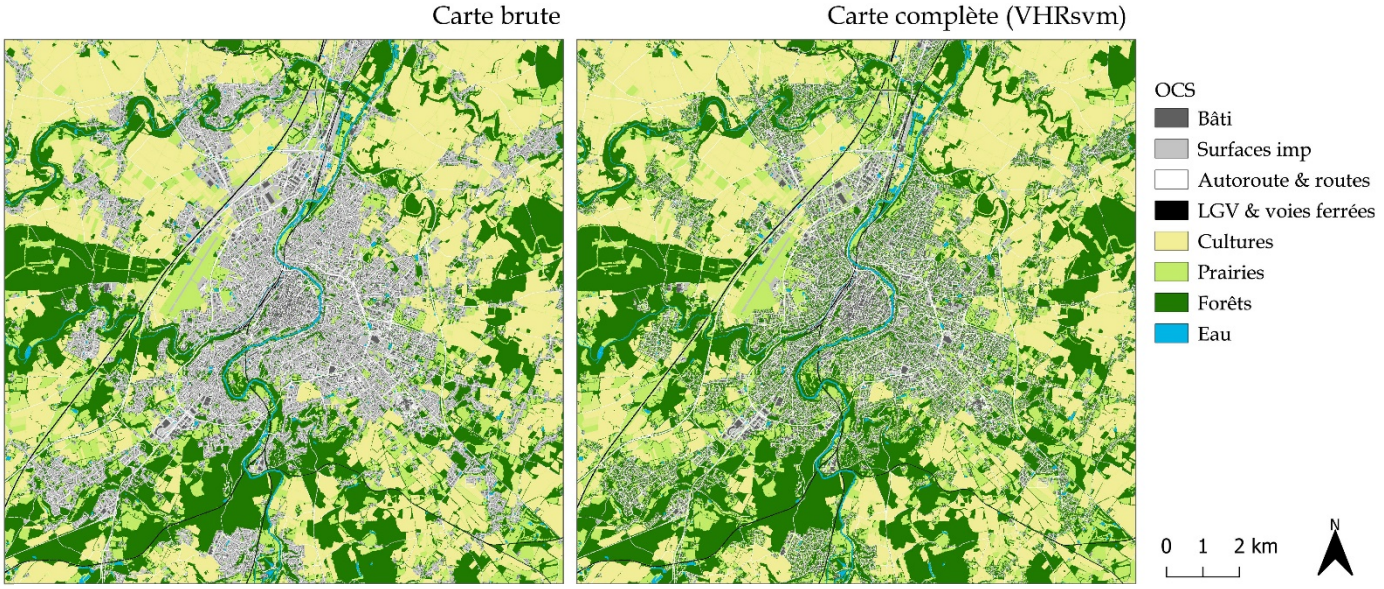


Figure 51 : La carte brute (à gauche) obtenue à partir des données institutionnelles et libres et la carte complète (à droite) obtenue en rajoutant la végétation arborée et herbacée urbaine.

Dans un deuxième temps, cette carte brute a été enrichie par des produits de la télédétection ayant identifié, à 0.5m de résolution spatiale, la végétation urbaine et ses différentes strates (i.e., carte VHRsvm) (Fig. 51). Ces deux cartes ont ensuite été rééchantillonnées à une

résolution spatiale de 5 m afin de pouvoir comparer les modélisations et leurs réseaux écologiques et les estimations de leurs métriques paysagères. Par ailleurs, nous avons veillé à conserver la continuité des éléments linéaires en utilisant la fonction de l'extension de Graphab sous QGIS permettant d'intégrer cela à la création de la carte d'occupation des sols.

3.3.1.1. Analyses de la connectivité structurelle

Afin de comparer quantitativement les métriques paysagères de composition et de configuration, nous avons calculé la proportion des principales catégories d'occupation des sols : i) le bâti (regroupant tout élément urbain), ii) les cultures annuelles (intégrant également les prairies temporaires), iii) les prairies et toute végétation herbacée, iv) les forêts et toute végétation arborée telle que les éléments linéaires ou isolés et v) les plans et cours d'eau. Pour chacune de ces catégories, nous avons également calculé le nombre et la taille moyenne des patchs.

3.3.1.2. Analyse de la connectivité fonctionnelle

Afin d'estimer l'influence des résolutions spatiales et thématiques sur la modélisation des réseaux écologiques au sein d'une diversité de paysages (urbains et ruraux), nous avons utilisé la même approche que précédemment. Ainsi, nous avons comparé les réseaux écologiques obtenus pour une espèce forestière à dispersion moyenne voire faible à partir des deux cartographies RM et VHRsvm. Une carte de résistance a été créée à partir de l'identification de 5 catégories du plus favorable au plus défavorable aux valeurs de résistance de 1 à 100 obtenues selon une transformation linéaire (Tab. 18).

Table 18 : Valeurs de résistance attribuées à chaque catégorie d'occupation des sols.

Catégorie	Description	Valeur de résistance
Bati	Bâtiments	100
Surf. Imp	Surfaces imperméable (e.g., parkings,	50
Autoroute	/	100
Route princ.	Axes de transports majeurs (e.g., nationales, régionales)	75
Route sec.	Axes de transports mineurs (e.g., routes communales)	50
LGV	/	100
Voie ferrée	/	75
Culture ann.	Tout type de cultures annuelles	50
Prairies	Pairies permanentes et végétation herbacée	25
Forêts / Landes	Forêts, éléments linéaires ou isolés, landes	1
Eau	Plans et cours d'eau	75

Les graphes paysagers ont été construits à partir de patchs d'habitat avec une taille minimale de 0.5 ha. Cette taille arbitraire de patch d'habitat permet de s'affranchir des trop petits patchs qui jouent un rôle important dans la dispersion des individus mais pas forcément dans leur accueil. Ces graphes ont ensuite été élagués en utilisant une distance de dispersion maximale de 1,000 m (convertie en distance-coût égale à 1,112 pour les deux cartes).

De la même manière que précédemment, nous avons calculé deux métriques paysagères à partir de ces graphes paysagers à savoir l'indice de Probabilité de Connectivité (Probability of Connectivity) à l'échelle globale et le delta PC pour chaque nœud (i.e., patch d'habitat) et chaque lien (i.e., corridors fonctionnels).

> Le dPC a été calculé pour chaque nœud, à la différence de l'étude précédente, puisque les habitats ont des surfaces très différentes ici en intégrant des forêts identifiées dans les documents de TVB

En tant qu'éléments supplémentaires pour décrire et analyser les réseaux écologiques modélisés, nous avons relevé le nombre de composantes, le nombre de patchs d'habitat (et le nombre d'habitats isolés), le nombre de liens fonctionnels en identifiant leur distance métrique moyenne (± écart-type), leur distance coût moyenne (± écart-type) ainsi que la moyenne (± écart-type) des ratios distance coût / distance métrique. Ce ratio informe sur la résistance des corridors en tenant compte de leur longueur (en mètres). Ainsi un ratio élevé reflètera un coût de déplacement plus important indépendamment de leur longueur. Un ratio proche ou inférieur à 1 signifiera que le chemin est facile ou moins risqué à emprunter.

Enfin nous avons modélisé l'ensemble des corridors fonctionnels pour une distance de 1000m, en utilisant la fonction *corridor*, pour modéliser et comparer les différences de surfaces atteignables entre les deux cartes.

3.3.2. Résultats & discussion

3.3.2.1. Quelles différences de structure du paysage ?

Dans un premier temps, les cartes semblent visuellement différentes avec un milieu urbain plus simple pour la carte brute et plus homogène alors que le milieu urbain de la carte complète (VHRsvm) est plus vert et morcelé (Fig. 51). En matière de connectivité structurelle et de quantité de surfaces, les zones urbaines occupent 28.10% sur la carte brute contre 18.90%

pour la carte complète, résultats antagonistes à ceux de la végétation herbacée qui occupe 13.23% pour la carte brute et 17.33% pour la carte complète, et de la végétation arborée qui occupe 26.84% pour la carte brute contre 31.70% pour la carte complète (Fig. 52). Comme pour l'étude précédente, les patchs de végétation urbaine détectés sont globalement petits et morcelés ce qui augmente fortement le nombre de patchs herbacés et arborés passant de 19,596 à 68,303 et de 18,053 à 55,249 pour la végétation herbacée et la végétation arborée respectivement (Fig. 52). Les surfaces urbaines sont également plus morcelées pour la carte complète avec 16,519 patchs contre 1,353 pour la carte brute. Enfin la taille moyenne des patchs diminue fortement entre la carte brute et la carte VHRsvm surtout pour les surfaces urbaines (incluant la ville de Poitiers mais aussi les autres villes alentour) mais aussi pour la végétation herbacée et arborée. On obtient ainsi des patchs isolés de plus petite taille (Fig. 52). De plus, il est à noter que la végétation urbaine totalise ici environ 9% de la surface totale de la zone d'étude avec 5% de végétation arborée et 4% de végétation herbacée.

Cette végétation urbaine est donc bien présente en milieu urbain et pas seulement dans les grandes villes. En milieu rural, les villes de petite taille aux alentours de Poitiers contiennent autant de végétation, sinon plus, notamment à l'intérieur de surfaces urbaines moins denses. Par ailleurs, les routes, même si elles sont denses en zones pavillonnaires, sont moins passantes et potentiellement plus perméables.

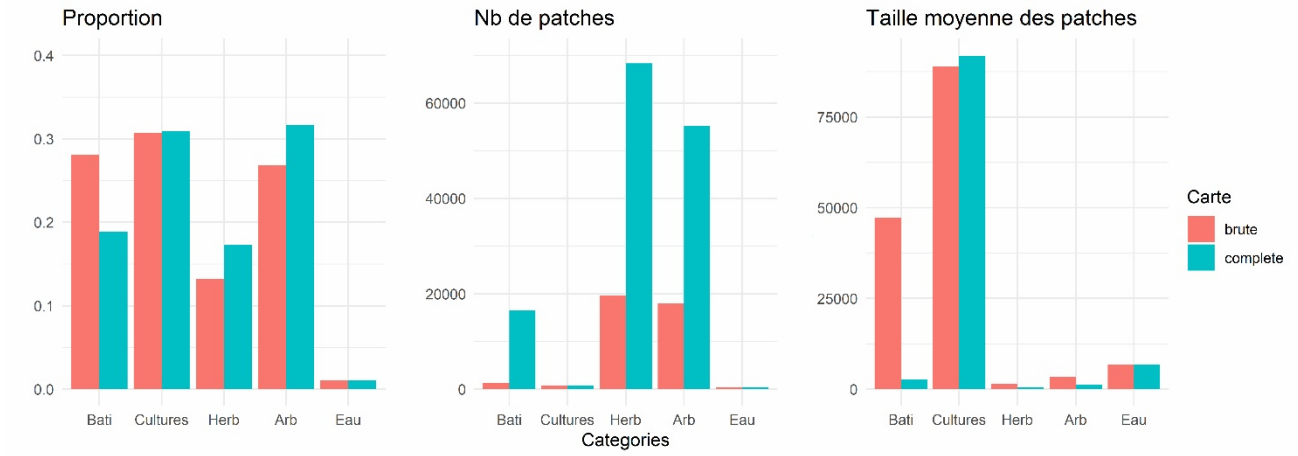


Figure 52 : Proportion, nombre de patchs et taille moyenne des patchs (en m²) calculés à l'échelle de la zone d'étude pour le bâti, les cultures, la végétation herbacée, la végétation arborée et l'eau.

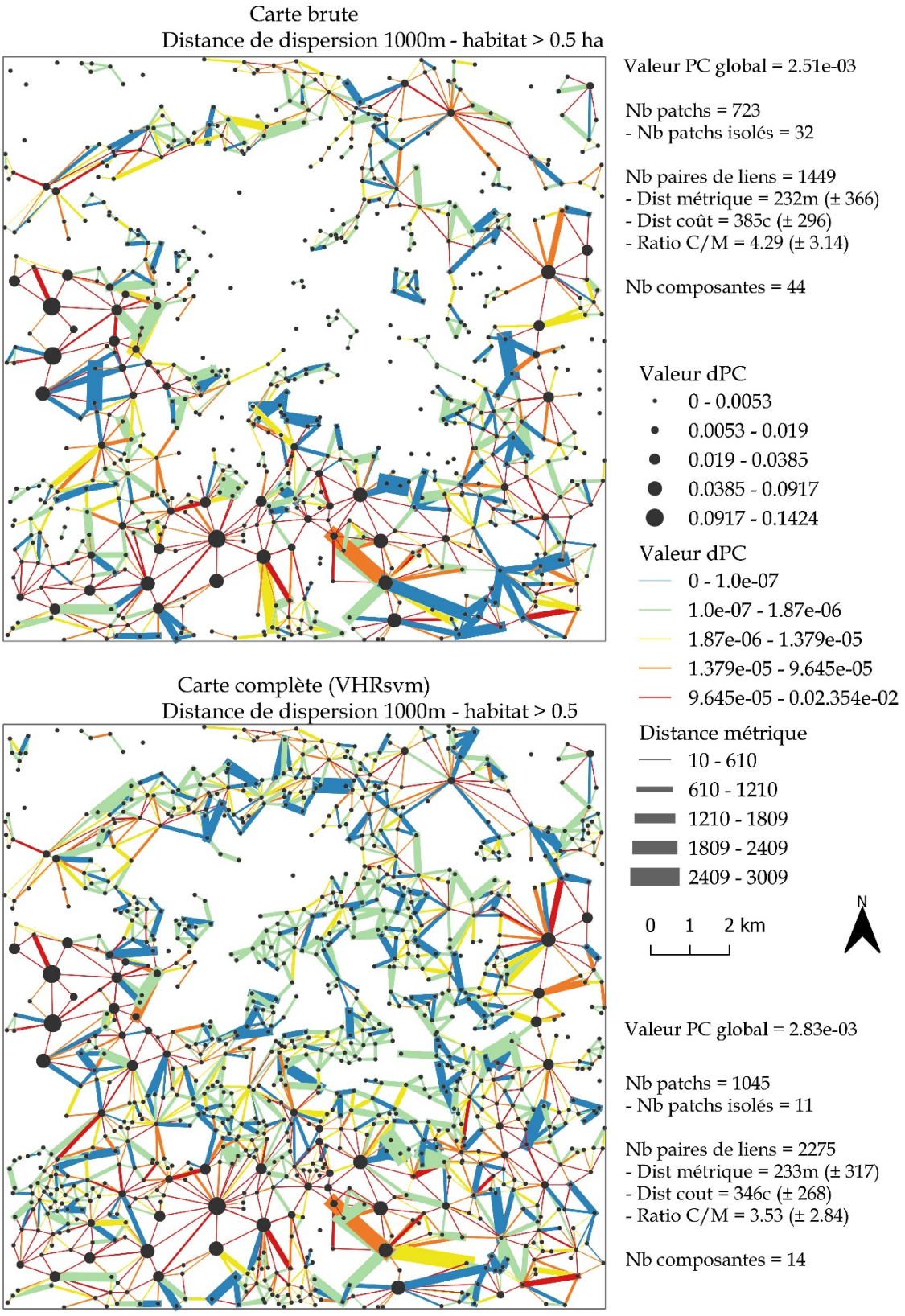


Figure 53 : Comparaison des graphes obtenus à partir de la carte brute et de la carte complète VHRsvm modélisés pour une espèce forestière ayant une taille minimale d'habitat de 0.5 ha et une capacité de dispersion de 1km. Les graphes décrivent également la connectivité globale (EC) ainsi que les éléments des graphes seuillés.

3.3.2.2. Quel impact sur la connectivité fonctionnelle ?

Lors de la construction des graphes paysagers, la cartographie VHRsvm, plus efficace dans la détection et la description de la végétation urbaine, propose plus de patchs d'habitats (i.e., zone arborée ≥ 0.5 ha).

Cette augmentation se traduit par 723 patchs d'habitat pour la carte brute et 1045 pour la carte enrichie (VHRsvm). Malgré un nombre de patchs élevés, peu de patchs restent finalement isolés sans aucune connexion fonctionnelle : 11 patchs pour la carte VHRsvm et 32 pour la carte brute RM. L'importance des grands patchs d'habitat (i.e., valeur de dPC) varie peu entre les deux graphes, on assiste principalement à l'ajout de petits patchs de faible importance qui viennent consteller le graphe obtenu à partir de la carte enrichie VHRsvm. Cela s'accompagne également par un nombre de composantes (i.e., zones géographiquement à l'intérieur desquelles les patchs sont fonctionnellement connectés) plus élevé pour la carte brute contenant 44 composantes contre 14 pour la carte enrichie VHRsvm. Le réseau est plus dense pour cette dernière qui montre de plus nombreuses connexions fonctionnelles reliant des patchs d'habitat urbain mais également de connexions entre habitats ruraux rendues possibles grâce à la végétation urbaine. La précision de la carte enrichie VHRsvm propose de nouvelles connexions au Nord de la zone d'étude, alors que celles-ci n'étaient pas fonctionnelles pour une même distance de dispersion à partir de la carte brute RM. Au Sud les réseaux construits à partir de la carte enrichie VHRsvm sont renforcés par des connexions plus nombreuses par rapport à la carte brute RM (Fig. 53). En effet, le graphe obtenu à partir de la carte brute contient 1449 chemins contre 2275 pour le graphe obtenu à partir de la carte enrichie VHRsvm. Ces connexions ne présentent pas forcément des distances métriques plus faibles (moyennes semblables entre les deux graphes) mais plutôt des distances en coût plus faibles soulignées par une distance-coût moyennement plus faible ainsi qu'un ratio distance-coût / distance-métrique plus faible. Ces nouvelles connexions ne sont donc pas plus courtes mais meilleures, moins risquées ou plus faciles à emprunter pour les individus que ce que le suggérait le graphe obtenu à partir de la carte brute. Ces résultats sont également corroborés par des surfaces accessibles plus grandes pour le graphe obtenu à partir de la carte enrichie VHRsvm suggérant des surfaces bien plus perméables aux déplacements des organismes et donc aux chemins de dispersion plus nombreux (Fig. 53).

En sous-estimant la végétation urbaine (carte brute RM), les réseaux écologiques « apparaissent » comme moins fonctionnels car les patchs d'habitat sont moins bien identifiés et connectés par rapport aux modélisations se rapprochant fortement de la réalité (carte enrichie VHRsvm) (Fig. 54).

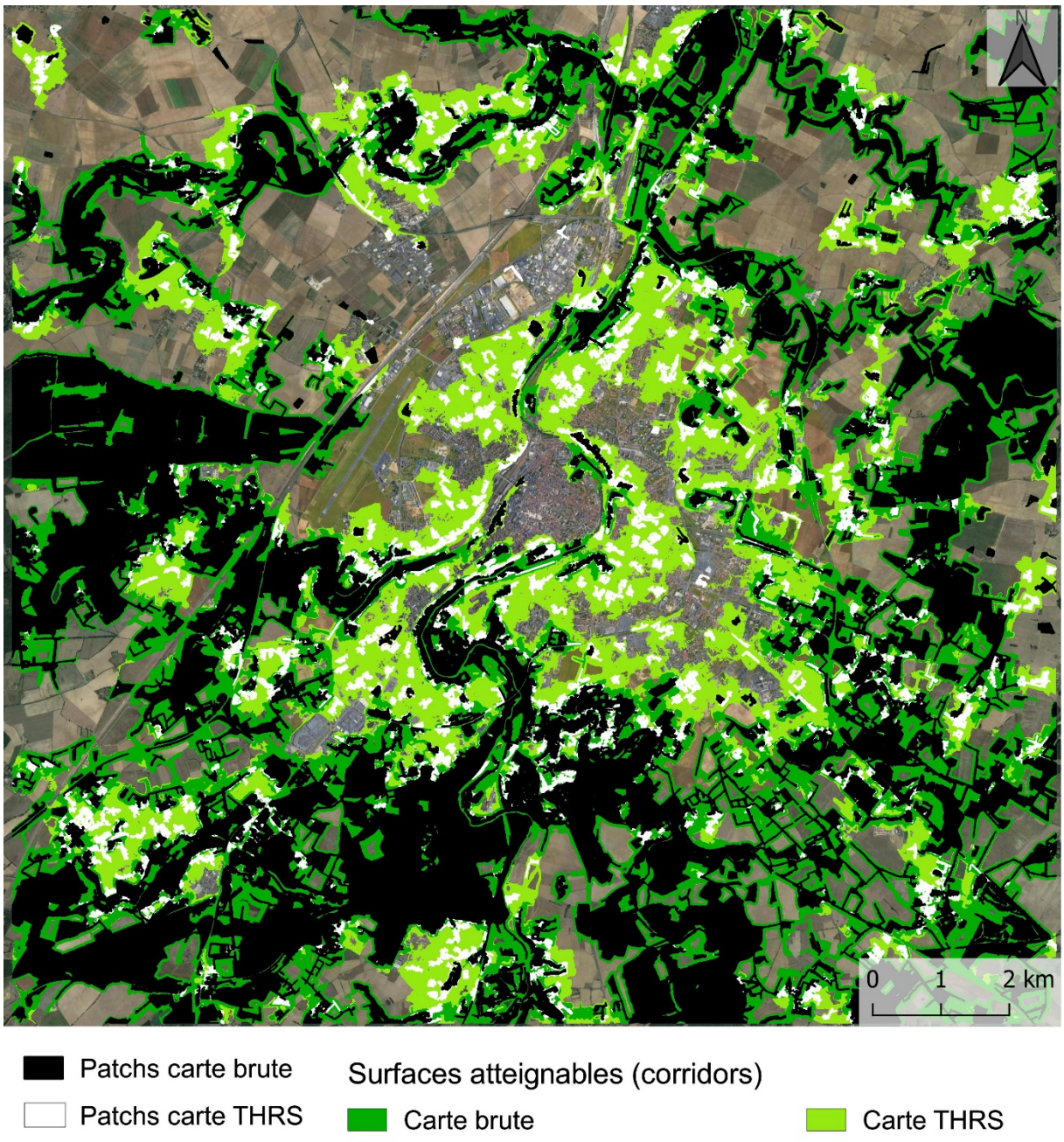


Figure 54 : Modélisation des surfaces potentiellement atteignables (corridors) à partir des patchs d'habitat selon la carte brute et la carte complète VHRsvm.

Ainsi, les étendues urbaines jouent un rôle important dans les paysages car elles mêlent souvent milieu urbain et milieu rural. Malgré l'effet néfaste du milieu urbain et des infrastructures de transports, les végétations herbacée et arborée rendent plus perméable cet environnement et peuvent être des éléments relais pour (re)connecter des habitats de part et

d'autre de la ville. Pour une distance de dispersion relativement faible, nous avons observé des connexions plus nombreuses et complexes à travers le milieu urbain grâce à la présence de cette végétation urbaine où la densité urbaine est modérée ou plus faible qu'au cœur de la ville. Même si aucune espèce n'était ciblée dans cette étude, les choix faits pour construire les graphes via la carte de résistance et la distance de dispersion pourraient concrètement s'appliquer au Grimpereau des jardins, *Certhia brachydactyla* ou à la mésange bleue, *Cyanistes caeruleus*. En effet, ces espèces spécialistes forestières appartenant à la biodiversité ordinaire sont généralement présentes en milieu urbain, dispersent à quelques centaines de mètres et utilisent plutôt les corridors forestiers (Balbi et al., 2021). Ainsi même si le milieu tend à fragmenter les populations et à augmenter leur différenciation génétique en limitant les flux de gènes (Johnson & Munshi-South, 2017), les connexions entre habitats restent possibles dans un système de pas japonais ou « stepping-stone ». Ces modélisations sont valables pour des espèces peu farouches, plutôt urbanophiles ou urbano-tolérantes et globalement plus généralistes. En effet, la biodiversité actuelle tend à s'homogénéiser et montre des tendances plus favorables aux espèces plus généralistes (Callaghan et al., 2019; Le Viol et al., 2012; Morelli et al., 2020). La prise en compte du milieu urbain dans les continuités écologiques implique de s'intéresser principalement aux espèces capables de traverser ces espaces. Les résultats et la méthodologie à adapter seraient donc différents si l'on s'était focalisé sur des espèces urbanophobes telles que l'alouette lulu *Lullula arborea*, la grive draine *Turdus viscivorus* ou encore la tourterelle des bois *Streptopelia turtur* (Agrocampus Ouest et al., 2017). La présence d'espèces remarquables n'est pas rare en milieu urbain mais nécessite des habitats aux conditions particulières comme des friches suffisamment grandes (> 5 ha) capables de promouvoir la présence du traquet motteux *Oenanthe oenanthe* (Meffert et al., 2012) ou des infrastructures écologiques (ou dites « vertes ») urbaines intégrant des zones humides et parcs urbains favorisant la présence d'espèces d'oiseaux rares et communs (Beaugeard et al., 2021). On peut noter par exemple la présence du Tichodrome échelette, *Tichodroma muraria*, qui a été observé sur les flancs de la cathédrale de Poitiers alors que c'est une espèce montagnarde, affectionnant les flancs de falaises, au même titre que le faucon pèlerin présent dans certaines grandes villes comme à Londres. Ainsi, le milieu urbain comporte à la fois des avantages et des inconvénients. Il peut apporter des ressources de qualité à certaines espèces et jouer un rôle important dans les réseaux écologiques. À titre d'exemple, le milieu agricole est souvent associé à l'utilisation de pesticides qui le rendent parfois plus défavorable qu'un milieu urbain. Tout ceci reste relatif car le milieu urbain présente tout de même des conditions défavorables à la Biodiversité telle qu'une température en général plus élevée qu'en milieu rural (Lövei &

Magura, 2022; Merckx et al., 2018), des sols et un air plus pollués, des risques de mortalité plus élevés dus notamment à la présence d'infrastructures de transports. On observe, par exemple, un déclin des espèces aviaires urbaines (e.g., hirondelles, moineaux) depuis deux décennies (Fontaine et al., 2020). Globalement la richesse spécifique est plus faible en milieu urbain qu'en milieu rural (Agrocampus Ouest et al., 2017; Di Pietro et al., 2021). Ainsi, à l'échelle des métapopulations, les habitats urbains peuvent également être considérés comme des puits où les pressions sont très fortes (e.g., prédation des chats) (Loss et al., 2013). Ces zones sont alors d'autant plus dépendantes des immigrations venant des habitats ruraux et donc de la fonctionnalité des connexions / réseaux écologiques (Balbi, 2017). L'acclimatation des individus au milieu urbain dépend non seulement de la capacité de chaque individu à coloniser et survivre en milieu urbain (Johnson & Munshi-South, 2017) mais également du maintien de leurs interactions intra et interspécifiques (Fischer & Lindenmayer, 2007; Miles et al., 2019). Les espèces les plus enclines à persister dans un milieu fragmenté et complexe sont plutôt celles qui tendent à être généralistes du point de vue de leur habitat mais aussi de leur régime alimentaire, capable de s'adapter à un nouveau régime alimentaire ou à de nouvelles interactions (Callaghan et al., 2019; Fischer & Lindenmayer, 2007; Morelli et al., 2020). Ainsi, favoriser la présence d'une espèce c'est aussi favoriser la présence des espèces avec lesquelles elle interagit (e.g., interactions plantes abeilles sauvages) (Miles et al., 2019). Par ailleurs, cette biodiversité urbaine est également dépendante des connexions qu'elle peut avoir avec le milieu rural ou suburbain proche. Comme observé chez les abeilles sauvages, plus les échanges entre ces deux milieux seront importants, plus les zones urbaines pourront maintenir une biodiversité élevée (Banaszak-Cibicka et al., 2016).

En résumant l'ensemble de ces informations, les réseaux écologiques à l'interface urbain-rural devraient prendre en compte le potentiel écologique des espaces verts urbains d'une part, et de considérer les espèces du milieu rural intolérantes (i.e. réponse comportementale ou incapacité à maintenir ou modifier leurs interactions interspécifiques) au milieu urbain en traitant leur besoin en parallèle.

La biodiversité présente en ville dépend donc de la quantité d'habitats disponibles et des connexions entre patchs urbains et ruraux (i.e., qualité des réseaux écologiques). A contrario, la biodiversité à l'échelle paysagère (milieu urbain et rural) dépend de la mesure dans laquelle le milieu urbain est imperméable à cette biodiversité. Maintenir des connexions entre le milieu urbain et rural est ainsi fondamental pour la persistance de cette biodiversité tolérante.

Chapitre 3 : Changements paysagers et connectivité paysagère



Dans le cadre de ce chapitre, nous avons utilisé les deux cartographies de 1993 et 2017 construites au niveau de Poitiers afin d'estimer l'évolution spatio-temporelle de la connectivité écologique. Pour cela nous nous sommes focalisés sur deux espèces d'oiseaux, le pipit des arbres Anthus trivialis ainsi que le grimpereau des jardins Certhia brachydactyla largement répandus sur notre zone d'étude.

Les résultats de cette étude font actuellement l'objet de la rédaction d'un article qui sera prochainement soumis dans une revue scientifique de renommée internationale.

4.1. Introduction

Les analyses du paysage et de sa biodiversité associée, ne tiennent généralement pas compte de l'histoire des paysages. En effet, pour essayer de comprendre comment la diversité (e.g., génétique, spécifique) se distribue spatialement, les cartographies utilisées se basent, la plupart du temps, sur des paysages récents avec des infrastructures (urbaines ou vertes) datant de seulement quelques années parfois. Cependant, ces éléments paysagers ne décrivent qu'un pas de temps précis, un instantané dans le temps et ne permettent pas de prendre en compte la dynamique spatio-temporelle des paysages dans la gestion des espaces et de la Biodiversité. Même si certaines études invoquent souvent l'évolution dans le temps des paysages ou, par ailleurs des températures, pour expliquer le fonctionnement ou, plus généralement, la distribution spatiale actuelle des populations, ces hypothèses sont rarement testées. Pourtant, au cours de la dernière décennie, plusieurs études ont été menées sur l'importance de la dynamique temporelle et notamment de la connectivité des paysages pour expliquer les processus écologiques actuels (Lecoq et al., 2021; Lira et al., 2019; Martensen et al., 2017; Uroy et al., 2021; K. Zeller et al., 2020) ainsi que le décalage temporel de la réponse des (méta)-populations face à ces changements (Epps & Keyghobadi, 2015; Lira et al., 2019; Uroy et al., 2021).

Ainsi, la modélisation des processus écologiques ne doit pas se limiter à un paysage "statique dans le temps".

> À titre d'exemple, les populations sédentaires ne se déplacent pas dans le paysage de la même manière en automne ou en hiver qu'au printemps, car les ressources des parcelles et leur disponibilité changent avec les saisons (J. Martin et al., 2018; Mui et al., 2017). Ainsi, disposer de deux ou plusieurs instantanés du paysage étudié est précieux pour expliquer les processus écologiques (Uroy et al., 2021).

Les paysages et les processus écologiques d'aujourd'hui résultent de l'utilisation passée des sols (Burel & Baudry, 1999; Lira et al., 2019; Uroy et al., 2021). En outre, les changements paysagers, notamment d'origine anthropique, ont été très rapides et fréquents au cours des dernières décennies et représentent une des principales causes du déclin de la biodiversité (Maxwell et al., 2016). De plus, ces changements tels que la déforestation, la surexploitation

des ressources (e.g., cultures agricoles) ou encore l'urbanisation ont entrainé des pressions si fortes et drastiques sur les paysages qu'il est difficile aujourd'hui de retracer leur histoire sans avoir recours aux cartographies anciennes. Ceci est d'autant plus vrai dans les milieux urbains qui se sont particulièrement étalés et qui imposent une mutation du sol durable très différente du milieu naturel originel. Aujourd'hui, ces milieux urbains doivent conjuguer une pression foncière grandissante avec un besoin de reconnexion à la Nature des citadins et une gestion de la Biodiversité. Dans cette optique, l'une des mesures entreprises est celle des Trames Vertes et Bleues qui tentent de réintégrer la Nature au sein des villes. Cependant, cette approche, bien que louable, ne tient pas compte des paysages anciens et de l'ancienneté des changements, faute de cartographies anciennes disponibles et utilisables.

Comme développé dans le chapitre 2, nous avons construit, dans le cadre de cette thèse, deux cartographies en 1993 et 2017 du paysage urbain de la ville de Poitiers. Pour chacune de ces deux dates, ces cartographies offrent à THRS l'occupation du sol et fournissent, par exemple, une excellente description de la distribution spatiale de la végétation arborée et herbacée qui joue un rôle important dans la quantité d'habitats disponibles et ainsi dans la caractérisation des réseaux écologiques.

Ainsi, dans le cadre de ce chapitre, nous avons utilisé ces deux cartographies afin de comparer l'évolution spatio-temporelle d'un processus écologique : la connectivité paysagère au sein de la ville de Poitiers entre 1993 et 2017. Plus précisément, nos résultats fournissent une description de l'évolution dans l'espace et dans le temps de la connectivité structurelle et fonctionnelle de la zone d'étude. Pour modéliser la connectivité fonctionnelle, nous nous sommes basés sur les exigences écologiques de deux espèces d'oiseaux : le Grimpereau des jardins (*Certhia brachydactyla*) et le Pipit des arbres (*Anthus trivialis*) inféodés respectivement aux paysages boisés et aux paysages bocagers. Nous avons choisi ces espèces arboricoles car elles sont bien réparties sur notre zone d'étude où la plantation d'arbres représente souvent une alternative de gestion pour la biodiversité et notamment pour la réhabilitation des corridors écologiques. De plus, les occurrences de ces espèces, relevées entre 2015 et 2021 par l'association LPO (i.e., la Ligue pour la Protection des Oiseaux), nous ont permis de valider et de renforcer nos modèles et les résultats associés. Par ailleurs, ces espèces présentent un temps de génération d'environ 1 an et des capacités de dispersion inférieures à 1,300 mètres ce qui est en parfaite adéquation avec l'échelle temporelle séparant nos deux cartographies et leur résolution spatiale THRS permettant de prendre en compte l'hétérogénéité et la complexité de l'occupation du sol de notre zone d'étude.

4.2. Matériels & méthodes

La prise en compte des changements temporels dans la structure du paysage est fondamentale pour comprendre la fragmentation de l'habitat et son impact sur la disponibilité de l'habitat pour les organismes. Les changements d'occupation des sols peuvent également être compris/étudiés via une approche de connectivité du paysage. Comme évoqué précédemment, cette connectivité du paysage est composée d'une connectivité structurelle et fonctionnelle. La connectivité structurelle vise à quantifier spatialement et/ou temporellement la structure du paysage (c'est-à-dire sa composition et sa configuration). La connectivité fonctionnelle estime la disponibilité de l'habitat dans toute la matrice paysagère en fonction d'une espèce cible et de sa réponse comportementale à chaque élément du paysage (Taylor et al., 1993 ; 2006).

Afin d'étudier les changements paysagers et leurs potentiels impacts en termes de connectivité écologique, nous avons utilisé les cartographies de 2017 et 1993 construites au niveau de la ville de Poitiers et présentées en chapitre 1.

4.2.1. Analyse de la connectivité structurelle

Les changements d'OCS entre 1993 et 2017 ont été quantifiés à l'aide de plusieurs métriques paysagères décrivant la structure du paysage en utilisant QGIS (Quantum GIS Development Team, 2019) et le plugin LecoS (Jung, 2016) qui intègre les métriques paysagères calculées par le logiciel Fragstat. Plus précisément, pour caractériser la composition du paysage aux deux dates, nous avons calculé et comparé les pourcentages de surface imperméable (i.e., les bâtiments, les routes, les voies ferrées et autres surfaces imperméables), de terres cultivées, de végétation herbacée (i.e., prairies, les pelouses et toute végétation herbacée) et de végétation arborée (i.e., les forêts, les haies, les arbustes, les arbres isolés). Concernant la configuration du paysage, nous avons calculé, pour chacune des deux dates, le nombre et la surface moyenne des patchs pour les quatre catégories dans une grille de mailles (50x50m). Cette grille, nous a permis de créer des cartes choroplèthes en calculant les différences entre les métriques de 2017 et de 1993 pour estimer la variation spatio-temporelle de la structure du paysage.

4.2.2. Connectivité fonctionnelle : construction et validation des réseaux écologiques

Afin de comparer la connectivité fonctionnelle dans le temps, nous avons procédé à plusieurs étapes incluant une étape de validation basée sur des données biologiques d'occurrence. Tout

d'abord, la connectivité fonctionnelle a été modélisée à large échelle pour le paysage actuel (i.e., carte de 2017) en testant plusieurs scénarios de cartes de résistances pour tester et identifier statistiquement celui expliquant le mieux la distribution de chaque espèce. Enfin les paramètres du modèle le plus pertinent ont été appliqués à la cartographie de 1993 pour comparer directement les deux résultats de connectivité fonctionnelle.

4.2.2.1. Mesures de la connectivité du paysage en 2017

Nous avons évalué la connectivité fonctionnelle en utilisant la théorie des graphes. Cette approche a été choisie car elle constitue un bon compromis entre les besoins en données d'entrée et la capacité à modéliser les processus écologiques (Calabrese & Fagan, 2004). De plus, cette approche a montré une bonne corrélation avec la connectivité réelle d'espèces terrestres (i.e., télémétrie ou flux génétiques) (Balbi et al., 2021; K. A. Zeller et al., 2018). Nous avons utilisé le logiciel Graphab (Foltête et al., 2012a) afin de modéliser les réseaux écologiques et les graphes paysagers associés en fonction des exigences écologiques de deux espèces d'oiseaux : le Grimpereau des jardins, *Certhia brachydatyla*, une espèce forestière et le Pipit des arbres, *Anthus trivialis*, une espèce des milieux bocagers et des landes. Dans cette étude, nous avons testé trois scénarios de résistance différents avec des valeurs de coût écologique allant de 1 à 100 et suivant trois types de transformation : linéaire, logarithmique et exponentielle (Fig. 55) (Balbi et al., 2018; Balkenhol et al., 2015). Les catégories d'OCS ont été classées en cinq catégories : habitats (1), surfaces favorables (2), surfaces neutres (3), surfaces défavorables (4), barrières écologiques (5) (Annexe 4).

3 modèles de résistance

Linéaire - Logarithmique - Exponentiel

Valeur de résistance	Lin	Log	Exp
Habitat	1	1	1
Favorable	25	68.4	3.2
Neutre	50	90	10
Défavorable	75	96.8	31.6
Barrière écologique	100	100	100

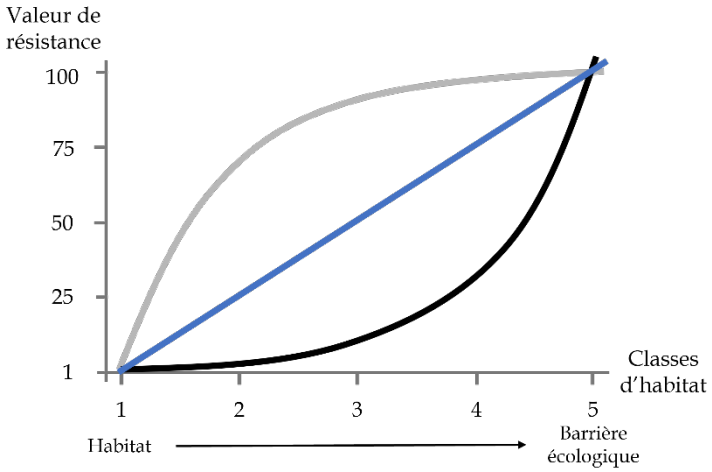


Figure 55 : Valeurs de résistance des trois types de transformations (linéaire, logarithmique, exponentiel).

La distance de dispersion est également une information importante pour modéliser les réseaux écologiques. Cette distance peut être utilisée pour élaguer le graphe paysager dans le but d'identifier les corridors fonctionnels entre les parcelles d'habitat. De plus, ce paramètre est intégré dans le calcul des mesures de connectivité pour estimer la disponibilité des habitats à différentes échelles spatiales.

Même si ces deux espèces sont bien connues, la distance de dispersion d'une espèce est une information assez difficile à identifier. Ainsi, nous avons déterminé cette distance en utilisant l'approche basée sur une relation allométrique (Sahraoui et al., 2021a, 2017; Tarabon et al., 2020). Sutherland et al. (2000) ont montré que les types de régimes alimentaires et la masse corporelle étaient corrélés à la distance de dispersion chez les mammifères et les oiseaux. Pour estimer les distances de dispersion, nous avons donc utilisé la conversion allométrique pour les oiseaux ($13.1\ M^{0,63}$) et le jeu de données de Lislevand et al. (2007) pour extraire la masse corporelle des deux espèces. Par conséquent, la distance médiane de dispersion de *C. brachydactyla* est de 760 m et de 1,280 m pour *A. trivialis*. La distance de dispersion a été convertie en une distance-coût dans des graphes paysagers pour chaque scénario de résistance. La taille minimale d'habitat a été fixée à 0.3 ha pour les deux espèces.

À partir de la cartographie de 2017, nous avons construit des graphes paysagers afin d'identifier le nombre de patchs divisé par le nombre de composants en tant que mesure de fragmentation des réseaux écologiques à l'échelle globale. De plus, nous avons calculé l'indice de Connectivité Equivalente (Equivalent Connectivity – EC) au niveau global (i.e., ensemble de la zone d'étude) caractérisant la disponibilité de l'habitat. Celle-ci est calculée à partir de la quantité d'habitats et de la probabilité d'interactions entre les patchs d'habitat en utilisant une distance de dispersion :

$$\sqrt{\sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{n} a_i\, a_j\, p_{ij}^{*}}$$

où a_i et a_j sont les surfaces des patchs i et j, et p_{ij}^{*} est la probabilité maximale de mouvement entre ces patchs suivant la formule :

$p_{ij} = e^{-\alpha d_{ij}}$

où *a* détermine l'intensité décroissante de la probabilité de dispersion, *d* est la distance de dispersion et *p* décrit la dispersion fixée à 0.05 pour une distance de dispersion maximale (valeur utilisée dans cette étude pour toutes les métriques de connectivité).

Le Flux a également été calculé au niveau local (i.e., patchs d'habitat) qui caractérise la disponibilité de l'habitat en additionnant la superficie des habitats accessibles environnants pondérée par la distance de dispersion :

$$\sum_{j=1}^{n} a_j^{\beta} \; e^{-\alpha d i j}$$

où a_j est la superficie du patch j, β permet de pondérer (ou de ne pas pondérer) la capacité d'accueil des habitats (sa valeur est fixée à 1 lorsque la capacité d'accueil est pondérée par la superficie des patchs, et à 0 si les patchs ont une capacité d'accueil égale), et $e^{-\alpha d ij}$ caractérisant la probabilité de mouvement entre les patchs i et j comme décrit ci-dessus.

Pour les analyses menées, nous avons fixé la valeur β à 0 pour la métrique Flux car nous avons estimé qu'une capacité d'accueil égale des patchs d'habitat devrait montrer une corrélation plus forte avec les occurrences des espèces plutôt que lorsque celle-ci est pondérée par la surface des patchs (valeur β = 1). Dans ce dernier cas, la superficie d'un habitat serait mieux corrélée à l'abondance de l'espèce. En d'autres termes, un individu peut se trouver aussi bien dans une petite parcelle d'habitat que dans une grande parcelle d'habitat. L'objectif était de mieux prédire / estimer l'efficacité des corridors pour une espèce. Ainsi, la prise en compte de la superficie d'une parcelle d'habitat pourrait biaiser l'estimation. En effet, ce ne sont pas les flux biologiques entre les patchs que nous voulions mieux comprendre mais la fonctionnalité des corridors. Ces corridors sont façonnés par les valeurs de résistance, choisies en adéquation avec les exigences écologiques, qui décrivent le comportement de l'espèce. Une espèce spécialiste utilisera principalement les habitats favorables pour disperser (i.e., transformation logarithmique des valeurs de résistance) alors qu'une espèce plus généraliste sera capable de traverser plus facilement d'autres éléments du paysage que son habitat le plus favorable (i.e., transformation exponentielle des valeurs de résistance). La métrique Flux a ensuite été interpolée / généralisée (i.e., gFlux) en utilisant la distance-coût de dispersion. Cette méthode donne une valeur à chaque pixel caractérisant la disponibilité de l'habitat. Cette généralisation spatiale d'une métrique locale a été proposée par Foltête et al. (2012b) pour augmenter la précision des modèles de distribution des espèces (Species Distribution Model – SDM) en partant du principe qu'un individu peut être trouvé en dehors d'un patch d'habitat.

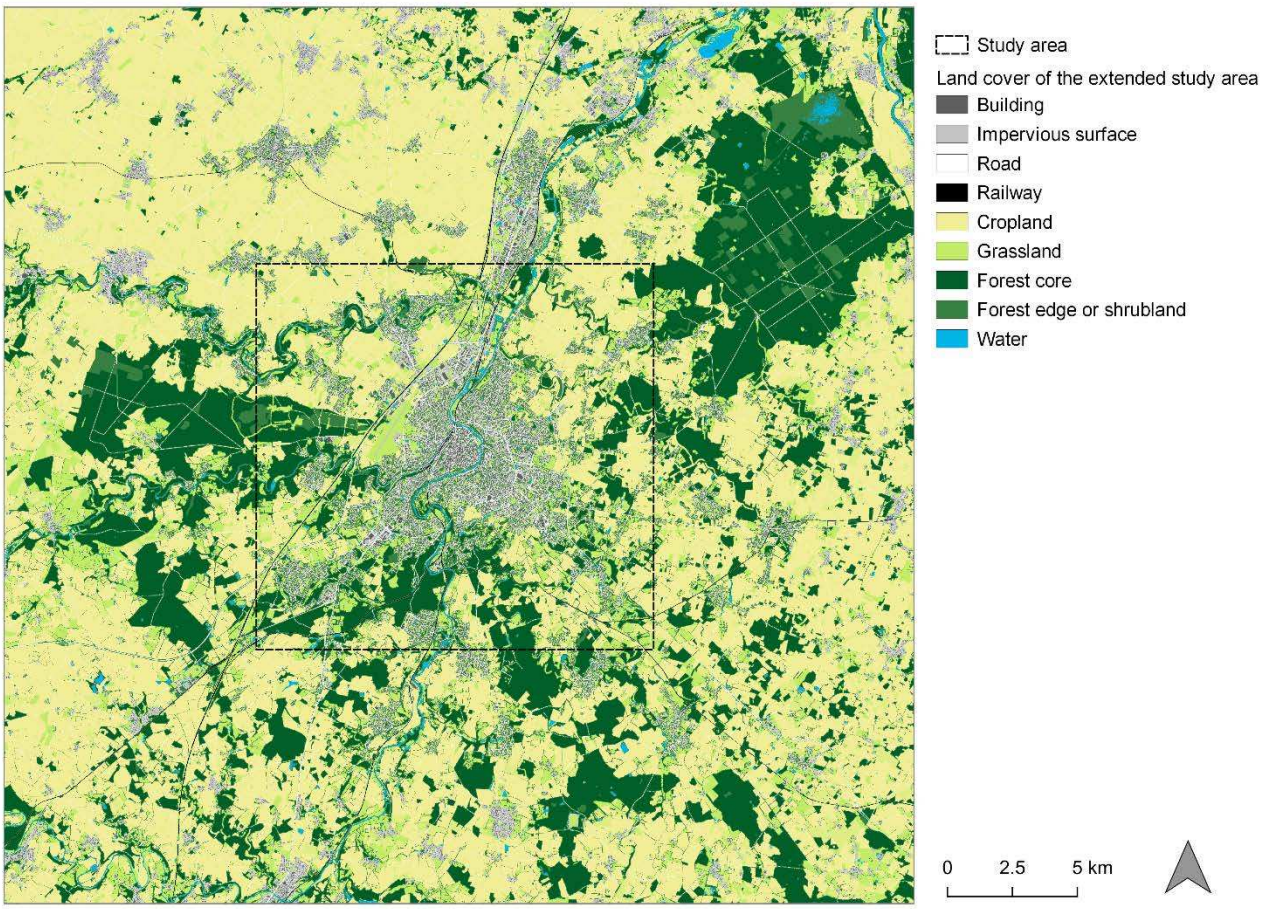


Figure 56 : Zone d'étude étendue permettant d'intégrer des paysages plus diversifiés et de plus nombreuses occurrences pour les deux espèces étudiées. La zone en pointillés correspond à la surface de comparaison du paysage entre 1993 et 2017.

4.2.2.2. *Validation statistique de la connectivité fonctionnelle*

L'analyse de la connectivité fonctionnelle a été réalisée sur le paysage actuel pour lequel les occurrences des deux espèces étaient connues. Par ailleurs, une zone d'étude plus vaste a été utilisée pour obtenir un nombre suffisant d'occurrences des espèces et établir des prédictions plus solides sur la manière dont la connectivité fonctionnelle façonne la distribution spatiale de ces oiseaux (Fig. 56).

Occurrences

Les occurrences des oiseaux proviennent du jeu de données de la Ligue de Protection des Oiseaux (LPO) fourni par la LPO Vienne. Ces données, validées par la LPO, contiennent des données protocolées et des données dites « opportunistes ». Ces données opportunistes font référence aux informations collectées par une méthode non standardisée et sont issues de la science participative. Même si les suivis d'experts sont plus riches en informations (points de

présence-absence, répartition homogène), elles comportent peu d'occurrences. À l'inverse, les données opportunistes contiennent plus d'occurrences et couvrent de plus grandes surfaces, mais sont généralement composées de points de présence et ont une distribution spatiale biaisée (e.g., proche du milieu urbain). Ces données complémentaires sont de plus en plus utilisées dans les modèles de distribution des espèces (SDMs) ou pour prédire l'abondance d'une espèce (Coron et al., 2018; Giraud et al., 2016; Préau et al., 2020; C. M. Wood et al., 2022). Le jeu de données utilisé était composé d'environ 96,000 occurrences de 50 espèces différentes. Il a été filtré en gardant les données entre 2015 et 2021 pour obtenir suffisamment d'informations et correspondre à notre période étudiée. Une fenêtre temporelle plus large pourrait influencer la variation temporelle de la distribution des espèces impactées, par exemple, par les changements d'OCS. Les deux espèces sélectionnées ont été choisies car ce sont des espèces spécialistes, bien distribuées spatialement et pas trop rares avec 2,730 occurrences pour *C. brachydatyla* et 1,022 pour *A. trivialis* (Fig. 57).

Modèles de processus ponctuels (Point Process Models – PPMs)

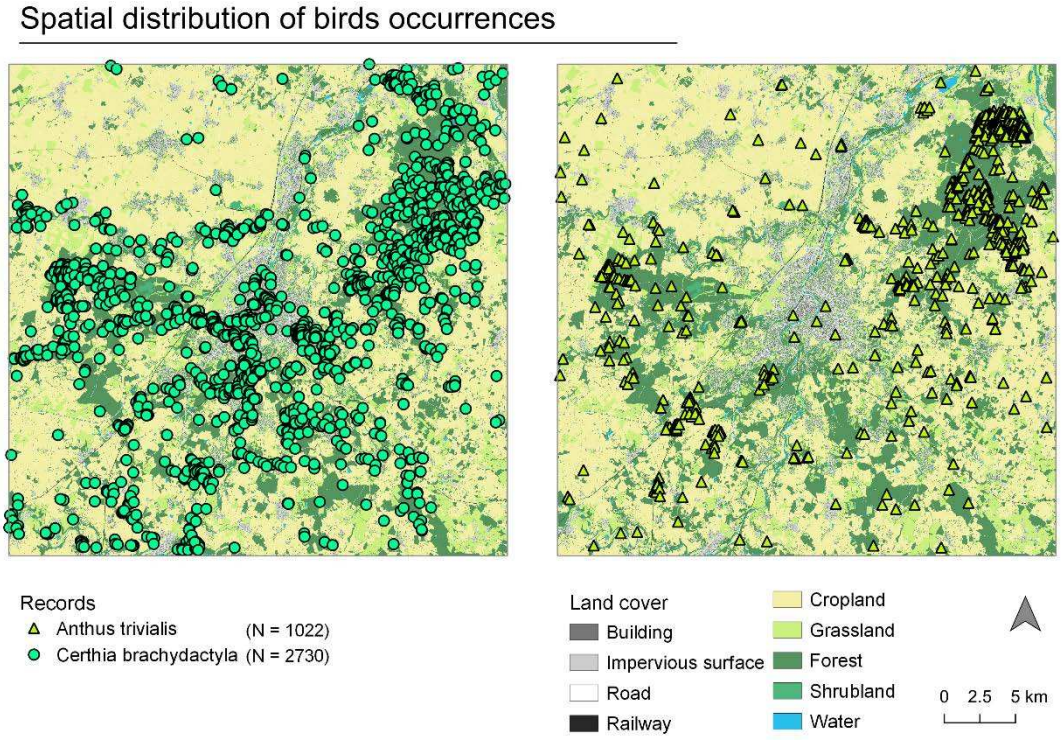


Figure 57 : Distribution spatiale des occurrences des deux espèces étudiées.

Des modèles de processus ponctuels (Point Process Models – PPMs, Baddeley et al., 2015) ont été utilisés dans cette étude pour expliquer la distribution de chaque espèce en fonction du meilleur modèle de connectivité fonctionnelle et des variables d'échantillonnage. Cette méthode vise à modéliser le nombre d'occurrences (N) et leur localisation spatiale(s) dans un

processus de Poisson inhomogène avec une intensité μ(s) décrivant le nombre attendu de points de présence par unité de surface pour un emplacement donné. Le processus de Poisson inhomogène est donc une généralisation du modèle MaxEnt (Phillips et al., 2006; Renner & Warton, 2013) et de la régression logistique de pseudo-absence (Warton & Shepherd, 2010). Un des avantages de cette méthode est l'utilisation de points de présence uniquement pour expliquer la distribution spatiale d'un phénomène. En écologie, la présence d'une espèce dépend de sa détectabilité influencée par plusieurs caractéristiques telles que le comportement (farouche ou non), l'apparence (camouflage) ou la taille par exemple. Ainsi, l'absence réelle d'une espèce peut être encore plus difficile à identifier. Par conséquent, la possibilité d'utiliser uniquement les données de présence est une approche utile pour s'affranchir de ce problème. De plus, plusieurs études ont montré que cette méthode était puissante et fournissait des résultats fiables pour prédire la distribution d'espèces spécialistes (De Solan et al., 2019). Des points de pseudo-absence ont été ajoutés aux points de présence pour augmenter la précision des modèles en utilisant un schéma de quadrature de 100 x 100 m. En suivant la méthode décrite par De Solan et al. (2019), nous avons utilisé des modèles de processus de Geyer (Geyer, 1999) pour gérer l'agrégation spatiale résiduelle (i.e., l'autocorrélation spatiale) détectée dans les PPMs créés initialement. En effet, un tel effet d'autocorrélation spatiale peut biaiser les estimations des paramètres et les erreurs standards (Dormann et al., 2007). Le modèle de processus de Geyer est similaire à un PPM mais il considère que l'intensité (μ(s)) est influencée par les occurrences proches. Les processus ponctuels de Poisson inhomogènes et les modèles de processus de Geyer appartiennent à la famille plus large des processus ponctuels de Gibbs (Cressie, 1993) qui visent à expliquer la localisation des points en fonction d'une dépendance spatiale entre eux. Cette considération permet de gérer la variance de la distribution spatiale des occurrences. L'interaction spatiale entre les points est décrite par un paramètre de saturation influençant la force de l'interaction, et un rayon de distance maximale d'interaction. Les deux paramètres ont été maximisés par pseudo-vraisemblance ce qui nous a permis d'identifier une valeur de distance de 101 m et une valeur de saturation de 14 pour *C. brachydatyla* et une valeur de distance de 401 m et une valeur de saturation de 9 pour *A. trivialis*.

Variables prédictives utilisées

a) Estimer l'effort d'échantillonnage

La difficulté d'utiliser les données opportunistes réside dans l'estimation de l'effort d'échantillonnage car n'étant pas protocolées, l'effort de prospection n'est pas connu (e.g., durée échantillonnage). Ainsi, nous avons utilisé l'ensemble du jeu de données de la LPO (i.e.,

96 000 occurrences de 50 espèces) pour estimer l'effort d'échantillonnage et nous avons réalisé une grille de 500 x 500 m puis compté le nombre de dates uniques dans chaque cellule. Ensuite, les centroïdes de ces cellules ont été extraits pour effectuer un krigeage afin d'interpoler et prédire le nombre de dates pour chaque pixel de la zone d'étude (Fig. 58). Cette mesure a été utilisée comme un indicateur de l'effort d'échantillonnage.

b) Accessibilité

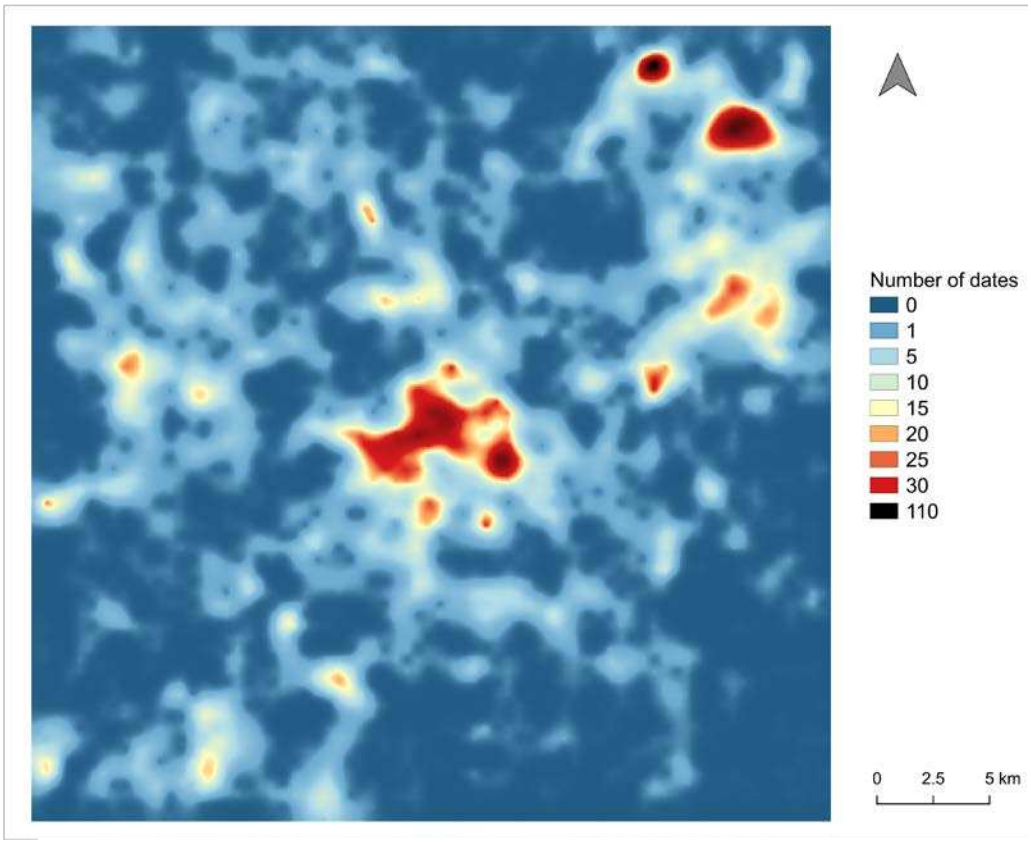


Figure 58 : Interpolation du nombre de dates sur l'ensemble de la zone d'étude étendue.

L'accessibilité a été caractérisée en quantifiant le pourcentage d'infrastructures de transport (routes, voies ferrées) pour chaque pixel via une analyse de fenêtre glissante avec un rayon de 250 m (Fig. 59). Cette métrique a été calculée pour considérer un effort d'échantillonnage biaisé de la part des citoyens-bénévoles autour de ces infrastructures car elle devrait refléter la manière dont un lieu est accessible et donc éventuellement plus visité et prospecté (De Solan et al., 2019).

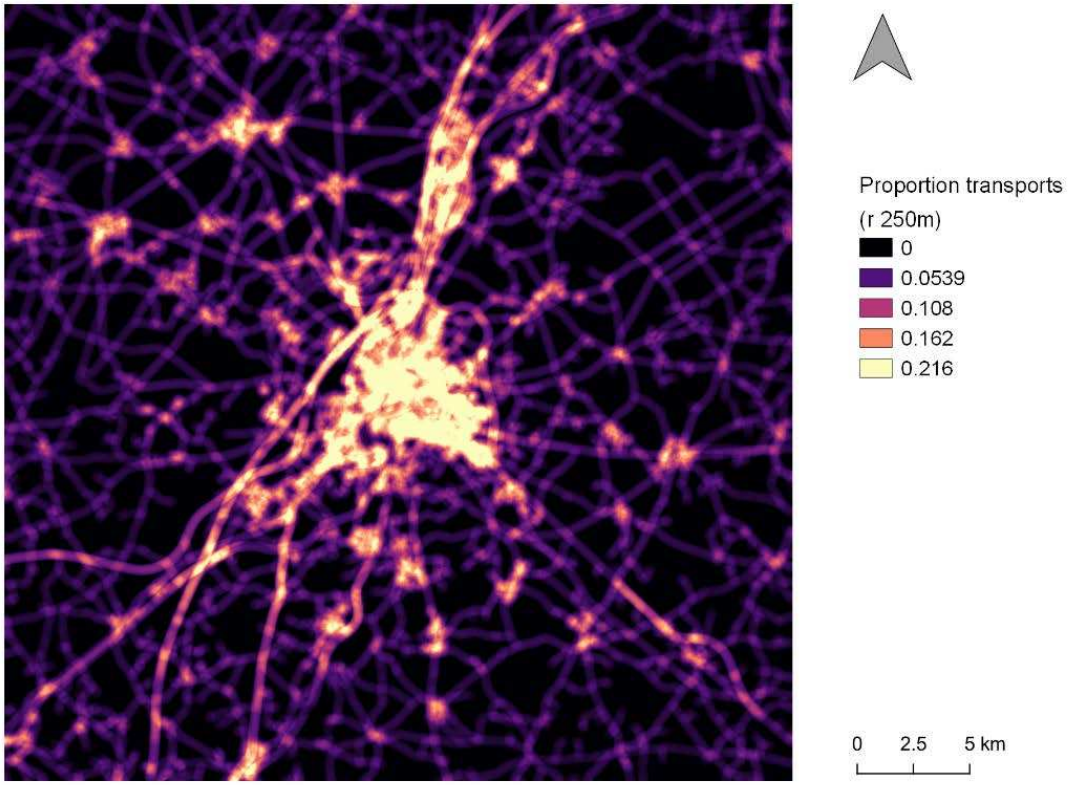


Figure 59 : Proportion de routes et voies ferrées dans un rayon de 250 m.

c) Connectivité fonctionnelle

La métrique de connectivité (Flux) interpolée a été incluse dans chaque modèle afin de tester son influence sur l'occurrence de l'espèce (Fig. 60). De cette manière, trois modèles statistiques ont été réalisés pour chacune des deux espèces, intégrant chacun un type de transformation des valeurs de résistance (Fig. 60). Toutes les variables ont été normalisées. Pour *C. brachydatcyla*, les métriques de connectivité ont été intégrées aux PPMs en utilisant une fonction polynomiale de degré 2 afin de mieux prédire la présence de l'espèce. Pour *A. trivialis*, les métriques de connectivité ont été log-transformées avant de construire les PPMs. Comme souligné dans Renner et al. (2015), les PPMs permettent d'intégrer des informations individu-centrées, comme une réponse comportementale, pour comprendre les processus écologiques. Dans cette optique, l'utilisation de cette métrique de connectivité devrait être pertinente pour expliquer la distribution des espèces car le Flux interpolé est calculé à partir de la perception du paysage (i.e., la structure du paysage et le comportement de l'espèce) et de la probabilité de dispersion (i.e., la capacité de dispersion).

Aucune corrélation n'a été observée entre les variables prédictives utilisées.

Toutes les analyses SIG ont été effectuées avec QGIS v.3.10 (Quantum GIS Development Team, 2019) et les analyses statistiques ont été réalisées à l'aide de R v.3.6.1 (R Core Team, 2022) et du paquet spatstat (Baddeley et al., 2015).

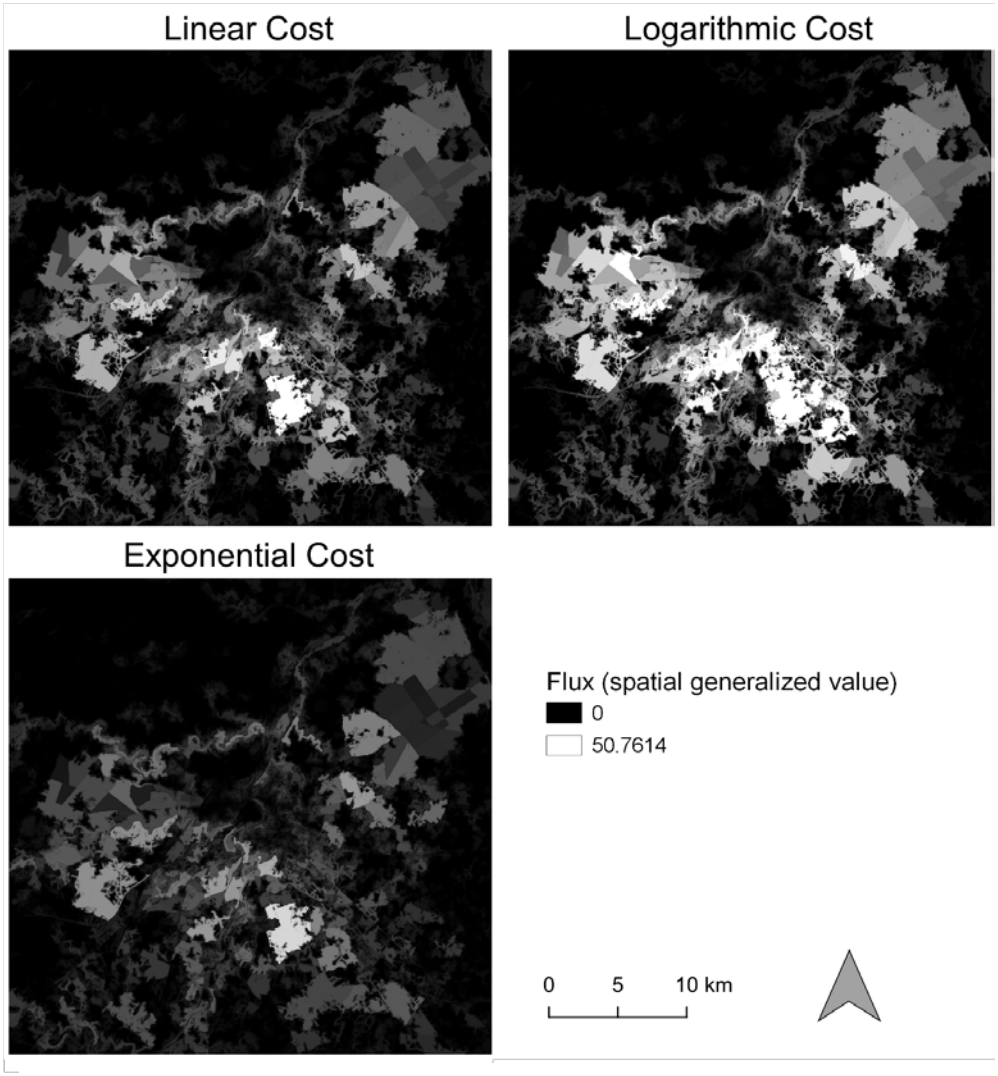


Figure 60 : Métrique Flux interpolée sur la zone d'étude étendue focalisée sur les habitats forestiers (C. brachydactyla).

4.2.3. Comparaison temporelle des changements de connectivité fonctionnelle

Une fois le meilleur modèle identifié pour chaque espèce à partir de la connectivité fonctionnelle basée sur la cartographie de 2017, l'analyse de la connectivité fonctionnelle a été réalisée sur la cartographie de 1993 en utilisant les mêmes paramètres. Ainsi, comme précédemment pour la cartographie de 2017, nous avons calculé les métriques de connectivité fonctionnelle à l'échelle globale, (i.e., nombre de patchs d'habitats, nombre de composantes, EC). Pour chaque patch d'habitat, la métrique Flux a été calculée en utilisant les valeurs de résistance validées (i.e., linéaire, logarithmique ou exponentielle) ainsi que les valeurs de distance-coût identiques à la carte de 2017 afin d'interpoler cette métrique pour obtenir sa

généralisation (i.e., gFlux). Cette métrique a également été calculée en utilisant une valeur β = 0 et une valeur β = 1 afin de comparer la connectivité fonctionnelle pondérée par la surface des patchs d'habitat ainsi que non pondérée (capacité d'accueil des patchs égale). Pour comparer les deux dates, les Flux généralisés ont été normalisés (Sahraoui et al. 2017) :

$$gFlux_{norm} = \frac{(gFlux - \overline{gFlux})}{\sigma(gFlux)}$$

où gFlux est le Flux généralisé, $\overline{gFlux}$ est la moyenne de tous les pixels et $\sigma(gFlux)$ est l'écart-type.

Pour identifier les gains et les pertes de connectivité fonctionnelle depuis 1993 à l'échelle locale, nous avons calculé la différence entre les valeurs $gFlux_{norm}$ de 2017 et les valeurs $gFlux_{norm}$ de 1993.

4.3. Résultats & discussion

4.3.1. Quels sont les changements d'OCS sur 24 ans ?

Les changements d'OCS ont été mesurés pour les surfaces urbaines, les cultures annuelles, la végétation herbacée et la végétation arborée à l'aide d'indices de composition et de configuration du paysage. À l'échelle globale les résultats montrent que :

- les zones urbaines ont augmenté de 3,555.11 ha en 1993 à 4,299.57 ha en 2017,
- le nombre de patchs a également augmenté de 13,525 à 16,516 mais la superficie moyenne des parcelles est restée constante entre les deux dates (Fig. 61).
- la superficie totale des cultures annuelles a diminué de 7,724.69 ha à 7,039.49 ha montrant une diminution de 2,521 patchs entre 1993 et 2017 mais des patchs plus grands avec une taille moyenne de 23,440.58 ha en 1993 et 91,664.3 ha en 2017.
- les zones de végétation herbacée sont plus fragmentées en 2017 qu'en 1993. Leur superficie a diminué de 4,833.2 ha en 1993 à 3,941.42 ha en 2017. Les patchs sont plus nombreux et plus petits pour 2017 avec 68,281 patchs et une superficie moyenne de 575.76 ha comparés à la cartographie de 1993 qui totalise 39,531 patchs avec une taille moyenne de 1,219.52 ha.
- les zones arborées couvrent plus de surface en 2017 avec 7,208.73 ha qu'en 1993 avec 6,469.32 ha. La cartographie de 2017 montre 3,789 de patchs en plus par rapport à celle de 1993 pour une taille moyenne de patch similaire.

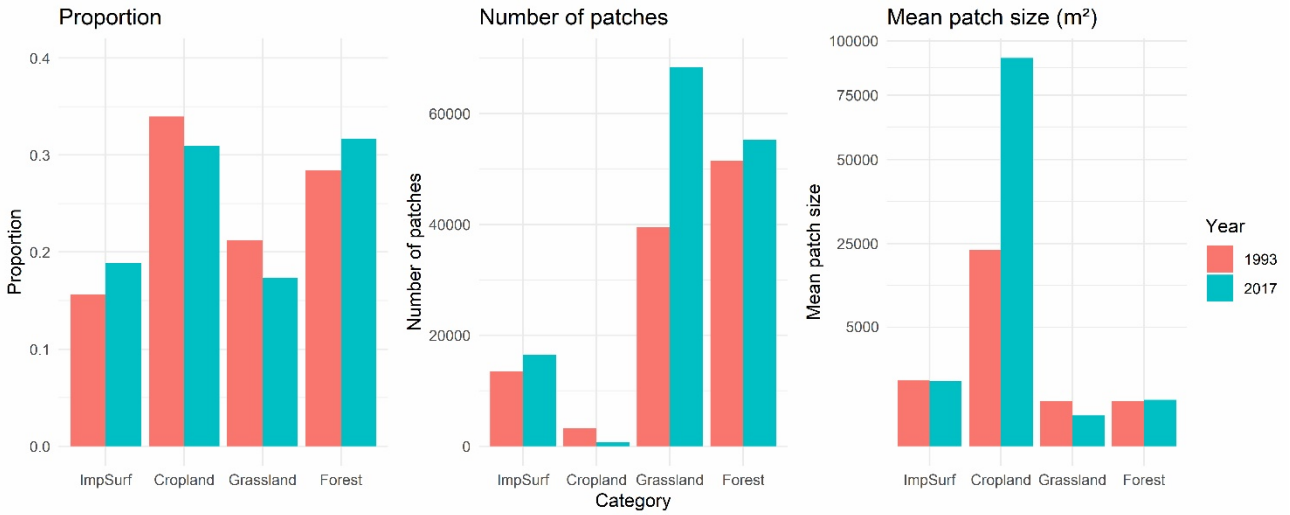


Figure 61 : Indices de structure du paysage calculés à l'échelle globale pour les surfaces urbaines (ImpSurf), les cultures annuelles (Cropland), la végétation herbacée (Grassland) et la végétation arborée (Forest) : la proportion (à gauche), le nombre de patchs (au milieu) et la taille moyenne des patchs (à droite) pour la cartographie de 1993 (rouge) et 2017 (bleu).

Pour mieux comprendre et visualiser ces variations temporelles, des cartes choroplèthes ont été réalisées pour identifier les principales zones modifiées. Les zones urbaines se sont principalement étendues autour du centre de Poitiers dans les zones résidentielles mais aussi au sein des petites villes proches, phénomène potentiellement encouragé par la création de la LGV en 2012 (Fig. 62). Ces zones se sont densifiées, montrant un plus grand nombre de patchs et des valeurs plus faibles de l'indice de fragmentation (i.e., indice de division du paysage). Les surfaces agricoles (i.e., prairies, cultures) ont été remplacées par des surfaces urbaines. Si la proportion de culture a diminué au cours du temps, elle a également remplacé des prairies surtout au sud-ouest de Poitiers (Fig. 63). Il est intéressant de noter que la superficie et le nombre de patchs de végétation arborée ont augmenté avec les zones urbaines (e.g., les zones résidentielles), dans certaines landes et forêts (Fig. 63).

Sur la base des cartes d'occupation du sol de 1993 et 2017, les résultats ont montré que les zones urbaines et de végétation arborée ont augmenté au cours de cette période. L'expansion des zones urbaines est conforme aux tendances internationales et françaises, de la même manière que le recul des surfaces agricoles et l'augmentation des zones forestières (ONB, 2020; Ramalho & Hobbs, 2012; Sanderson & Huron, 2011). Cette expansion de la végétation arborée se traduit par des patchs arborés plus nombreux et plus grands en 2017 qu'en 1993. Cette augmentation se retrouve dans les forêts en régénération comme la forêt de Vouneuil-sous-Biard à l'ouest de la zone d'étude qui présentait une surface enherbée en 1993 qui, 24 ans après, est progressivement devenue une jeune forêt en 2017. Au cours de la période étudiée, on observe également une augmentation des surfaces arborées dans les zones protégées où les

actions de conservation ont favorisé la renaturation (i.e., ZNIEFF 540003372 « Vallée des buis », anciennement terrain de motocross) mais aussi au sein des zones urbaines. En effet, la gestion récente du paysage urbain encourage la plantation d'arbres à l'intérieur des jardins des nouveaux quartiers résidentiels qui ont remplacé des parcelles agricoles souvent exemptes d'arbres.

En écologie du paysage, nous nous attendons à une logique dans la succession de l'utilisation des sols, mais ceci n'est pas nécessairement respecté dans un environnement urbain où les changements sont très rapides, multiples et souvent menés par de fortes pressions anthropiques (e.g., foncière). De plus, les parcelles d'arbres nouvellement plantées, détectées dans les nouvelles zones d'habitations, sont souvent destinées à des fins ornementales. Il est donc difficile de considérer ces nouvelles zones arborées comme de véritables habitats toujours propices à la biodiversité. Cependant, bien que ces zones arborées résidentielles ne représentent pas exactement l'habitat forestier, elles peuvent constituer, pour certaines espèces, un habitat plus approprié que les zones agricoles qu'elles ont majoritairement remplacées au cours de la période étudiée. Ainsi, compte tenu de la capacité d'acclimatation, d'adaptation et de la résilience de la biodiversité, ces zones représentent un habitat potentiel en devenir qui pourrait augmenter la perméabilité écologique des zones urbaines et donc la connectivité structurelle de l'habitat forestier (Lecoq et al., 2021). Au-delà de cette quantification fine des structures paysagères, cette résolution spatiale obtenue grâce aux méthodes de télédétection permet d'observer non seulement les nouvelles zones urbanisées mais également d'étudier l'évolution de la perméabilité des surfaces urbaines. Par exemple, certains quartiers, construits en 1993, présentaient peu de végétation (souvent nouvellement plantée) mais constituent aujourd'hui des zones plutôt vertes grâce à la végétation présente dans les jardins privés. Dans cette optique, il serait très intéressant de tester l'impact de la construction d'une nouvelle zone résidentielle (par des modélisations de connectivité fonctionnelle par exemple) à t0, c'est-à-dire au moment où le milieu est modifié, mais également à t+1 (e.g., 10 ans plus tard) dans un scénario où les jardins de chaque parcelle d'habitation présenteraient de la végétation arborée et herbacée.

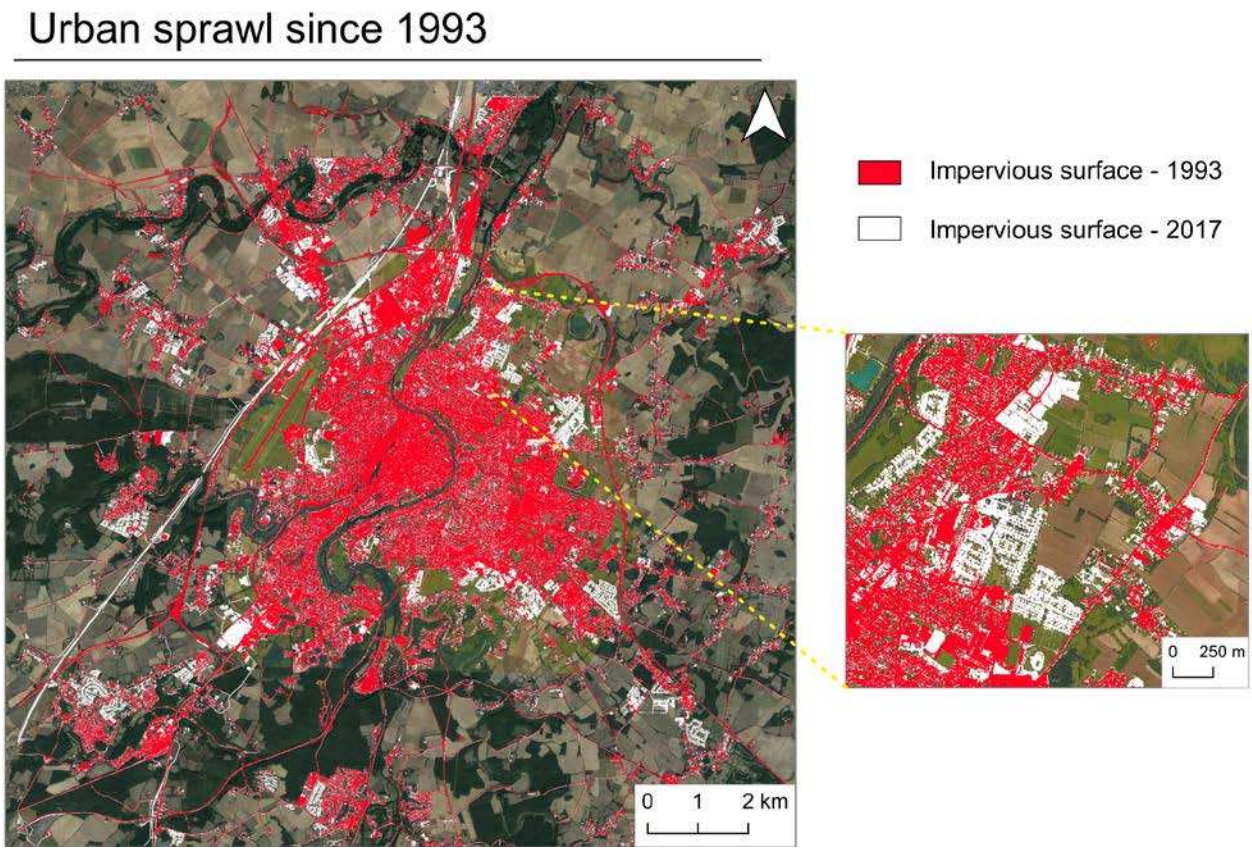


Figure 62 : Étendue des surfaces urbaines en 1993 (rouge) et en 2017 (blanc).

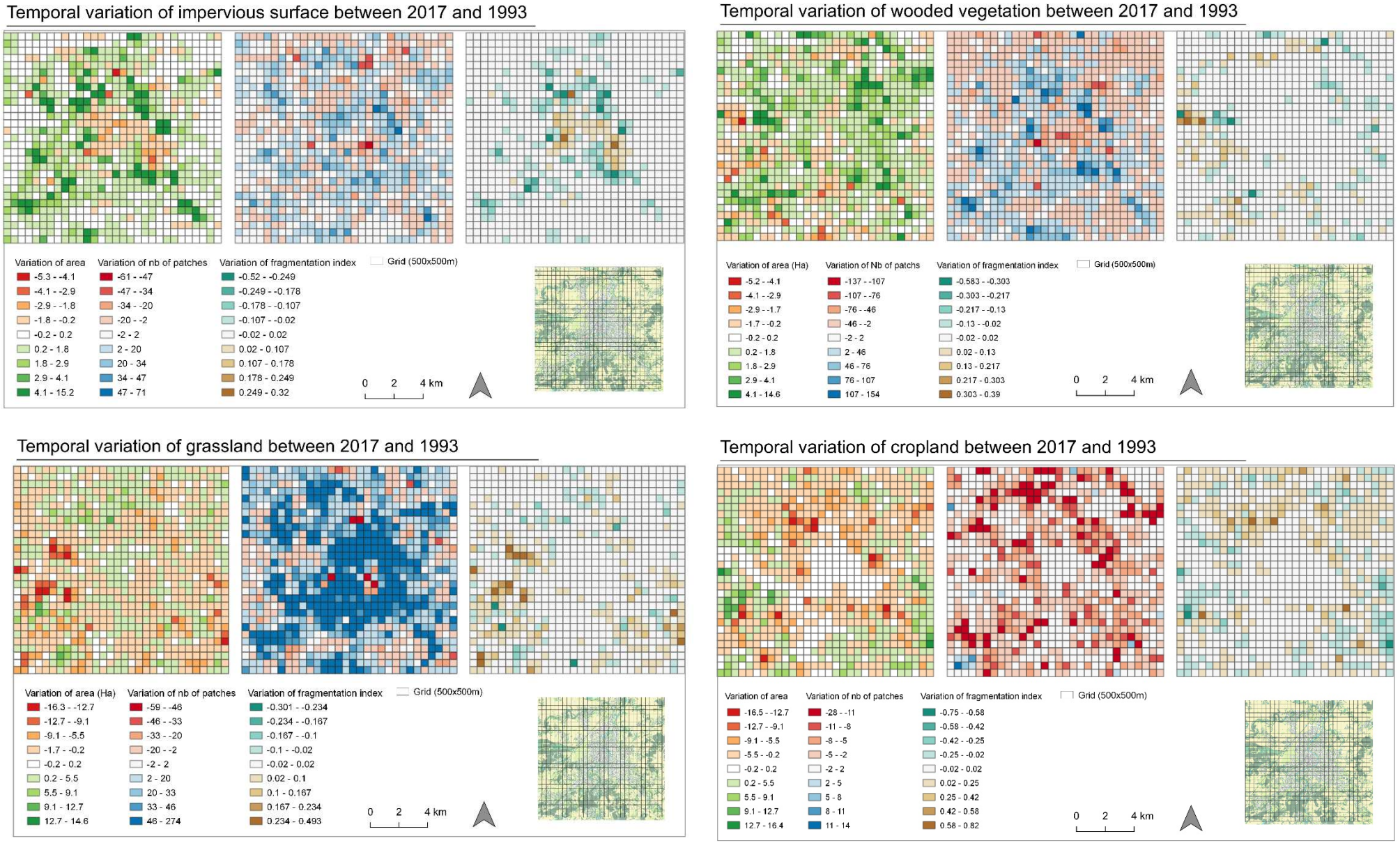


Figure 63 : Cartes choroplèthes caractérisant l'évolution temporelle de la surface (ha), du nombre de patchs et de la fragmentation des patchs pour les surfaces urbaine (en haut à gauche), la végétation arborée (en haut à droite), la végétation herbacée (en bas à gauche) et les cultures annuelles (en bas à droite).

4.3.2. Quelle est l'influence de la connectivité fonctionnelle sur la distribution des espèces ?

Afin de valider les différents paramètres utilisés dans les modèles de connectivité de 2017, nous les avons testés à partir des occurrences des deux espèces étudiées. Les résultats montrent dans un premier temps que les modèles de connectivité (i.e., gFlux) sont corrélés avec la distribution des deux espèces étudiées (Tab. 19). L'accessibilité des zones d'inventaires ne semble pas avoir d'effet sur l'occurrence de *C. brachydactyla* mais révèle un effet négatif et significatif sur *A. trivialis* dont les occurrences sont négativement corrélées aux infrastructures de transport. Le nombre de dates uniques a une influence positive sur les occurrences des deux espèces, autrement dit plus les zones sont prospectées plus la probabilité de présence de l'espèce est forte. La matrice d'interaction spatiale de Geyer suggère que les occurrences montrent une distribution spatiale agrégée pour *C. brachydactyla* (estimate = 0,2893 ± 0,0409 (SE), Zval = 7,0597, p < 0,0001) et pour *A. trivialis* (estimate = 0,2974 ± 0,0117 (SE), Zval = 25,3689, p < 0,0001). Les valeurs AIC, utilisées pour classer les trois scénarios de connectivité, indiquent une valeur inférieure, soit une plus grande vraisemblance, pour le scénario « valeurs de résistance logarithmiques » concernant *C. brachydactyla* et pour le scénario « valeurs de résistance linéaires » concernant *A. trivialis* (Tab. 19). De plus, *C. brachydactyla* semble être sensible à la connectivité fonctionnelle car sa probabilité de présence augmente avec l'augmentation du gFlux suivant une relation polynomiale de degré 2. Concrètement la probabilité de rencontrer un individu dans une zone où le Flux est entre 0.5 et 1.5 serait d'un facteur de exp (0.5) = 1.65 autrement dit une augmentation de 65% de chance de rencontrer un individu (Annexe 5).

> À noter que le modèle surestime légèrement l'intensité de la relation statistique (Annexe 5).

De la même manière, la présence de *A. trivialis* est dépendante du Flux (ici log-transformé) et suit une relation linéaire avec les valeurs de Flux log-transformées (Annexe 5).

Table 19 : Résultats statistiques des PPMs pour chaque modèle pour les deux espèces étudiées.

Certhia brachydactyla	**Variable**	**Estimate**	**Standard error**	**CI95.lo**	**CI95.hi**	**Z value**	**Z test**	**AIC**	**ΔAIC**
VR linéaires	Intercept	-13.3520	0.0792	-13.5074	-13.1966	-168.4101	***	64688.62	47.22
	gFlux	1.4660	0.1466	1.1785	1.7534	9.9964	***		
	gFlux²	-0.5530	0.1150	-0.7786	-0.3274	-4.8050	***		
	Nb date	0.1485	0.0641	0.0228	0.2741	2.3171	*		
	Access	0.1115	0.1094	-0.1030	0.3260	1.0184			
	Interaction Geyer matrix	0.2871	0.0405	0.2077	0.3665	7.0888	***		
VR logarithmiques	Intercept	-13.3534	0.0955	-13.5406	-13.1661	-139.7875	***	64641.40	0
	gFlux	1.4660	0.1357	1.1999	1.7321	10.7986	***		
	gFlux²	-0.5583	0.1278	-0.8089	-0.3077	-4.3674	***		
	Nb date	0.1686	0.0661	0.0389	0.2983	2.5485	*		
	Access	0.1027	0.1138	-0.1204	0.3258	0.9022			
	Interaction Geyer matrix	0.2893	0.0409	0.2089	0.3696	7.0606	***		
VR exponentielles	Intercept	-13.2347	0.0883	-13.4079	-13.0615	-149.7541	***	65079.92	438.52
	gFlux	1.2985	0.0917	1.1187	1.4783	14.1570	***		
	gFlux²	-0.5776	0.0722	-0.7193	-0.4359	-7.990			
	Nb date	0.1030	0.0628	-0.0200	0.2261	1.6403			
	Access	0.0711	0.1205	-0.1650	0.3073	0.5901			
	Interaction Geyer matrix	0.2926	0.0417	0.2109	0.3743	7.0178	***		
Anthus trivialis	**Variable**	**Estimate**	**Standard error**	**CI95.lo**	**CI95.hi**	**Z value**	**Z test**	**AIC**	**ΔAIC**
VR linéaires	Intercept	-14.9747	0.0734	-15.1186	-14.8308	-203.9516	***	25806.86	0
	gFlux	0.6750	0.0382	0.6001	0.7499	17.6586	***		
	Nb date	0.2294	0.0097	0.2102	0.2486	23.4534	***		
	Access	-0.1408	0.0260	-0.1918	-0.0897	-5.4025	***		
	Interaction Geyer matrix	0.2974	0.0117	0.2744	0.3204	25.3689	***		
VR logarithmiques	Intercept	-14.9693	0.0733	-15.1130	-14.8256	-204.2194	***	25819.33	12.47
	gFlux	0.6728	0.0387	0.5968	0.7487	17.3543	***		
	Nb date	0.2359	0.0096	0.2170	0.2549	24.4590	***		
	Access	-0.1462	0.0262	-0.1975	-0.0948	-5.5806	***		
	Interaction Geyer matrix	0.2932	0.0116	0.2703	0.3161	25.0664	***		
VR exponentielles	Intercept	-14.9626	0.0731	-15.1059	-14.8193	-204.6817	***	25836.91	30.05
	gFlux	0.5899	0.0339	0.5234	0.6563	17.3956	***		
	Nb date	0.2175	0.0101	0.1977	0.2374	21.4748	***		
	Access	-0.1066	0.0258	-0.1573	-0.0559	-4.1244	***		
	Interaction Geyer matrix	0.3030	0.0117	0.2799	0.3261	25.7311	***		

Les occurrences des deux espèces étudiées ont montré une dépendance aux mesures de connectivité généralisée évaluant la disponibilité de l'habitat (ou l'accessibilité) pour chaque pixel de la zone d'étude. Les occurrences de *C. brachydactyla*, espèce spécialiste des habitats forestiers et ayant une capacité de dispersion assez faible, sont davantage corrélées aux valeurs de résistance logarithmiques. Ces valeurs de résistance décrivent une matrice paysagère plus résistante, suggérant que les surfaces très favorables (i.e., arbres) sont fortement préférées pour disperser. Ce comportement a été observé par Balbi et al. (2021) montrant que les individus étaient plus enclins à disperser dans un "contexte de haute connectivité". D'un autre côté, les occurrences de *A. trivialis* sont plus corrélées aux valeurs de résistance linéaires. Encore une fois, cela correspond aux exigences écologiques de cette espèce qui a une plus grande capacité de dispersion, est moins affectée par les éléments neutres (e.g., les cultures, les forêts) et n'est pas une espèce urbanophile (suggéré par la corrélation négative avec les transports d'infrastructures) mais un spécialiste des paysages de bocage et des landes. **Cette approche, basée sur la relation allométrique pour identifier la distance de dispersion utilisée dans Sahraoui et al. (2017, 2021) et validée par l'utilisation de plusieurs scénarios de valeurs de résistance combinés aux occurrences, a fourni des résultats pertinents compte tenu de l'écologie des deux espèces.**

Les informations sur la distribution des espèces, utilisées dans le cadre de cette étude, apportent des données et des informations importantes pour estimer plusieurs facteurs à prendre en compte dans la construction des réseaux écologiques. Tout d'abord, il est possible d'estimer, selon l'effort d'échantillonnage, si l'espèce étudiée est urbanophile (principalement présente en milieu urbain), urbano-tolérante (présente à la fois en milieu urbain et en milieu semi-naturel) ou urbanophobe (évitant les zones urbaines). Cela permet de prendre en compte à quel point les catégories d'OCS urbaines (e.g., routes, surfaces imperméables, bâti) sont défavorables ou évitées par l'espèce (i.e., valeurs de résistance). D'un autre côté, l'abondance d'occurrence de l'espèce permet de savoir si le milieu est favorable à l'espèce et dans quelle mesure les habitats peuvent accueillir des individus. À titre d'exemple, en milieu urbain, les habitats sont plutôt de petite taille (0.2 à 3 ha) et l'identification du seuil minimal de taille d'habitat va jouer un rôle important dans la modélisation des graphes paysagers. De cette manière, il est plus facile de déterminer si les surfaces « habitat » jouent le rôle de réel habitat (i.e., patch d'habitat intégré aux graphes paysagers) ou seulement le rôle de corridors car fournissant trop peu de ressources. Dans notre cas, si la taille minimale de patchs d'habitat avait été fixée à 5 ha au lieu de 0.3 ha pour *C. brachydactyla*, très peu de patchs auraient été

identifiés en milieu urbain ce qui aurait fortement modifié les résultats de Flux spatialisé. Cette variable aurait ainsi montré une plus faible corrélation avec la distribution des occurrences.

4.3.3. Pourquoi utiliser une approche déductive dans la construction des graphes paysagers ?

Comme le rapporte Foltête et al. (2020), deux grands types d'approches sont observés dans la littérature : i) une approche déductive qui vise à construire les graphes paysagers puis à tester / valider la corrélation entre les indices biologiques (e.g., diversité spécifique) et les indices paysagers des graphes, et ii) une approche opérationnelle qui intègre les données biologiques pour déterminer les patchs d'habitat et pondérer les corridors (SDMs), l'analyse de la connectivité n'étant pas validée biologiquement par la suite. Cette dernière approche, assez abondante dans la littérature, utilise généralement des données d'occurrences pour caractériser les patchs d'habitat pour ensuite modéliser la connectivité entre eux *via* les approches classiques de modélisation de la connectivité fonctionnelle (e.g., théorie des graphes, théorie des circuits) (Duflot et al., 2018; Lalechère & Bergès, 2021; Préau et al., 2020). Bien que les patchs d'habitat soient délimités par un seuillage de la probabilité de présence de l'espèce qui reflète les habitats potentiels de manière plus fiable que l'utilisation d'une catégorie des sols, la carte de résistance est, elle aussi, dérivée de cette probabilité de présence mais ne reflète pas forcément les flux biologiques réels (Foltête et al., 2020; Peterman et al., 2014). En ce sens, l'objectif premier de notre étude a été de déterminer, suivant une approche déductive, les paramètres écologiques les plus pertinents vis-à-vis des espèces / individus étudié.e.s. Les valeurs de résistance et la distance de dispersion influencent fortement les résultats de connectivité fonctionnelle tout en interagissant entre eux. Pour une même distance de dispersion (distance-coût), un paysage moins résistant / rugueux autorisera des chemins plus longs et donc des corridors fonctionnels plus nombreux, modifiant les réseaux écologiques. Tester plusieurs scénarios de résistance du paysage nous a semblé important, comme déjà réalisé dans d'autres études et notamment en génétique du paysage (Balbi et al., 2018; Balkenhol et al., 2015; K. A. Zeller et al., 2018). Les résultats de notre étude ont montré une certaine cohérence avec le comportement des deux espèces étudiées, ce qui confirme la pertinence d'utiliser cette approche statistique de validation des modèles de connectivité. Cela permet de répondre d'une certaine manière à l'enjeu principal des modélisations des réseaux écologiques à savoir l'identification des connexions fonctionnelles qui dépendent largement de la distance de dispersion des espèces et de la résistance du paysage. Un des avantages de la méthode proposée est l'utilisation de catégories discrètes pour assigner les valeurs de

résistance. Même si certains types d'OCS ne sont pas bien catégorisés (en tant que favorable, neutre ou défavorable), le fait de tester ces trois scénarios revient à donner, pour les modèles logarithmique et exponentiel, des valeurs de résistance proches pour les catégories moyennement favorables à moyennement défavorables. Ainsi, il n'est pas nécessaire de tester de multiples combinaisons de valeurs de résistance afin d'obtenir le modèle le plus vraisemblable.

Par ailleurs, l'approche des PPMs permet de fournir des résultats très informatifs sur la distribution de l'espèce étudiée – au même titre que les SDMs classiques (Lalechère & Bergès, 2021; Préau et al., 2020). On observe que la présence de chaque espèce est fortement dépendante des valeurs de connectivité fonctionnelle et que des valeurs moyennes à élevées prédisent une forte probabilité de présence des espèces et qu'une très faible valeur de connectivité induit une forte probabilité d'absence d'occurrence. Celle-ci a mis en évidence un évitement marqué des axes de transports, ce qui pourrait être mieux intégré dans les modèles de connectivité fonctionnelle en fixant, par exemple, une valeur de résistance plus élevée pour ces éléments voire pour les surfaces urbaines plus largement. À noter, toutefois, les potentiels effets confondants entre les structures paysagères. Ainsi, la corrélation négative entre surfaces urbaines et présence de *A. trivialis* pourrait simplement refléter une corrélation positive avec les prairies bocagères et les landes, plus qu'un évitement des surfaces urbaines.

Les modèles auraient pu être davantage informatifs si nous avions rajouté la proportion de l'habitat en tant que variable prédictive ainsi que la distance à l'eau ou d'autres informations expliquant la présence de l'espèce (Lalechère & Bergès, 2021). Néanmoins, nous nous sommes focalisés sur l'impact seul de la connectivité fonctionnelle afin d'identifier le modèle le plus vraisemblable.

Limites et perspectives de l'approche utilisée

Les modèles de connectivité ont donc été validés biologiquement expliquant une part non négligeable de la distribution de chaque espèce. La force de ce modèle statistique réside, selon nous, dans l'utilisation de données opportunistes largement disponibles aujourd'hui, la possibilité de traiter l'autocorrélation spatiale, ainsi que l'évaluation de l'impact des variables environnementales (e.g., connectivité paysagère) et d'échantillonnage sur la distribution des espèces étudiées (De Solan et al., 2019). Néanmoins, plusieurs points pourraient être améliorés tels que l'identification du modèle le plus parcimonieux qui peut être discutable. En effet, la sélection par AIC ne reflète pas toujours la réalité biologique ou écologique. La visualisation de la cartographie de la probabilité de présence est également un outil pour déterminer la

cohérence des modèles (Annexe 5). Pour aller plus loin dans cette validation de modèle, une approche de validation croisée serait envisageable en utilisant des données de présence/absence sur plusieurs zones d'études supplémentaires comme utilisée dans Renner et al. (2015). Cette approche permettrait de tester, de manière indépendante, le pouvoir prédictif de chaque modèle pour identifier celui qui reflète le mieux le processus écologique étudié.

> À noter également que la présence de l'espèce ne reflète pas forcément les flux biologiques. Les données d'occurrence présentent cette limite de ne pas pouvoir mesurer cette information. L'approche statistique permet toutefois de vérifier que le modèle de connectivité fonctionnelle n'est pas aberrant compte tenu d'occurrences réelles.

Dans le cas de notre étude qui visait à estimer les variations de connectivité paysagère, y compris la connectivité fonctionnelle de deux espèces, notre priorité était de proposer une démarche complète de la construction de la cartographie du paysage passé, via les outils et méthodes de télédétection, jusqu'aux modélisations de la connectivité afin de mesurer l'impact des changements paysagers. Cette étude a ainsi la vocation de promouvoir des approches de télédétection et statistique (PPMs) qui pourraient se démocratiser dans l'étude temporelle de la connectivité paysagère.

4.3.4. Changements spatio-temporels : quelles conséquences pour les déplacements des organismes ?

Les résultats issus des modèles de connectivité de 2017 ont permis d'identifier que les valeurs de résistance linéaires étaient plus pertinentes statistiquement, mais également écologiquement, pour *A. trivialis* alors que pour *C. brachydactyla* il s'agissait des valeurs de résistance logarithmiques. Ces valeurs de résistance ont ainsi été utilisées pour construire les graphes à partir de la cartographie de 1993 afin de comparer l'évolution temporelle de la connectivité fonctionnelle pour les deux espèces.

> Cette méthode part du principe que le comportement global des individus de chaque espèce n'a pas changé au cours du temps.

4.3.4.1. Changement de connectivités spatio-temporelles au niveau global

À l'échelle globale, les résultats se montrent similaires pour les deux espèces avec des indices de connectivité plus élevés en 2017. En effet, la connectivité équivalente (EC) a augmenté entre

1993 et 2017 de 1.39 x10^7 à 1.42 x10^7 pour *C. brachydactyla* et de 5.83 x10^6 à 6.27 x10^6 pour *A. trivialis* (Fig. 64). Les patchs d'habitat sont également plus fragmentés en 1993 qu'en 2017. En

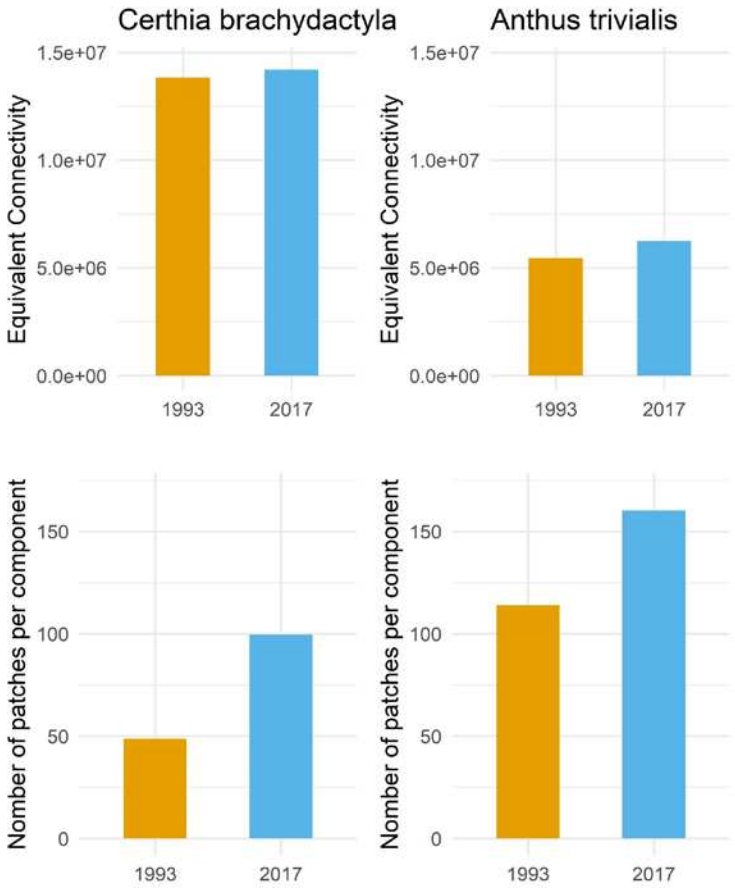


Figure 64 : Métriques de connectivité fonctionnelle calculées à l'échelle globale décrivant la qualité des réseaux écologiques ou la quantité d'habitats disponible (EC) (en haut) et la fragmentation des habitats (nombre de patch divisé par le nombre de composantes) (en bas).

effet, 1,248 patchs (>0,3 ha) ont été identifiés en 1993 regroupés en 11 composantes (ratio de 113.45) contre 1,603 regroupés en 10 composantes (ratio de 160.3) en 2017. Les habitats bocagers / de landes sont également plus nombreux et mieux connectés en 2017 avec 1,593 patchs et 16 composantes (ratio de 99.56) par rapport à 1,216 patchs et 25 composantes (ratio de 48.64) pour 1993 (Fig. 64).

4.3.4.2. Changement de connectivités spatio-temporelles localement

À l'échelle de la ville de Poitiers, les changements d'OCS ont eu des impacts tantôt négatifs tantôt positifs sur la connectivité fonctionnelle pour les deux espèces selon les zones considérées (Fig. 65). La variation temporelle de la connectivité fonctionnelle de *C. brachydactyla* montre un impact négatif de la LGV à l'ouest de Poitiers, comme attendu. L'étalement urbain semble avoir eu un effet positif sur la disponibilité de l'habitat en ajoutant de la végétation arborée à la place des cultures par exemple à l'est de Poitiers. Néanmoins, cela

s'accompagne également d'une augmentation de la densité de routes et de la circulation autoroutière qui ne sont pas toujours favorables aux déplacements de la Biodiversité. Les changements positifs proviennent principalement des zones arbustives plus nombreuses et situées dans les nouveaux quartiers construits entre 1993 en 2017. Lorsque la métrique de connectivité généralisée est pondérée par la superficie des patchs d'habitat (β = 1, reflétant davantage les flux biologiques), des résultats différents sont obtenus, montrant un impact encore plus négatif de la LGV, de l'étalement urbain (Fig. 66 et 67).

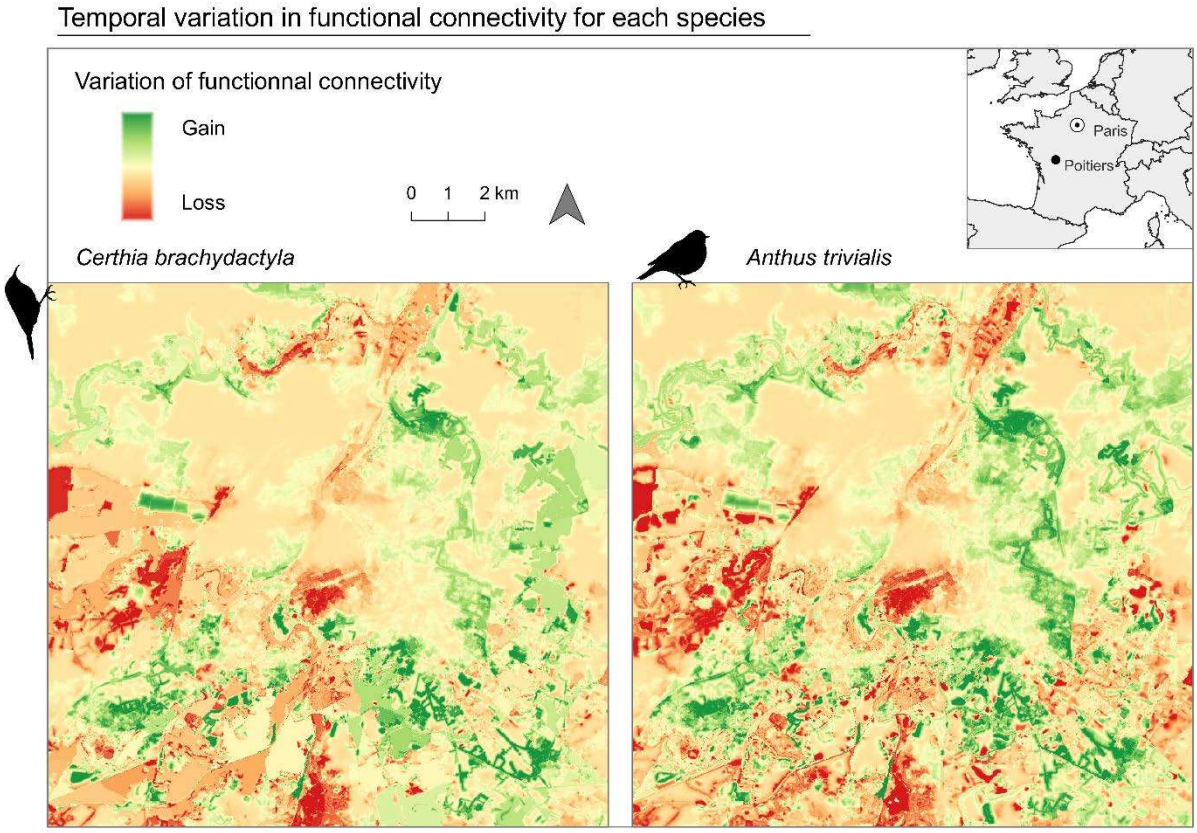


Figure 65 : Variation de la connectivité fonctionnelle entre 1993 et 2017 identifiant les gains en connectivité depuis 1993 (en vert) et les pertes en connectivité (en rouge), pour les deux espèces. Réseaux écologiques pour une capacité d'accueil égale pour tous les habitats.

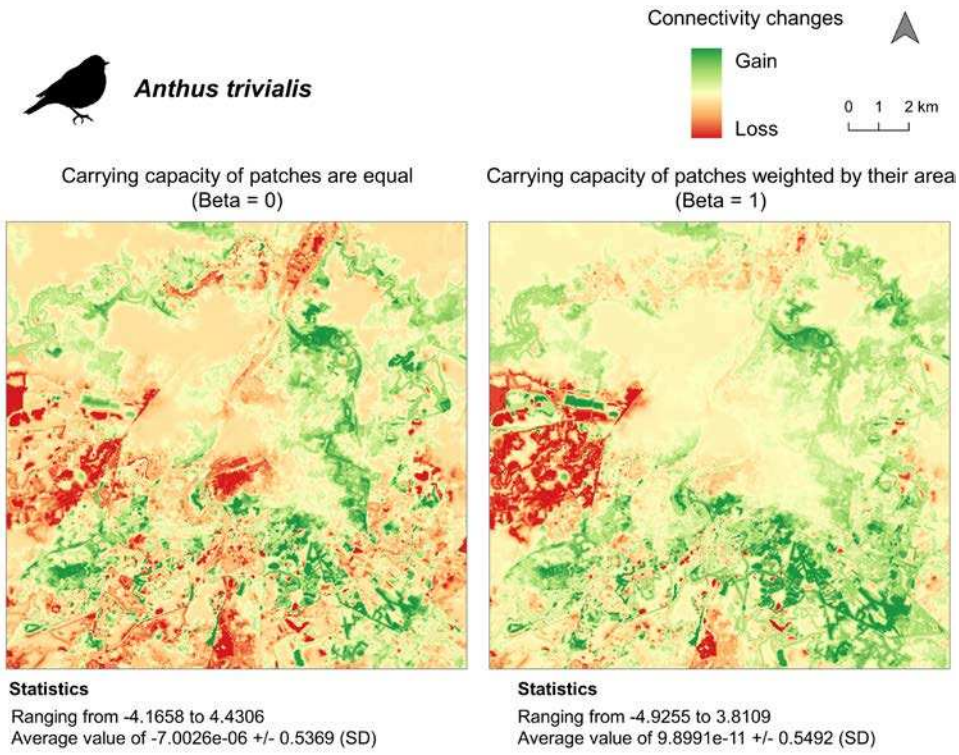


Figure 67 : Variation de la connectivité fonctionnelle entre 1993 et 2017 identifiant les gains en connectivité depuis 1993 (en vert) et les pertes en connectivité (en rouge), pour A. trivialis. Comparaison des variations lorsque la capacité d'accueil des patchs est pondérée par leur surface (à droite) ou égale entre eux (à gauche).

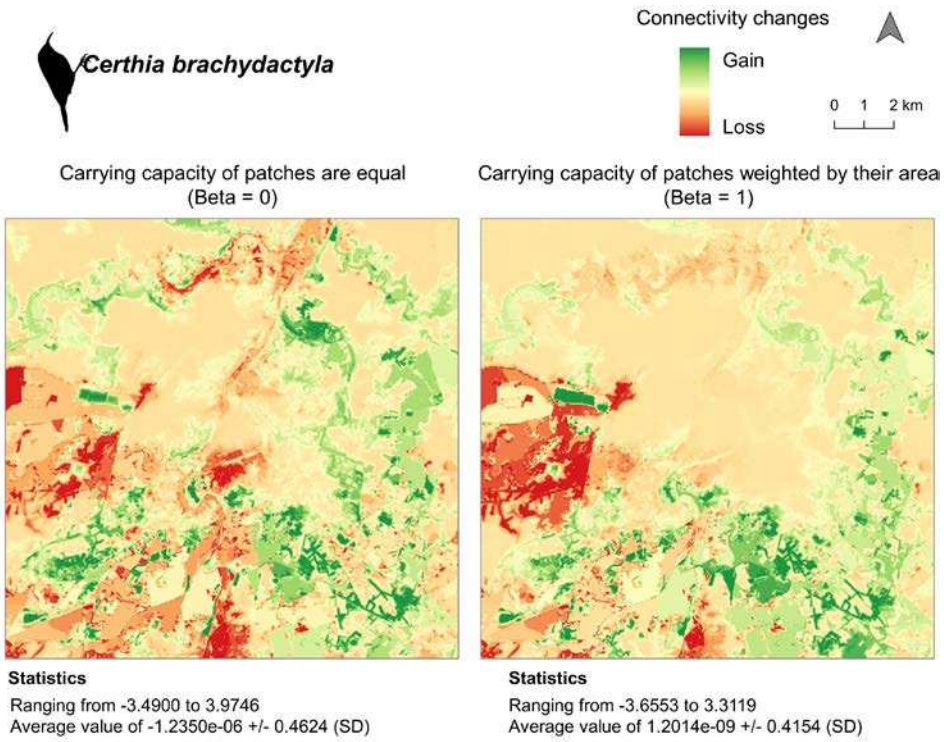


Figure 66 : Variation de la connectivité fonctionnelle entre 1993 et 2017 identifiant les gains en connectivité depuis 1993 (en vert) et les pertes en connectivité (en rouge), pour C. brachydactyla. Comparaison des variations lorsque la capacité d'accueil des patchs est pondérée par leur surface (à droite) ou égale entre eux (à gauche).

En ce qui concerne *A. trivialis*, les variations temporelles de la connectivité fonctionnelle sont assez similaires aux résultats de *C. brachydactyla* (Fig. 66-67). En raison d'une distance de dispersion plus élevée, les gains sont plus étalés autour des zones urbaines arborées. En effet, l'augmentation des zones arborées a également permis d'accroître la disponibilité des habitats. Cependant, les pertes de connectivité fonctionnelle sont légèrement plus élevées dans certaines zones, par exemple au nord de Poitiers dû vraisemblablement à la construction de la LGV. Si l'on considère la métrique de connectivité généralisée pondérée par la superficie des parcelles d'habitat, la connectivité est globalement plus élevée autour de Poitiers et la LGV a également plus d'impacts sur les flux biologiques potentiels (Fig. 66-67). Les changements d'occupation du sol semblent avoir un impact plus positif pour *A. trivialis* (à l'exception de la LGV) que pour *C. brachydactyla* lorsque la disponibilité de l'habitat est modélisée en pondérant la surface des patchs par leur taille (β=1).

4.3.5. Quelles sont les implications des changements d'occupation du sol dans la disponibilité des habitats et dans la planification de la conservation ?

Au niveau global, la disponibilité de l'habitat est meilleure en 2017 qu'en 1993 due à une végétation arborée plus abondante. La plus grande distance de dispersion de *A. trivialis* explique, au moins en partie, la valeur de connectivité équivalente (EC) plus élevée et un degré de fragmentation plus faible au niveau global par rapport à *C. brachydactyla*. Localement, la disponibilité de l'habitat a été principalement affectée par la LGV et par la création depuis 1993 de grandes zones arborées et considérées comme habitat, notamment dans les zones pavillonnaires. Comme attendu, la LGV et les routes principales empêchent le déplacement des organismes en raison d'une valeur de résistance élevée. À l'inverse, l'augmentation de la végétation arborée dans les zones résidentielles a plutôt favorisé la connectivité fonctionnelle lorsque ces environnements ont remplacé les terres cultivées ou si elles ne comportaient pas une forte densité de routes ou de surfaces imperméables. Par ailleurs, la régénération des forêts et la conservation de certains espaces favorisant la végétation arborée ou les forêts ont eu un impact favorable. De plus, les variations temporelles de la connectivité fonctionnelle pondérée par la surface des patchs montrent que les changements d'OCS ont eu des impacts plus positifs pour *A. trivialis*, ayant une plus grande capacité de dispersion par rapport à *C. brachydactyla*. Si l'on considère toutes les variations locales, les changements semblent avoir des effets principalement positifs (éclipsant presque l'impact négatif de la LGV), en particulier avec les mesures pondérées basées sur la surface, mais il faut noter que les deux espèces sélectionnées sont des espèces spécialistes des milieux arborés et des organismes volants. En effet, les

éléments paysagers ne jouant pas le même rôle selon l'espèce étudiée (e.g., corridor, filtre, barrière), l'augmentation globale de la connectivité forestière observée pourrait également s'accompagner d'une diminution de la connectivité des milieux ouverts (Sahraoui et al., 2017).

> Les variations temporelles de la connectivité fonctionnelle pour un organisme terrestre, peu disperseur, spécialiste des prairies et urbanophobe auraient probablement montré des impacts plus négatifs de ces changements d'OCS. En effet, les espaces agricoles ont fortement diminué en raison de l'urbanisation, des routes plus denses et de l'augmentation des zones forestières.

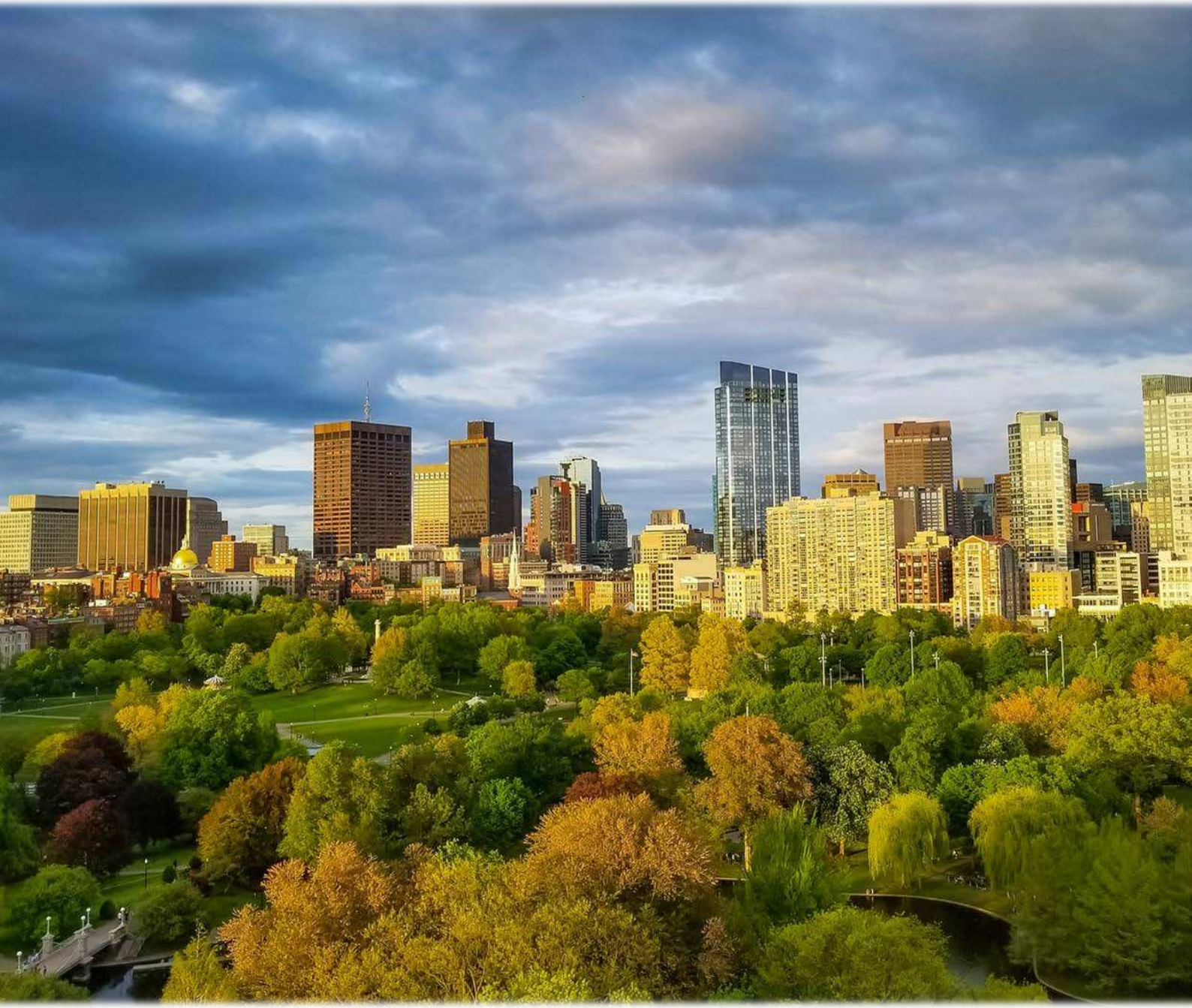
Notre approche a permis une évaluation rapide des changements d'OCS et de leurs impacts sur la connectivité fonctionnelle basée sur la théorie des graphes, nécessitant relativement peu de données d'entrée (Calabrese & Fagan, 2004; Foltête et al., 2014). L'utilisation de données biologiques est cruciale pour valider les modèles de connectivité du paysage. Aujourd'hui, les données opportunistes sont de plus en plus disponibles avec les projets de sciences participatives et permettent d'enrichir la recherche en écologie (Coron et al., 2018; Giraud et al., 2016; C. M. Wood et al., 2022). De plus, ces approches pourraient être complémentaires et être comparées aux mesures de connectivité réelle (i.e., télémétrie, flux de gènes) (Zeller et al., 2012, 2018). La validation de la connectivité fonctionnelle passée reste un défi car les données biologiques associées ne sont généralement pas disponibles. Cependant il est possible d'utiliser des « indices » ou des « preuves » actuelles des (méta-)populations ou communautés à l'aide d'occurrences, d'informations télémétriques ou génétiques, pour démêler l'impact (et l'effet de décalage temporel) des changements spatio-temporels d'OCS et de la connectivité (Epps & Keyghobadi, 2015; Lecoq et al., 2021; Lira et al., 2019; Uroy et al., 2021). **Les modèles de connectivité fonctionnelle s'appuient sur la capacité de dispersion des organismes façonnant ainsi la distribution et la persistance des populations (Hanski & Ovaskainen, 2000; Keyghobadi, 2007; Perry & Lee, 2019; Reigada et al., 2015).**

Cependant, la distance de dispersion est un trait évolutif potentiellement affecté par la structure du paysage (Cote et al., 2017; Ronce, 2007). La fragmentation de l'habitat s'accompagne généralement d'une dispersion plus faible en raison de l'entrave au mouvement causée par les changements d'OCS (Cote et al., 2017). Cependant, la théorie prédit également qu'une capacité de dispersion élevée peut être davantage sélectionnée dans des paysages déjà très fragmentés (Cote et al., 2017). Peu de preuves ont été apportées et, en pratique, la

fragmentation de l'habitat peut soit induire une sélection d'une plus grande capacité de dispersion, soit n'avoir aucun impact (Bonte et al., 2006; Cheptou et al., 2008; Williams et al., 2016). Néanmoins, dans ce cas théorique et dans un contexte agropastoral, une rotation élevée des parcelles peut favoriser un flux biologique élevé en sélectionnant une dispersion plus élevée ou pulsée (Reigada et al., 2015). Comme le suggèrent Uroy et al. (2021), la rotation des parcelles peut également améliorer la connectivité dans le temps en connectant des habitats qui sont habituellement isolés. De plus, au-delà de la présence de patchs d'habitat, la matrice paysagère joue un rôle fondamental dans la connectivité écologique (Taylor et al., 2006) et peut inclure des habitats cryptiques, alternatifs ou temporaires qui favorisent la présence et la dispersion des individus.



Discussion générale



En Biologie de la conservation et compte tenu des changements spatio-temporels d'occupation des sols, il est pertinent d'intégrer le paysage via une approche multiscalaire pour étudier la diversité des processus écologiques. Dans le cadre de cette thèse, nous avons proposé des méthodologies de ScIG permettant (i) d'étudier l'occupation des sols actuelle et (ii) de reconstruire les paysages passés. En effet, nous avons pu mettre en évidence la pertinence des bases de données existantes dans la construction de cartographies complètes et adaptées à l'étude des continuités écologiques. Par ailleurs, nos études ont mis en avant l'utilisation de la télédétection à THRS que ce soit en milieu urbain pour détecter la végétation urbaine – grâce aux bases de données et logiciels open source – ou pour reconstruire les paysages passés. De tels apports d'informations jouent un rôle non négligeable dans la modélisation des réseaux écologiques actuels en milieu urbain et/ou rural et facilitent également l'étude de l'évolution spatio-temporelle du paysage et de ses connectivités paysagères.

5.1. L'histoire des paysages : entre SIG et télédétection

Nous avons présenté, dans le chapitre 1, l'ensemble des outils et méthodes utilisés et développés pour construire une cartographie d'occupation des sols fiable et précise. En effet, parmi les données en libre accès en France, nous avons compilé :

- la BD Topo : très complète avec de nombreuses métadonnées utiles pour tenir compte facilement des subtilités du paysage (e.g., tronçons routiers souterrains et surélevés)
- le RPG
- la carte OSO du Cesbio : donnée d'occupation des sols à haute résolution spatiale et renouvelée chaque année avec une résolution thématique élevée (i.e., nombre de classes d'occupation des sols).

Afin de compléter cette compilation cartographique, nous avons également développé une approche de télédétection polyvalente (i.e., la classification orientée-objet) pour identifier et extraire de manière fiable la végétation herbacée et arborée à partir de l'orthophoto de l'IGN. Dans une optique de reproductibilité, nous avons combiné des outils de télédétection (basés sur l'intelligence artificielle) en libre accès pour produire une description de l'occupation du sol à THRS que nous avons ensuite utilisée pour modéliser les réseaux écologiques. Au-delà de ces avancées, notre étude permet de voir les enjeux combinés de télédétection et d'écologie du paysage quant aux réseaux écologiques. En effet, si plusieurs études ont déjà adopté une telle démarche (Choi et al., 2021; Grafius et al., 2016, 2017), elles utilisaient des logiciels sous

licence ainsi que des données pouvant être onéreuses (e.g., LiDAR). On peut néanmoins citer les travaux de Crombette (2016) qui se sont focalisés sur les réseaux écologiques en utilisant des méthodes de télédétection et des images à THRS utilisant également OTB et QGIS. Cependant, la méthodologie adoptée ne s'est pas basée sur une approche orientée-objet mais sur une « approche pixel » classique pour détecter la végétation herbacée et arborée à l'instar de notre approche.

> Les méthodes les plus répandues, en écologie du paysage, reposent sur la vectorisation manuelle et la photo-interprétation des éléments paysagers ce qui est très chronophage. L'utilisation des outils et méthodes de télédétection facilite grandement ce travail.

Si la classification orientée-objet produit des données de grande qualité, il est intéressant de noter que la segmentation, première étape de la classification orientée-objet, peut fournir des objets sémantiques permettant de cartographier précisément les zones d'occupation du sol. Par exemple, certaines études se basent sur une segmentation suivie de règles de classification simples comme un seuillage de la valeur NDVI pour différencier les zones végétalisées des zones non végétalisées (Neyns & Canters, 2022; A. R. Shahtahmassebi et al., 2021). L'estimation précise de l'occupation du sol représente une information cruciale pour comprendre comment l'étalement urbain a été mené jusqu'à présent pour mieux intégrer la Biodiversité et les services écosystémiques associés dans les plans de conservation (App et al., 2022; Choi et al., 2021; Grafius et al., 2016, 2017). Dans un contexte de changements globaux, la sobriété représente la clef des sociétés et potentiellement des études futures. Ainsi, l'utilisation d'images passées et actuelles déjà existantes combinée à des projets open source peu énergivores (la plupart des analyses menées dans le cadre de cette thèse ont été réalisées sur un ordinateur « ordinaire ») peut fournir de très bons résultats, comme le montrent nos travaux. Notre méthodologie, basée sur l'intelligence artificielle, permet de s'affranchir des données LiDAR non disponibles notamment pour reconstruire les paysages passés à THRS. La cartographie de paysages anciens (à partir d'images en couleurs) reste tout à fait accessible grâce aux programmes satellitaires de surveillance de la Terre depuis les années 1970 mais aussi grâce aux images aériennes historiques gérées et mises à disposition par l'IGN. L'approche développée permet d'extraire les grands types d'occupation des sols (e.g., urbain, forêt, cultures) même à partir d'une image pauvre en information (i.e., image en N&B). À titre d'information, la segmentation a permis de révéler la complexité du milieu agricole en 1950 en caractérisant les limites des nombreuses parcelles. Alors que notre méthodologie a été développée pour décrire

la végétation urbaine (et ses strates) contemporaine, celle-ci s'est révélée également très efficace dans la reconstruction des paysages à partir d'images d'archives. Il faut tout de même garder à l'esprit que cette méthodologie reste assez lourde et chronophage à développer mais reproductible. Néanmoins, de telles cartographies représentent des images instantanées du paysage et des points de comparaisons potentielles avec les cartographies actuelles et futures. Cette notion de comparaison permet de prendre en compte la dynamique temporelle de l'occupation du sol, importante en écologie du paysage. Par ailleurs, la cartographie est un langage multidisciplinaire qui permet d'avoir des applications directes en aménagement du territoire ou plus simplement dans la connaissance de l'histoire locale. **À ce titre, la cartographie d'occupation des sols actuelle a été transmise à Grand Poitiers Communauté urbaine (GPCu) pour être potentiellement utilisée dans l'aménagement urbain (e.g., PLUi).**

> “ Nous souhaitons aussi souligner le fait que les travaux de cette thèse n'auraient jamais été possibles sans la mise à disposition gratuite de l'ensemble des données cartographiques de grandes qualités utilisées et fournies notamment par l'IGN et le Cesbio. ”

5.1.1. Des données existantes aux données à venir

La BD Topo de l'IGN qui caractérise la végétation arborée jusqu'aux haies, est souvent difficile et longue à mettre à jour. En parallèle, l'OSO, bien que produite annuellement depuis 2016, n'identifie pas les structures à très fine échelle. Les problèmes liés à l'actualisation et/ou à la résolution spatiale des données ne permettent pas toujours de répondre à toutes les problématiques d'écologie du paysage (Sausse et al., 2018). Pour pallier ceci, et pour des besoins spécifiques, notre étude propose une méthodologie capable de (re)construire les paysages à THRS, comme nous l'avons fait pour la ville de Poitiers en 1993. À l'instar de Dupuy et al. (2020), l'approche orientée-objet que nous avons utilisée offre la possibilité de traiter et d'analyser conjointement plusieurs images. Ainsi, il devient possible d'analyser des images multi temporelles avec différentes résolutions spatiales et spectrales (e.g., images Pléiades, Sentinel). De cette manière, créer des objets sémantiques permet d'intégrer les caractéristiques temporelles de ces objets (i.e. phénologie des plantes). Dans une autre mesure, l'utilisation d'images satellites à THRS (pléiades) permet de s'affranchir des problèmes d'ombres portées dans les images monotemporelles.

Alors que notre méthodologie s'est révélée efficace à partir d'images d'archives, celle-ci semble également prometteuse pour l'utilisation de futures données. En effet, comme nous l'avons

vue précédemment, l'approche orientée-objet est capable d'intégrer des images à très haute résolution spatiale, spectrale, temporelles mais aussi des informations 3D, de texture, contextuelles ou géométriques (Neyns & Canters, 2022; A. R. Shahtahmassebi et al., 2021). Ainsi, inscrite dans une logique d'avenir, notre étude est prête à accueillir les données LiDAR de l'IGN en cours de réalisation sur la France (excepté la Guyane). Ces données, fiables pour étudier les éléments à très fine échelle fourniront des cartographies permettant de différencier un plus grand nombre de strates de végétations qui peuvent représenter des ressources écologiques différentes. À titre d'exemple, le rougegorge familier (*Erithacus rubecula*) est inféodé aux strates arbustives et se retrouve rarement au niveau de la canopée des plus grands arbres.

Par ailleurs, les capteurs embarqués par les dispositifs d'imageries (e.g., satellites, drones...) proposent une résolution spectrale de plus en plus large permettant des données hyperspectrales. Celles-ci pourront être analysées à l'aide de notre méthodologie pour caractériser l'occupation du sol et, par exemple, différencier les essences végétales : information importante dans les processus écologiques tels que la connectivité écologique. À titre d'exemple, Abbas et al. (2021) ont identifié 19 essences d'arbres différentes en contexte urbain permettant ainsi de décrire finement la végétation dans la ville de Hong Kong.

D'un autre côté, le deep learning offrira très prochainement, si ce n'est pas déjà le cas, la possibilité d'aller encore plus loin en télédétection à partir de tout type d'image. Cette approche d'intelligence artificielle permet de recouvrir les couleurs d'images en N&B facilitant ensuite leur traitement (Poterek et al., 2020). Certaines études ont utilisé le deep learning pour estimer non seulement la présence de végétation arborée mais aussi la densité des arbres (Yao et al., 2021) dans différents paysages. Par ailleurs, Brandt et al. (2020) ont fait une démonstration de la portée du deep learning en identifiant les arbres dans l'Ouest du Sahara sur une zone de 1.3 million de km². Une telle étude permet de rendre compte des perspectives d'utilisation de ces méthodes mais aussi d'approfondir les connaissances du territoire (à savoir que le Sahara n'est pas un désert inerte) à la fois à fine échelle et sur une très large étendue. Si le deep learning peut faire de l'ombre à notre méthodologie, il est plus difficile à mettre en œuvre, plus chronophage et énergivore. Par ailleurs, des méthodes de classification contextuelles, basées sur du machine learning, peuvent montrer des résultats aussi pertinents que ceux obtenus à partir du deep learning mais avec des coûts en calcul bien moindres (Derksen et al., 2020).

5.1.2. Perspectives

L'optimisation de notre méthodologie, basée sur ces mêmes informations, pourrait se focaliser sur l'utilisation d'un plus grand nombre de classes d'occupation des sols et d'informations géométriques et contextuelles pour affiner les analyses (Degerickx et al., 2020; Derksen et al., 2020; Neyns & Canters, 2022; A. R. Shahtahmassebi et al., 2021). Comme réalisé dans la classification de l'orthophoto de 1950 en N&B, nous avons différencié les cultures sombres des cultures claires afin d'améliorer leur identification pour ensuite les regrouper au sein d'une seule et unique catégorie nommée « culture ». Le Random Forest étant basé sur une approche purement statistique, l'objectif est de trouver l'information spectrale, de texture, géométrique ou contextuelle qui permet de diminuer la variabilité intraclasse et d'augmenter la variabilité interclasse. De cette manière, il serait pertinent d'intégrer les informations de voisinage afin de dissocier les arbres agrégés et formant un bosquet, des arbres isolés. Alors qu'un arbre isolé peut être entouré de surfaces imperméables montrant un NDVI < 0 et/ou être trahi par la présence de son ombre, un arbre au sein d'une forêt sera entouré d'autres arbres montrant un NDVI > 0.1 et son ombre sera potentiellement absente. Ce type d'informations contextuelles, pourraient améliorer les performances de classification de la végétation arborée et herbacée en limitant les confusions entre les grandes catégories (Neyns & Canters, 2022; Wen et al., 2017).

5.2. La végétation urbaine au cœur des enjeux écologiques

La préservation de la Biodiversité nécessite de connaitre la distribution spatiale des populations et peut passer par une étape de modélisation pour estimer les connexions potentielles entre elles. Ces estimations peuvent constituer des aides à la décision pour estimer si deux sites ou populations étaient connectés par le passé ou seront connectés après un aménagement du territoire (Sarhaoui et al., 2021b). Dans un contexte de reconnexion des réservoirs de Biodiversité urbains et/ou ruraux, il est important de considérer depuis combien de temps les populations sont isolées géographiquement et les conséquences éventuelles de cet isolement (Keyghobadi, 2007). Les résultats combinés du chapitre 2 et 3 montrent qu'en milieu urbain comme rural les éléments, décrits à fine échelle, représentent des informations clefs pour modéliser les réseaux écologiques notamment à l'interface des paysages urbains/ruraux. Ainsi, la THRS apparait cruciale pour comprendre l'évolution spatio-temporelle des processus écologiques actuels voire passés.

5.2.1. Les réseaux écologiques en milieu urbain

Dans le chapitre 2, nous avons vu l'importance de la description de la végétation urbaine et de ses strates dans la modélisation des réseaux écologiques urbains. Si une haute précision cartographique est importante dans la modélisation des corridors écologiques, elle l'est également pour déceler la complexité de l'occupation du sol et mieux définir les petits patchs d'habitat. Ainsi, ces résolutions spatiales comme thématiques sont importantes pour considérer les milieux hétérogènes (e.g., milieux urbains) mais aussi complexes tels que les interfaces entre différents milieux (e.g., milieux urbain-rural). Une telle description des paysages est fondamentale pour comprendre la perméabilité du milieu urbain et les échanges potentiels avec les milieux alentour (Mimet et al., 2020). À noter que les organismes concernés présentent souvent une faible capacité de dispersion et des patchs d'habitat limités.

> Dans ce contexte, un arbre isolé peut aussi bien représenter une zone d'habitat comme un élément contribuant à la connexion fonctionnelle d'habitats (App et al., 2022; Barr et al., 2021; Tiang et al., 2021).

Compte tenu des résultats du chapitre 3, le scénario de coût utilisé dans la modélisation des réseaux écologiques (cf. Chapitre 2 et Morin et al., (2020)) n'était peut-être pas le plus pertinent en contexte urbain. En effet, les valeurs de coût (de 1 à 10,000) se rapprochent du scénario aux valeurs de résistance exponentielle (Fig. 68). En rapportant la valeur extrême de 10,000 à 100, ce scénario (alors borné de 1 à 100) prendrait des valeurs de 1, 1.1, 2, 11, 100 pour l'habitat, les surfaces favorables, les surfaces neutres, les surfaces défavorables et les barrières écologiques respectivement (Fig. 68). En effet, ce ne sont pas les valeurs en elles-mêmes qui sont importantes dans la construction des cartes de résistance mais plutôt les écarts entre chaque catégorie qui vont influencer les résultats. Dans un contexte urbain, il aurait peut-être été préférable d'utiliser des valeurs de résistance logarithmiques (ou linéaires) puisque ce milieu représente une matrice globalement défavorable et contraignant fortement les chemins de dispersion. C'est d'ailleurs pour cette raison que les chemins de moindre coût sont appropriés en ville puisque la plupart des espèces urbaines utilisent préférentiellement les éléments favorables pour disperser dans un tel contexte (App et al., 2022; Balbi et al., 2019, 2021; Mimet et al., 2020).

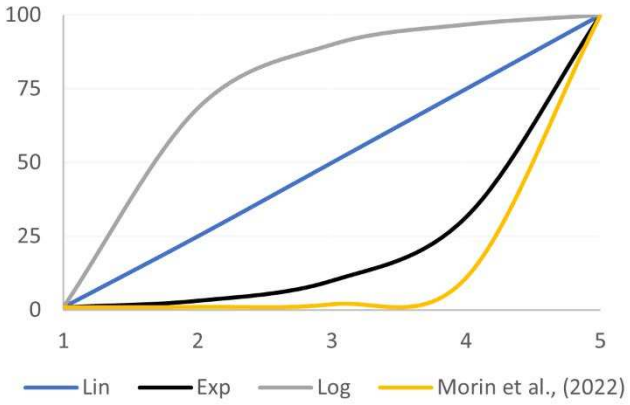


Figure 68 : Comparaison des valeurs de résistance utilisées dans l'article Morin et al., (2020) par rapport aux trois scénarios testés dans le chapitre 3.

Il est important de noter que nos modélisations se sont focalisées (uniquement) sur la trame forestière. À l'image de nos résultats, la qualité des cartographies devrait également influencer les modélisations des réseaux écologiques d'autres trames (e.g., milieux ouverts) et de l'estimation des flux biologiques. En effet, dans l'étude de Balbi et al. (2021), la haute précision de la cartographie a conduit à des modélisations de réseaux écologiques capables de prédire aussi bien les couloirs de dispersion des organismes forestiers (i.e., oiseaux) que celle des organismes de milieux ouverts (i.e., papillons de nuit). Derrière toutes ces trames, un nouvel enjeu apparait, celui de concilier les continuités écologiques parfois antagonistes entre elles (Sahraoui et al., 2017).

Alors que notre approche est basée sur la théorie des graphes, la théorie des circuits, quant à elle, semble plus proche de la réalité. En effet, cette théorie est capable de prendre en compte l'ensemble des corridors potentiellement fonctionnels et donc mieux correspondre à la réalité. (McRae, 2006; McRae et al., 2008). Cependant, alors qu'une telle approche est pertinente dans un paysage bien connecté proposant plusieurs corridors possibles, la théorie des graphes, quant à elle, propose seulement un corridor unique et semble mieux adapté lorsque la perméabilité du paysage est faible. La théorie des circuits pourrait venir compléter les modélisations réalisées à travers nos travaux. Si de nombreuses comparaisons ont été réalisées entre ces deux types de modélisations concernant la validation des mesures réelles de connectivité, leur utilisation conjointe représente une opportunité pour considérer les réseaux écologiques dans une approche plus large. Par ailleurs, alors que cette théorie des circuits semble plus adéquate en milieu rural où les chemins sont plus diffus, la théorie des graphes, proposant un seul chemin, semble plus appropriée en milieu urbain.

À noter toutefois que la théorie des graphes et notamment Foltête et al. (2012b) propose une généralisation / interpolation des métriques de connectivité permettant de s'affranchir, dans une certaine mesure, de ces chemins uniques.

5.2.2. Rôle de la télédétection dans les enjeux urbains

Comme évoqué en introduction, selon le dernier rapport des Nations Unies (ONU), la population mondiale atteindra 9,7 milliards d'habitants en 2050 (dont 68% dans les zones urbaines). On peut donc s'attendre à un développement et une augmentation significative de la surface des villes dont la gestion pourrait influencer l'avenir et le bien-être de l'humanité (Caprotti, 2018; Sun et al., 2020). Dans cette optique, les problématiques urbaines actuelles concernent principalement le logement. En effet, malgré l'objectif national Zéro Artificialisation Nette (ZAN) à l'horizon 2050, 20,000 à 30,000 hectares sont artificialisés chaque année d'après le ministère de la Transition écologique. Les enjeux sont particulièrement importants puisqu'il faudrait construire 150,000 logements par an d'ici 2050 selon le scénario 2 « Coopération territoriales » de l'Ademe et 450,000 logements neufs selon l'Union nationale des aménageurs (Unam). Les différents scénarios présentent toutefois l'objectif de limiter l'utilisation de surfaces agricoles et d'espaces naturels par le biais des rénovations et en limitant les habitations individuelles. Tout cela soulève donc des problématiques liées à la « Biodivercité » et à la perméabilité des surfaces urbaines aux déplacements des organismes. Si la densification des zones urbaines est aujourd'hui à l'ordre du jour, il sera nécessaire de prendre en compte les espaces verts et la Biodiversité pour le bien-être des citadin.e.s. Comme nous avons pu le constater dans les trois cartographies produites à THRS, la végétation urbaine n'est pas à négliger et peut jouer un rôle important dans les continuités écologiques. Comprendre comment cette végétation facilite le déplacement d'espèces représente alors un enjeu majeur en écologie urbaine (Johnson & Munshi-South, 2017; LaPoint et al., 2015). En effet, la végétation arborée a tendance à être plus présente en milieu urbain dans les zones résidentielles et certaines espèces semblent favorisées. Par ailleurs, la hauteur des infrastructures urbaines (e.g., bâti) devra être de plus en plus prise en compte dans un contexte de densification plutôt d'étalement urbain (Choi et al., 2021). **L'ensemble des éléments mis en avant dans les travaux de cette thèse, montrent ainsi l'utilité des approches de télédétection en milieu urbain pour concilier surfaces urbaines et Biodiversité. La complexité d'un tel milieu requiert, en effet, une connaissance très précise du territoire pour concevoir et prendre en compte les enjeux de « Biodivercité »**

et les concilier avec les enjeux socio-économiques et techniques de chaque territoire (Wellmann et al., 2020).

En paysage urbain, les espaces verts (les arbres en particulier) fournissent des services écosystémiques non négligeables aux citadin.e.s. Parmi ces services et dans un contexte de réchauffement global des températures et de périodes de canicules de plus en plus fréquentes, la végétation est souvent associée à un refroidissement local des températures grâce à l'évapotranspiration et la présence d'ombre (Zawadzka et al., 2021). Si le réchauffement global des températures semble inévitable, il convient de trouver des solutions d'aménagement local pour contrer les îlots de chaleur urbains (ICU). L'orientation des plans de replantation de végétation urbaine pourrait ainsi prévenir le réchauffement local de ces ICU. Ces éléments et la complexité de l'enjeu de densification des villes, rendent notre approche d'autant plus précieuse pour prévenir les ICU. En effet, la télédétection combinée, ou pas, à l'écologie du paysage permet de tester plusieurs scénarios d'aménagement du territoire. Ces scénarios pourraient ainsi anticiper le réchauffement des températures locales et leurs conséquences en termes de bien-être des populations animales et humaines.

Comme évoqué précédemment, la végétation urbaine représente un habitat favorable au transit ou à l'installation de la Biodiversité en ville. Ainsi, à titre d'exemple, les arbres représentent l'habitat de nombreux oiseaux chanteurs. Face à ces îlots de Biodiversité les humains bénéficient de services écosystémiques culturels (voire sanitaires au regard du bien-être). Certaines études ont, par exemple, montré une corrélation négative entre risque de dépression et présence de végétation ou d'oiseaux chanteurs proche de leur domicile (Cox et al., 2017; Luck et al., 2011). Ainsi, l'aménagement urbain a la tâche complexe d'articuler non seulement les enjeux écologiques sans pour autant laisser de côté les enjeux économiques et sociaux (Wellmann et al., 2020).

Notre méthodologie, permettant d'identifier précisément la distribution des différentes strates de la végétation urbaine, représente une contribution précieuse dans l'amélioration des connaissances du territoire capable d'orienter la gestion de la végétation urbaine. Cet outil d'aménagement du territoire permet donc de répondre aux nouveaux enjeux liés à la qualité du milieu de vie des populations humaines. Au-delà de détecter la végétation urbaine, notre approche et l'ensemble des données et outils utilisés permettront de considérer des informations complexes telles que le bâti (e.g., matériaux, formes) et les données thermiques satellitaires (e.g., Landsat) pour suivre, par exemple, l'évolution spatio-temporelle des ICU/IFU.

5.2.3. Des satellites aux microsatellites…

Dans un premier temps, la méthodologie, développée dans le cadre de cette thèse, fournit la possibilité de caractériser avec précision les paysages. Dans un deuxième temps, nous avons utilisé cette méthodologie pour caractériser notre zone d'étude et modéliser les réseaux écologiques pour la trame forestière. Cependant, ces modélisations n'ont pas été validées via des mesures de connectivité réelle. Il est important de souligner que la validation des flux biologiques modélisés ne peut vraisemblablement pas être réalisée par des données d'occurrence, ne reflétant pas les mouvements des individus. Cette validation doit passer par des mesures de connectivité réelle à savoir la télémétrie ou les flux de gènes (Zeller et al., 2018). À ce titre et pour aller plus loin dans notre étude, l'outil génétique (marqueurs moléculaires) pourrait offrir la possibilité d'estimer la distribution de la variabilité génétique et d'apprécier la différenciation génétique entre patchs d'habitat.

> Les marqueurs moléculaires microsatellites sont des séquences nucléotidiques répétées dans les génomes. Ces portions, non soumises à la sélection, caractérisent la signature génétique d'un individu. De cette manière, il est possible d'étudier la structuration génétique des individus/populations (i.e., diversité et différenciation génétique).

L'estimation des flux de gènes par ce biais permettrait de valider, ou non, les connexions fonctionnelles identifiées dans nos modélisations. Dans un premier temps, une telle approche permettrait potentiellement de tester la cohérence des réseaux écologiques modélisés à partir des trois cartographies (cf. chapitre 2) avec les flux de gènes. Ainsi, il serait question d'apprécier dans quelle mesure les modélisations, basées sur des cartographies à faibles résolutions, s'éloignent des flux biologiques réels. La distance génétique devrait être d'autant plus corrélée aux corridors (i.e., distance-coûts) à mesure que les résolutions cartographiques augmentent. C'est en particulier ce que propose l'approche d'isolement par la résistance (IBR) qui permettrait, en parallèle, de tester nos différents modèles de résistance (cf. chapitre 3) comme testés dans d'autres études de génétique du paysage (Balbi et al., 2018). Enfin, cette approche permettrait de confronter les prédictions obtenues grâce à notre approche statistique (cf. chapitre 3) quant à la validation de ces mêmes scénarios de valeur de résistance.

> Est-ce que ces données génétiques valideraient le même scénario que l'approche statistique ?

D'un autre côté, l'étude du fonctionnement en métapopulation serait approfondie grâce aux données génétiques. En effet, l'estimation de la quantité de la variabilité génétique permettrait non seulement d'évaluer la qualité des populations (état de consanguinité des populations) mais aussi d'estimer la mesure dans laquelle les patchs d'habitat urbains représentent des habitats « puits » au regard des habitats ruraux potentiellement « sources ». Ainsi, cette approche permettrait d'évaluer la structuration génétique des populations et d'estimer indirectement les échanges entre milieux urbain et rural pour comprendre le fonctionnement des métapopulations. En effet, la faible perméabilité du paysage urbain est connue pour isoler géographiquement les populations qui se retrouvent isolées. Dans ce contexte, on s'attend à observer une faible diversité génétique (e.g., effet fondateur, goulot d'étranglement) ainsi qu'une forte différenciation génétique entre populations (Johnson & Munshi-South, 2017). Au-delà de la divergence entre populations éloignées/isolées, les populations en milieu urbain présentent généralement des taux de mutations plus forts et des adaptations spécifiques à ce milieu (Johnson & Munshi-South, 2017). **Au regard des questions soulevées par la densification des villes mais également des nouveaux enjeux (e.g. ICU), l'outil génétique permettrait d'apprécier le potentiel adaptatif des populations animales face aux variations stochastiques et environnementales.**

De manière encore plus fonctionnelle, une autre proposition de validation pourrait combiner la diversité génétique et spécifique des populations. Si les données génétiques donnent des informations sur la structuration génétique des populations, il n'est pas impossible que les populations, elles-mêmes, aient subi des changements démographiques importants ne reflétant pas les flux de gènes directement. Les deux données sont parfois corrélées et ont fait l'objet du concept de Species-Genetic Diversity Correlation (Vellend, 2003; Vellend & Geber, 2005).

5.3. L'évolution spatio-temporelle des paysages comme variable explicative

Enfin dans le chapitre 3, l'augmentation de l'étalement urbain observé entre 1993 et 2017 concernait principalement des zones résidentielles avec une végétation arborée et herbacée non négligeable. Ainsi, ces zones résidentielles, perméables à la biodiversité, proposent des milieux semi-naturels qui jouent un rôle de transition entre milieu urbain et rural (Agrocampus Ouest et al., 2017). Ces milieux sont attendus pour accueillir une nouvelle

biodiversité urbano-tolérante en plus des espèces urbanophiles. À titre d'exemple, notre approche statistique montre que le Pipit des arbres (*Anthus trivialis*) serait plutôt urbanophobe alors que le Grimpereau des jardins (*Certhia brachydactyla*) serait urbano-tolérant. En effet, nos résultats montrent que le pipit des arbres est peu présent en ville et se cantonne aux milieux plutôt bocagers ou semi-ouverts. Le Grimpereau des jardins est aussi bien retrouvé en milieu urbain qu'en espace rural mais il reste spécialiste des formations arborées. Notre approche est très similaire à celle de Sahraoui et al. (2017) à la différence qu'elle est espèce-centrée et que nous avons testé 3 scénarios de valeurs de résistance que nous avons validés par des occurrences d'espèces sur la zone d'étude. Cette approche permet d'affiner les connaissances de l'écologie des espèces quand les exigences écologiques sont peu connues. Plus précisément, l'utilisation de la relation allométrique permet d'estimer la distance de dispersion lorsqu'elle est inconnue. En parallèle, notre approche offre la possibilité de tester plusieurs scénarios (i.e., trois dans le cadre de cette thèse) simultanément afin de s'approcher au maximum de l'écologie des populations étudiées.

L'approche de résistance du paysage implique de prendre en compte tous les éléments capables d'influencer les continuités écologiques. Dans ce contexte, l'occupation du sol ne suffit généralement pas à résumer la complexité des écosystèmes. À titre d'exemple, l'histoire et l'usage des sols sont difficilement caractérisables mais constituent une information capitale pour identifier la qualité des habitats et de la matrice paysagère notamment dans un contexte rural (Sahraoui, 2016). Certaines cartes de résistance prennent par exemple en compte différents facteurs et niveaux de pressions anthropiques tels que la densité de population, les routes et l'occupation des sols (Dutta et al., 2016). Cependant, dans le cadre des travaux menés ici, l'identification des cultures annuelles via l'utilisation d'images satellites (Landsat ou indirectement par les cartes OSO) permettent de considérer l'usage des sols en partant du principe que les grandes cultures utilisent des intrants. À noter toutefois que les intrants ne constituent pas une barrière aux déplacements d'individus mais leur impact est plutôt observé à long terme sur la démographie des populations (Fontaine et al., 2020). Par ailleurs, il est difficile, sinon impossible, d'obtenir des informations a posteriori sur l'utilisation d'intrants en 1993. Alors que l'usage des sols actuel ou récent peut être obtenu, celui des paysages passés représente une inconnue. De plus, si le paysage de 1993 présentait des pratiques similaires au paysage actuel (e.g., agriculture), celui de 1950 était complètement différent. À cette époque, l'impact des routes sur la Biodiversité était probablement très faible avec peu de véhicules motorisés et un machinisme agricole peu développé. De la même manière, on peut imaginer que la mosaïque des cultures, y compris annuelles, représentaient un habitat très favorable

aux espèces des milieux ouverts montrant une forte diversité de cultures (i.e., composition du paysage) et de nombreuses parcelles agricoles (i.e., configuration du paysage élevée). Cette diversité des paysages et des pratiques agricoles, plus douces, permettait vraisemblablement d'abriter une très forte biodiversité, dont les plus ancien.ne.s se souviennent et qui n'est plus comparable à celle d'aujourd'hui (voire l'extinction d'expérience et le shifting baseline syndrome (Soga & Gaston, 2016, 2018). Ainsi, pour construire une carte de résistance d'un paysage de 1950, il ne serait pas forcément pertinent d'utiliser les mêmes coûts écologiques (du paysage actuel) pour les mêmes catégories. Dans ce contexte, il serait impossible d'estimer, a posteriori, la résistance de chaque occupation des sols pour un paysage de 1950 et l'utilisation d'une cartographie non discrète (i.e., continue, Fig. 6 page 11) des habitats serait plus pertinente (Uroy et al., 2019). Aujourd'hui les espaces favorables aux espèces des milieux ouverts et semi-naturels sont très souvent morcelés à travers les paysages agricoles et urbains. Ceci induit une légitimité dans l'utilisation de catégories d'OCS discrète en identifiant des patchs d'habitat plutôt que des surfaces favorables continues. En revanche, cette approche peut avoir des limites pour certains organismes aux habitats complexes. À titre d'exemple, les tritons peuvent utiliser des habitats temporaires cryptiques (e.g., fossés humides) et difficilement identifiables par photo-interprétation. Ainsi l'approche « opérationnelle », qui consiste à délimiter les patchs d'habitat via les SDMs (Foltête et al., 2020), peut avoir plus de sens et fournir des réseaux écologiques plus cohérents à la réalité du terrain.

5.3.1. L'impact spatio-temporel des changements paysagers

L'enjeu écologique qui se pose réside dans l'adéquation de l'écosystème urbain avec la biodiversité locale puisque ce nouveau milieu, et notamment les zones résidentielles, remplace petit à petit des surfaces agricoles ou des espaces semi-naturels (ONB, 2020). En effet, cette augmentation des zones urbaines profite à certaines espèces spécialistes des milieux forestiers et, en même temps, urbano-tolérantes comme le Grimpereau des jardins *Certhia brachydactyla*, la Mésange bleue *Cyanistes caeruleus* ou charbonnière *Parus major*. D'un autre côté, les espèces spécialistes et urbanophobes ne profitent pas de l'extension des villes comme le Grimpereau des bois *Certhia familiaris*, le Pipit farlouse *Anthus pratensis* ou des arbres *Anthus trivialis* ou encore le Tarier pâtre *Saxicola rubicola* ou des prés *Saxicola rubetra*. De manière intéressante, selon le suivi des oiseaux communs (STOC) sur la période de 2001 à 2019, les espèces urbanophiles ou urbano-tolérantes montrent des populations qui tendent plutôt à augmenter alors que les populations d'espèces urbanophobes (ou plutôt spécialistes de milieux agricoles) tendent plutôt à diminuer (Fontaine et al., 2020). Même si ce constat n'est pas vrai pour toutes

les espèces, il semble impératif de considérer les espèces capables de s'acclimater au milieu urbain mais surtout celles qui ne le peuvent pas et qui représentent des enjeux plus forts dans l'aménagement du territoire.

Si les oiseaux peuvent être de bons indicateurs de certaines continuités écologiques, leur mode de déplacement leur permet aussi de s'affranchir de certains éléments qui fragmentent le paysage (e.g., routes) et potentiellement moins sensibles aux corridors.

Au regard des changements de connectivité spatio-temporelle présentés dans nos travaux, nos modélisations focalisées sur le Grimpereau des jardins *Certhia brachydactyla* montrent une augmentation de la disponibilité de l'habitat (induit par des zones arborées plus nombreuses) et parallèlement les indicateurs du STOC montrent une augmentation globale de ses populations. L'ensemble de ces résultats semble suggérer une interaction positive entre l'augmentation de l'habitat et l'augmentation de ses populations (+12.6% entre 2001 et 2019) pour cet oiseau urbano-tolérant (Fontaine et al., 2020). D'un autre côté, nos analyses montrent également une augmentation de la disponibilité de l'habitat pour le Pipit des arbres *Anthus trivialis,* pourtant ses populations sont en baisse (-19.3% entre 2001 et 2019). Ce résultat laisse suggérer (pour des espèces des milieux semi-ouverts voire ouverts et qui, potentiellement, sont des plus grands disperseurs) qu'il serait plus pertinent de prendre en compte la qualité des habitats dans les modèles en intégrant, par exemple, les pratiques agricoles (e.g., Indice de Fréquence de Traitement – IFT). Comme souligné par Fontaine et al. (2020), la chute des espèces spécialistes des milieux ouverts / agricoles concorde avec les pratiques agricoles récentes impliquant l'utilisation de néonicotinoïdes ou la fin d'Infrastructures Agroécologiques – IAE – (e.g., jachères imposées). Si les effets directs des pesticides ne sont pas toujours visibles chez les arthropodes (Tosi et al., 2022), les chutes des populations d'oiseaux (i.e., position trophique élevée) observées à moyen terme pourraient s'expliquer par l'utilisation intensive de ces intrants (Fry, 1995).

Par ailleurs, le contexte économique actuel risque d'abaisser le nombre d'éleveurs (e.g., éleveurs de vaches laitières) transformant ainsi les prairies en cultures annuelles soumises potentiellement à l'utilisation d'intrants.

5.3.2. Étudier le passé pour mieux comprendre le présent et construire l'avenir

Malgré une chute générale des populations à l'échelle internationale (tous taxons confondus) (Almond et al., 2020; Hallmann et al., 2017; Inger et al., 2014; UICN, 2022), le suivi du STOC met en évidence, en France, l'impact positif des zones protégées. En effet, les résultats montrent une augmentation globale des populations à l'intérieur des réserves naturelles (+12.6%) alors qu'elles sont en déclin en dehors de ces réserves naturelles (-6.6%). De plus, un effet tampon positif serait exercé sur les populations présentes à proximité des zones protégées (Fontaine et al., 2020). Ces résultats montrent l'efficacité des mesures de conservation et l'importance que ces zones et leurs périphéries peuvent jouer en tant que zones sources. De ce fait, il est d'autant plus important d'intégrer ces zones au sein de réseaux écologiques fonctionnels et résilients. Ainsi, notre approche suggère qu'au même titre que les suivis de populations à long terme, il est nécessaire d'intégrer la dynamique temporelle des paysages. En effet, la compréhension de la Biodiversité et des paysages actuels passe par la reconstitution de leur histoire. **Retracer la succession des paysages passés jusqu'à aujourd'hui permet de mieux comprendre non seulement l'évolution de la Biodiversité actuelle mais aussi l'histoire de nos sociétés. Notre approche semble alors appropriée pour orienter les aménagements du territoire en faveur de la Biodiversité aussi bien dans les milieux urbains et ruraux qu'à leur interface. Si les efforts de conservation sont nécessaires, il faudra également modifier nos systèmes de production et de consommation des ressources dans les différents milieux urbains comme ruraux (Leclère et al., 2020).**

Conclusion

Dans le cadre de cette thèse, nous avons montré que l'utilisation de cartes d'occupation des sols à THRS, issues des méthodes de télédétection, peut aider à mieux comprendre la dynamique des paysages et la Biodiversité actuelle à travers le prisme du temps. En effet, nos résultats montrent qu'une telle résolution est d'autant plus utile pour l'étude des paysages complexes (e.g., milieux urbains) intégrant des organismes ayant de faibles et moyennes capacités de dispersion et pouvant occuper des habitats de faibles surfaces. Même si certains éléments du paysage restent difficiles à caractériser par télédétection en raison de leur taille (e.g., mares), l'utilisation de cartes fiables à une fine échelle est cruciale pour modéliser les réseaux écologiques et estimer les connexions effectives avant d'entreprendre des aménagements du paysage. Ainsi, notre méthodologie, permettant d'identifier précisément la distribution des différentes strates de la végétation urbaine, représente une contribution précieuse dans l'amélioration des connaissances du territoire capable, par conséquent, d'orienter la gestion de la végétation urbaine. Cet outil d'aménagement permet donc de répondre aux nouveaux enjeux liés à la qualité du milieu de vie des populations humaines et de la Biodiversité.

Une meilleure résolution spatiale pour de meilleures résolutions écologiques.

Références

Abbas, S., Peng, Q., Wong, M. S., Li, Z., Wang, J., Ng, K. T. K., Kwok, C. Y. T., & Hui, K. K. W. (2021). Characterizing and classifying urban tree species using bi-monthly terrestrial hyperspectral images in Hong Kong. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, *177*, 204-216. https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2021.05.003

Abrahms, B., Sawyer, S. C., Jordan, N. R., McNutt, J. W., Wilson, A. M., & Brashares, J. S. (2017). Does wildlife resource selection accurately inform corridor conservation? *Journal of Applied Ecology*, *54*(2), 412-422. https://doi.org/10.1111/1365-2664.12714

Adeline, K. R. M., Chen, M., Briottet, X., Pang, S. K., & Paparoditis, N. (2013). Shadow detection in very high spatial resolution aerial images : A comparative study. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, *80*, 21-38. https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2013.02.003

Adriaensen, F., Chardon, J. P., De Blust, G., Swinnen, E., Villalba, S., Gulinck, H., & Matthysen, E. (2003). The application of 'least-cost' modelling as a functional landscape model. *Landscape and Urban Planning*, *64*(4), 233-247. https://doi.org/10.1016/S0169-2046(02)00242-6

Agrocampus Ouest, ESA, IRSTV, CVFSE/Oniris, & Plante & Cité. (2017). *URBIO Biodiversité des aires urbaines. Synthèse des travaux de recherche. Plante & Cité.* (p. 36).

Allen, T. F., & Starr, T. B. (1982). Hierarchy. In *Hierarchy*. University of Chicago Press.

Almond, R. E., Grooten, M., & Peterson, T. (2020). *Living Planet Report 2020-Bending the curve of biodiversity loss*. World Wildlife Fund.

App, M., Strohbach, M. W., Schneider, A.-K., & Schröder, B. (2022). Making the case for gardens : Estimating the contribution of urban gardens to habitat provision and connectivity based on hedgehogs (Erinaceus europaeus). *Landscape and Urban Planning*, *220*, 104347. https://doi.org/10.1016/j.landurbplan.2021.104347

Arévalo, V., González, J., & Ambrosio, G. (2008). Shadow detection in colour high-resolution satellite images. *International Journal of Remote Sensing*, *29*(7), 1945-1963. https://doi.org/10.1080/01431160701395302

Baddeley et al. (2015). *Spatial Point Patterns : Methodology and Applications with R*. (Chapman and Hall/CRC).

Baguette, M., Blanchet, S., Legrand, D., Stevens, V. M., & Turlure, C. (2013a). Individual dispersal, landscape connectivity and ecological networks. *Biological Reviews*, 17.

Baguette, M., & Van Dyck, H. (2007). Landscape connectivity and animal behavior : Functional grain as a key determinant for dispersal. *Landscape Ecology*, *22*(8), 1117-1129. https://doi.org/10.1007/s10980-007-9108-4

Baker, F., Smith, C., & Cavan, G. (2018). A Combined Approach to Classifying Land Surface Cover of Urban Domestic Gardens Using Citizen Science Data and High Resolution Image Analysis. *Remote Sensing*, *10*(4), 537. https://doi.org/10.3390/rs10040537

Balbi, M. (2017). *Validation de la fonctionnalité des continuités écologiques en milieu urbain : Approches plurispécifiques et multi-sites* [PhD Thesis]. Université Rennes 1.

Balbi, M., Croci, S., Petit, E. J., Butet, A., Georges, R., Madec, L., Caudal, J., & Ernoult, A. (2021). Least-cost path analysis for urban greenways planning : A test with moths and birds across two habitats and two cities. *Journal of Applied Ecology*, *58*(3), 632-643. https://doi.org/10.1111/1365-2664.13800

Balbi, M., Ernoult, A., Poli, P., Madec, L., Guiller, A., Martin, M.-C., Nabucet, J., Beaujouan, V., & Petit, E. J. (2018). Functional connectivity in replicated urban landscapes in the land snail (*Cornu aspersum*). *Molecular Ecology*, *27*(6), 1357-1370. https://doi.org/10.1111/mec.14521

Balbi, M., Petit, E. J., Croci, S., Nabucet, J., Georges, R., Madec, L., & Ernoult, A. (2019). Title : Ecological relevance of least cost path analysis: An easy implementation method for landscape urban planning. *Journal of Environmental Management*, *244*, 61-68. https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2019.04.124

Balkenhol, N., Cushman, S., Storfer, A., & Waits, L. (2015). *Landscape genetics : Concepts, methods, applications*. John Wiley & Sons.

Banaszak-Cibicka, W., Ratyńska, H., & Dylewski, Ł. (2016). Features of urban green space favourable for large and diverse bee populations (Hymenoptera : Apoidea: Apiformes). *Urban Forestry & Urban Greening*, *20*, 448-452. https://doi.org/10.1016/j.ufug.2016.10.015

Barnosky, A. D., Matzke, N., Tomiya, S., Wogan, G. O. U., Swartz, B., Quental, T. B., Marshall, C., McGuire, J. L., Lindsey, E. L., Maguire, K. C., Mersey, B., & Ferrer, E. A. (2011). Has the Earth's sixth mass extinction already arrived? *Nature*, *471*(7336), 51-57. https://doi.org/10.1038/nature09678

Barr, A. E., van Dijk, L. J. A., Hylander, K., & Tack, A. J. M. (2021). Local habitat factors and spatial connectivity jointly shape an urban insect community. *Landscape and Urban Planning*, *214*, 104177. https://doi.org/10.1016/j.landurbplan.2021.104177

Beaugeard, E., Brischoux, F., & Angelier, F. (2021). Green infrastructures and ecological corridors shape avian biodiversity in a small French city. *Urban Ecosystems*, *24*(3), 549-560. https://doi.org/10.1007/s11252-020-01062-7

Bebber, D. P., Hynes, J., Darrah, P. R., Boddy, L., & Fricker, M. D. (2007). Biological solutions to transport network design. *Proceedings of the Royal Society B: Biological Sciences*, *274*(1623), 2307–2315.

Bélisle, M. (2005). Measuring landscape connectivity : the challenge of behavioral landscape ecology. *Ecology*, *86*(8), 1988-1995. https://doi.org/10.1890/04-0923

Blaschke, T. (2010). Object based image analysis for remote sensing. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, *65*(1), 2-16. https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2009.06.004

Blaschke, T., Hay, G. J., Kelly, M., Lang, S., Hofmann, P., Addink, E., Queiroz Feitosa, R., van der Meer, F., van der Werff, H., van Coillie, F., & Tiede, D. (2014). Geographic Object-Based Image Analysis – Towards a new paradigm. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, *87*, 180-191. https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2013.09.014

Bode, M., Burrage, K., & Possingham, H. P. (2008). Using complex network metrics to predict the persistence of metapopulations with asymmetric connectivity patterns. *ecological modelling*, *214*(2-4), 201–209.

Bonte, D., Borre, J. V., Lens, L., & Jean-Pierre Maelfait. (2006). Geographical variation in wolf spider dispersal behaviour is related to landscape structure. *Animal Behaviour*, *72*(3), 655-662. https://doi.org/10.1016/j.anbehav.2005.11.026

Boorman, S. A., & Levitt, P. R. (1973). Group selection on the boundary of a stable population. *Theoretical Population Biology*, *4*(1), 85–128.

Boussard, H., & Baudry, J. (2014). Chloe2012 : A software for landscape pattern analysis. *Computer software program produced by the authors at the BAGAP unit, Rennes, France. Available at the following web site: https://www6. rennes. inrae. fr/bagap/productions/Logiciels*.

Brandt, M., Tucker, C. J., Kariryaa, A., Rasmussen, K., Abel, C., Small, J., Chave, J., Rasmussen, L. V., Hiernaux, P., Diouf, A. A., Kergoat, L., Mertz, O., Igel, C., Gieseke, F., Schöning, J., Li, S., Melocik, K., Meyer, J., Sinno, S., … Fensholt, R. (2020). An unexpectedly large count of trees in the West African Sahara and Sahel. *Nature*, *587*(7832), 78-82. https://doi.org/10.1038/s41586-020-2824-5

Breiman, L. (2001). Random forests. *Machine learning*, *45*(1), 5–32.

Breiman, L., Friedman, J. H., Olshen, R. A., & Stone, C. J. (1984). *Classification and regression trees*. Routledge.

Brudvig, L. A., Leroux, S. J., Albert, C. H., Bruna, E. M., Davies, K. F., Ewers, R. M., Levey, D. J., Pardini, R., & Resasco, J. (2017). Evaluating conceptual models of landscape change. *Ecography*, *40*(1), 74-84. https://doi.org/10.1111/ecog.02543

Bunn, A. G., Urban, D. L., & Keitt, T. H. (2000). Landscape connectivity : A conservation application of graph theory. *Journal of Environmental Management*, *59*(4), 265-278. https://doi.org/10.1006/jema.2000.0373

Burel, F., & Baudry, J. (1999). Écologie du paysage. *Concepts, méthodes et applications*, *359*.

Calabrese, J. M., & Fagan, W. F. (2004). A comparison-shopper's guide to connectivity metrics. *Frontiers in Ecology and the Environment*, *2*(10), 529–536.

Callaghan, C. T., Major, R. E., Wilshire, J. H., Martin, J. M., Kingsford, R. T., & Cornwell, W. K. (2019). Generalists are the most urban-tolerant of birds : A phylogenetically controlled analysis of ecological and life history traits using a novel continuous measure of bird responses to urbanization. *Oikos*, *128*(6), 845-858. https://doi.org/10.1111/oik.06158

Caprotti, F. (2018). Future cities : Moving from technical to human needs. *Palgrave Communications*, *4*(1), 1–4.

Carlson, T. N., & Ripley, D. A. (1997). On the relation between NDVI, fractional vegetation cover, and leaf area index. *Remote sensing of Environment*, *62*(3), 241–252.

Casalegno, S., Anderson, K., Cox, D. T. C., Hancock, S., & Gaston, K. J. (2017). Ecological connectivity in the three-dimensional urban green volume using waveform airborne lidar. *Scientific Reports*, *7*(1), 45571. https://doi.org/10.1038/srep45571

Ceballos, G., Ehrlich, P. R., Barnosky, A. D., García, A., Pringle, R. M., & Palmer, T. M. (2015). Accelerated modern human–induced species losses : Entering the sixth mass extinction. *Science Advances*, *1*(5), e1400253. https://doi.org/10.1126/sciadv.1400253

Chandelier, L., & Martinoty, G. (2009). A Radiometric Aerial Triangulation for the Equalization of Digital Aerial Images and Orthoimages. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, *75*(2), 193-200. https://doi.org/10.14358/PERS.75.2.193

Chen, G., Weng, Q., Hay, G. J., & He, Y. (2018). Geographic object-based image analysis (GEOBIA) : Emerging trends and future opportunities. *GIScience & Remote Sensing*, *55*(2), 159-182. https://doi.org/10.1080/15481603.2018.1426092

Chen, Y., Wen, D., Jing, L., & Shi, P. (2007). Shadow information recovery in urban areas from very high resolution satellite imagery. *International Journal of Remote Sensing*, *28*(15), 3249-3254. https://doi.org/10.1080/01431160600954621

Cheptou, P.-O., Carrue, O., Rouifed, S., & Cantarel, A. (2008). Rapid evolution of seed dispersal in an urban environment in the weed *Crepis sancta*. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, *105*(10), 3796-3799. https://doi.org/10.1073/pnas.0708446105

Choi, H., Song, Y., Kang, W., Thorne, J. H., Song, W., & Lee, D. K. (2021). LiDAR-derived three-dimensional ecological connectivity mapping for urban bird species. *Landscape Ecology*, *36*(2), 581-599. https://doi.org/10.1007/s10980-020-01165-8

Clinton, N., Holt, A., Scarborough, J., Yan, L., & Gong, P. (2010). Accuracy Assessment Measures for Object-based Image Segmentation Goodness. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, *76*(3), 289-299. https://doi.org/10.14358/PERS.76.3.289

Combs, M., Byers, K. A., Ghersi, B. M., Blum, M. J., Caccone, A., Costa, F., Himsworth, C. G., Richardson, J. L., & Munshi-South, J. (2018). Urban rat races : Spatial population genomics of brown rats (*Rattus norvegicus*) compared across multiple cities. *Proceedings of the Royal Society B: Biological Sciences*, *285*(1880), 20180245. https://doi.org/10.1098/rspb.2018.0245

Congalton, R. G. (1991). A review of assessing the accuracy of classifications of remotely sensed data. *Remote Sensing of Environment*, *37*(1), 35-46. https://doi.org/10.1016/0034-4257(91)90048-B

Congedo, L. (2021). Semi-Automatic Classification Plugin : A Python tool for the download and processing of remote sensing images in QGIS. *Journal of Open Source Software*, *6*(64), 3172. https://doi.org/10.21105/joss.03172

Coron, C., Calenge, C., Giraud, C., & Julliard, R. (2018). Bayesian estimation of species relative abundances and habitat preferences using opportunistic data. *Environmental and Ecological Statistics*, *25*(1), 71-93. https://doi.org/10.1007/s10651-018-0398-2

Cote, J., Bestion, E., Jacob, S., Travis, J., Legrand, D., & Baguette, M. (2017). Evolution of dispersal strategies and dispersal syndromes in fragmented landscapes. *Ecography*, *40*(1), 56-73. https://doi.org/10.1111/ecog.02538

Cox, D., Shanahan, D., Hudson, H., Fuller, R., Anderson, K., Hancock, S., & Gaston, K. (2017). Doses of Nearby Nature Simultaneously Associated with Multiple Health Benefits. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, *14*(2), 172. https://doi.org/10.3390/ijerph14020172

Cressie, N. (1993). *Statistics for spatial data New York*. Wiley-Interscience.

Crombette, P. (2016). *Contribution des technologies satellitaires Pléiades à l'étude des trames vertes urbaines : Entre maintien des connectivités écologiques potentielles et densification des espaces urbains* [PhD Thesis]. Université Toulouse le Mirail-Toulouse II.

Dainese, M., Martin, E. A., Aizen, M. A., Albrecht, M., Bartomeus, I., Bommarco, R., Carvalheiro, L. G., Chaplin-Kramer, R., Gagic, V., Garibaldi, L. A., Ghazoul, J., Grab, H., Jonsson, M., Karp, D. S., Kennedy, C. M., Kleijn, D., Kremen, C., Landis, D. A., Letourneau, D. K., … Steffan-Dewenter, I. (2019). A global synthesis reveals biodiversity-mediated benefits for crop production. *Science advances*, 14.

Dale, M. R. T., & Fortin, M.-J. (2010). From Graphs to Spatial Graphs. *Annual Review of Ecology, Evolution, and Systematics*, *41*(1), 21-38. https://doi.org/10.1146/annurev-ecolsys-102209-144718

De Luca, G., N. Silva, J. M., Cerasoli, S., Araújo, J., Campos, J., Di Fazio, S., & Modica, G. (2019). Object-Based Land Cover Classification of Cork Oak Woodlands using UAV Imagery and Orfeo ToolBox. *Remote Sensing*, *11*(10), 1238. https://doi.org/10.3390/rs11101238

De Solan, T., Renner, I., Cheylan, M., Geniez, P., & Barnagaud, J.-Y. (2019). Opportunistic records reveal Mediterranean reptiles' scale-dependent responses to anthropogenic land use. *Ecography*, *42*(3), 608-620. https://doi.org/10.1111/ecog.04122

Degerickx, J., Hermy, M., & Somers, B. (2020). Mapping Functional Urban Green Types Using High Resolution Remote Sensing Data. *Sustainability*, *12*(5), 2144. https://doi.org/10.3390/su12052144

Derksen, D., Inglada, J., & Michel, J. (2020). Geometry Aware Evaluation of Handcrafted Superpixel-Based Features and Convolutional Neural Networks for Land Cover Mapping Using Satellite Imagery. *Remote Sensing*, *12*(3), 513. https://doi.org/10.3390/rs12030513

Di Pietro, S., Mantoni, C., & Fattorini, S. (2021). Influence of urbanization on the avian species-area relationship : Insights from the breeding birds of Rome. *Urban Ecosystems*, *24*(4), 779-788. https://doi.org/10.1007/s11252-020-01081-4

Đidelija, M., Kulo, N., Mulahusić, A., Tuno, N., & Topoljak, J. (2022). Segmentation scale parameter influence on the accuracy of detecting illegal landfills on satellite imagery. A case study for Novo Sarajevo. *Ecological Informatics*, *70*, 101755. https://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2022.101755

Dijkstra, E. W. (1959). A note on two problems in connexion with graphs. *Numerische mathematik*, *1*(1), 269–271.

DiLeo, M. F., & Wagner, H. H. (2016). A Landscape Ecologist's Agenda for Landscape Genetics. *Current Landscape Ecology Reports*, *1*(3), 115-126. https://doi.org/10.1007/s40823-016-0013-x

Dorigo, W., Lucieer, A., Podobnikar, T., & Čarni, A. (2012). Mapping invasive Fallopia japonica by combined spectral, spatial, and temporal analysis of digital orthophotos. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, *19*, 185-195. https://doi.org/10.1016/j.jag.2012.05.004

Drăguț, L., Csillik, O., Eisank, C., & Tiede, D. (2014). Automated parameterisation for multi-scale image segmentation on multiple layers. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, *88*, 119-127. https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2013.11.018

Drielsma, M. J., Love, J., Taylor, S., Thapa, R., & Williams, K. J. (2022). General Landscape Connectivity Model (GLCM) : A new way to map whole of landscape biodiversity functional connectivity for

operational planning and reporting. *Ecological Modelling*, *465*, 109858. https://doi.org/10.1016/j.ecolmodel.2021.109858

Duflot, R., Avon, C., Roche, P., & Bergès, L. (2018). Combining habitat suitability models and spatial graphs for more effective landscape conservation planning : An applied methodological framework and a species case study. *Journal for Nature Conservation*, *46*, 38-47. https://doi.org/10.1016/j.jnc.2018.08.005

Dupuy, S., Gaetano, R., & Le Mézo, L. (2020). Mapping land cover on Reunion Island in 2017 using satellite imagery and geospatial ground data. *Data in Brief*, *28*, 104934. https://doi.org/10.1016/j.dib.2019.104934

Durand, S., Grandjean, F., Giraud, I., Cordaux, R., Beltran-Bech, S., & Bech, N. (2019). Fine-scale population structure analysis in Armadillidium vulgare (Isopoda : Oniscidea) reveals strong female philopatry. *Acta Oecologica*, *101*, 103478.

Dutta, T., Sharma, S., McRae, B. H., Roy, P. S., & DeFries, R. (2016). Connecting the dots : Mapping habitat connectivity for tigers in central India. *Regional Environmental Change*, *16*(S1), 53-67. https://doi.org/10.1007/s10113-015-0877-z

Dyer, R. J., & Nason, J. D. (2004). Population Graphs : The graph theoretic shape of genetic structure. *Molecular Ecology*, *13*(7), 1713-1727. https://doi.org/10.1111/j.1365-294X.2004.02177.x

Economo, E. P., & Keitt, T. H. (2008). Species diversity in neutral metacommunities : A network approach. *Ecology letters*, *11*(1), 52–62.

Epps, C. W., & Keyghobadi, N. (2015). Landscape genetics in a changing world : Disentangling historical and contemporary influences and inferring change. *Molecular Ecology*, *24*(24), 6021-6040. https://doi.org/10.1111/mec.13454

Estrada-Carmona, N., Sánchez, A. C., Remans, R., & Jones, S. K. (2022). Complex agricultural landscapes host more biodiversity than simple ones : A global meta-analysis. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, *119*(38), e2203385119. https://doi.org/10.1073/pnas.2203385119

Etherington, T. R. (2016). Least-Cost Modelling and Landscape Ecology : Concepts, Applications, and Opportunities. *Current Landscape Ecology Reports*, *1*(1), 40-53. https://doi.org/10.1007/s40823-016-0006-9

F. Dormann, C., M. McPherson, J., B. Araújo, M., Bivand, R., Bolliger, J., Carl, G., G. Davies, R., Hirzel, A., Jetz, W., Daniel Kissling, W., Kühn, I., Ohlemüller, R., R. Peres-Neto, P., Reineking, B., Schröder, B., M. Schurr, F., & Wilson, R. (2007). Methods to account for spatial autocorrelation in the analysis of species distributional data : A review. *Ecography*, *30*(5), 609-628. https://doi.org/10.1111/j.2007.0906-7590.05171.x

Fahrig, L. (2003). Effects of Habitat Fragmentation on Biodiversity. *Annual Review of Ecology, Evolution, and Systematics*, *34*(1), 487-515. https://doi.org/10.1146/annurev.ecolsys.34.011802.132419

Farwell, L. S., Gudex-Cross, D., Anise, I. E., Bosch, M. J., Olah, A. M., Radeloff, V. C., Razenkova, E., Rogova, N., Silveira, E. M. O., Smith, M. M., & Pidgeon, A. M. (2021). Satellite image texture captures vegetation heterogeneity and explains patterns of bird richness. *Remote Sensing of Environment*, *253*, 112175. https://doi.org/10.1016/j.rse.2020.112175

Feng, Q., Liu, J., & Gong, J. (2015). UAV Remote Sensing for Urban Vegetation Mapping Using Random Forest and Texture Analysis. *Remote Sensing*, *7*(1), 1074-1094. https://doi.org/10.3390/rs70101074

Fischer, J., & B. Lindenmayer, D. (2006). Beyond fragmentation : The continuum model for fauna research and conservation in human-modified landscapes. *Oikos*, *112*(2), 473-480. https://doi.org/10.1111/j.0030-1299.2006.14148.x

Fischer, J., & Lindenmayer, D. B. (2007). Landscape modification and habitat fragmentation : A synthesis. *Global Ecology and Biogeography*, *16*(3), 265-280. https://doi.org/10.1111/j.1466-8238.2007.00287.x

Foltête, J.-C., Clauzel, C., & Vuidel, G. (2012a). A software tool dedicated to the modelling of landscape networks. *Environmental Modelling & Software*, *38*, 316-327. https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2012.07.002

Foltête, J.-C., Clauzel, C., Vuidel, G., & Tournant, P. (2012b). Integrating graph-based connectivity metrics into species distribution models. *Landscape Ecology*, *27*(4), 557-569. https://doi.org/10.1007/s10980-012-9709-4

Foltête, J.-C., Girardet, X., & Clauzel, C. (2014). A methodological framework for the use of landscape graphs in land-use planning. *Landscape and Urban Planning*, *124*, 140-150. https://doi.org/10.1016/j.landurbplan.2013.12.012

Foltête, J.-C., Savary, P., Clauzel, C., Bourgeois, M., Girardet, X., Sahraoui, Y., Vuidel, G., & Garnier, S. (2020). Coupling landscape graph modeling and biological data : A review. *Landscape Ecology*, *35*(5), 1035-1052. https://doi.org/10.1007/s10980-020-00998-7

Foltête, J.-C., Vuidel, G., Savary, P., Clauzel, C., Sahraoui, Y., Girardet, X., & Bourgeois, M. (2021). Graphab : An application for modeling and managing ecological habitat networks. *Software Impacts*, *8*, 100065. https://doi.org/10.1016/j.simpa.2021.100065

Fontaine, B., Moussy, C., Chiffard Carricaburu, J., Dupuis, J., Corolleur, E., Schmaltz, L., Lorrillière, R., Loïs, G., & Gaudard, C. (2020). Suivi des oiseaux communs en France 1989-2019 : 30 ans de suivis participatifs. *MNHN- Centre d'Écologie et des Sciences de la Conservation, LPO BirdLife France - Service Connaissance, Ministère de la Transition écologique et solidaire.*, 46.

Frankham, R. (2015). Genetic rescue of small inbred populations : Meta-analysis reveals large and consistent benefits of gene flow. *Molecular Ecology*, *24*(11), 2610-2618. https://doi.org/10.1111/mec.13139

Frankham, R., Ballou, S. E. J. D., Briscoe, D. A., & Ballou, J. D. (2002). *Introduction to conservation genetics*. Cambridge university press.

Fry, D. M. (1995). Reproductive effects in birds exposed to pesticides and industrial chemicals. *Environmental Health Perspectives*, *103*, 7.

Gao, Y., Mas, J. F., Kerle, N., & Navarrete Pacheco, J. A. (2011). Optimal region growing segmentation and its effect on classification accuracy. *International Journal of Remote Sensing*, *32*(13), 3747-3763. https://doi.org/10.1080/01431161003777189

Geyer, C. J. (1999). Likelihood inference for spatial point processes : Likelihood and computation. – In : Kendall, W. et al. (Eds), Stochastic geometry likelihood and computation. *Chapman and Hall/CRC, pp. 141–172.*

Giraud, C., Calenge, C., Coron, C., & Julliard, R. (2016). Capitalizing on opportunistic data for monitoring relative abundances of species. *Biometrics*, *72*(2), 649-658. https://doi.org/10.1111/biom.12431

Gonzalez, R. C., & Woods, R. E. (2002). *Digital image processing* (2nd ed). Prentice Hall.

Grafius, D. R., Corstanje, R., Siriwardena, G. M., Plummer, K. E., & Harris, J. A. (2017). A bird's eye view : Using circuit theory to study urban landscape connectivity for birds. *Landscape Ecol*, *32*.

Grafius, D. R., Corstanje, R., Warren, P. H., Evans, K. L., Hancock, S., & Harris, J. A. (2016). The impact of land use/land cover scale on modelling urban ecosystem services. *Landscape Ecology*, *31*(7), 1509-1522. https://doi.org/10.1007/s10980-015-0337-7

Grizonnet, M., Michel, J., Poughon, V., Inglada, J., Savinaud, M., & Cresson, R. (2017). Orfeo ToolBox : Open source processing of remote sensing images. *Open Geospatial Data, Software and Standards*, *2*(1), 15. https://doi.org/10.1186/s40965-017-0031-6

Haddad, Nick. M. (2015). Habitat fragmentation and its lasting impact on Earth's ecosystems. *Science advances*.

Hall-Beyer, M. (2017). Practical guidelines for choosing GLCM textures to use in landscape classification tasks over a range of moderate spatial scales. *International Journal of Remote Sensing*, *38*(5), 1312-1338. https://doi.org/10.1080/01431161.2016.1278314

Hallmann, C. A., Sorg, M., Jongejans, E., Siepel, H., Hofland, N., Schwan, H., Stenmans, W., Müller, A., Sumser, H., Hörren, T., Goulson, D., & de Kroon, H. (2017). More than 75 percent decline over 27 years in total flying insect biomass in protected areas. *PLOS ONE*, *12*(10), e0185809. https://doi.org/10.1371/journal.pone.0185809

Halounova, L. (2004). The automatic classification of B&W aerial photos. *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, *34*.

Halounova, L. (2005). Automatic classification of B&W aerial orthophotos. *New strategies for European remote sensing*, 247–252.

Hanski, I. (1989). Metapopulation dynamics : Does it help to have more of the same? *Trends in Ecology & Evolution*, *4*(4), 113–114.

Hanski, I. (1991). Single-species metapopulation dynamics : Concepts, models and observations. *Biological journal of the Linnean Society*, *42*(1-2), 17–38.

Hanski, I. (1998). Metapopulation dynamics. *Nature*, *396*(6706), 41–49.

Hanski, I., & Gilpin, M. (1991). Metapopulation dynamics : Brief history and conceptual domain. *Biological journal of the Linnean Society*, *42*(1-2), 3–16.

Hanski, I., & Ovaskainen, O. (2000). The metapopulation capacity of a fragmented landscape. *Nature*, *404*(6779), 755-758. https://doi.org/10.1038/35008063

Haralick, R. M., Shanmugam, K., & Dinstein, I. H. (1973). Textural features for image classification. *IEEE Transactions on systems, man, and cybernetics*, *6*, 610–621.

Hay, G. J., & Castilla, G. (2008). Geographic Object-Based Image Analysis (GEOBIA) : A new name for a new discipline. In T. Blaschke, S. Lang, & G. J. Hay (Éds.), *Object-Based Image Analysis* (p. 75-89). Springer Berlin Heidelberg. https://doi.org/10.1007/978-3-540-77058-9_4

He, Y., Zhang, X., & Hua, L. (2016). Object-Based Distinction between Building Shadow and Water in High-Resolution Imagery Using Fuzzy-Rule Classification and Artificial Bee Colony Optimization. *Journal of Sensors*, *2016*, 1-10. https://doi.org/10.1155/2016/2385039

Hutchison, D. W., & Templeton, A. R. (1999). Correlation of pairwise genetic and geographic distance measures : Inferring the relative influences of gene flow and drift on the distribution of genetic variability. *Evolution*, *53*(6), 1898–1914.

Inger, R., Gregory, R., Duffy, J. P., Stott, I., Vo, P., & Gaston, K. J. (2014). *Common European birds are declining rapidly while less abundant species' numbers are rising*. 9.

Janitza, S., & Hornung, R. (2018). On the overestimation of random forest's out-of-bag error. *PLOS ONE*, *13*(8), e0201904. https://doi.org/10.1371/journal.pone.0201904

Jian Yang, Yuhong He, & Qihao Weng. (2015). An Automated Method to Parameterize Segmentation Scale by Enhancing Intrasegment Homogeneity and Intersegment Heterogeneity. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, *12*(6), 1282-1286. https://doi.org/10.1109/LGRS.2015.2393255

Johnson, M. T. J., & Munshi-South, J. (2017). Evolution of life in urban environments. *Science*, *358*(6363), eaam8327. https://doi.org/10.1126/science.aam8327

Jones, K. R., Venter, O., Fuller, R. A., Allan, J. R., Maxwell, S. L., Negret, P. J., & Watson, J. E. M. (2018). One-third of global protected land is under intense human pressure. *Science*, *360*(6390), 788-791. https://doi.org/10.1126/science.aap9565

Jung, M. (2016). LecoS — A python plugin for automated landscape ecology analysis. *Ecological Informatics*, *31*, 18-21. https://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2015.11.006

Karp, D. S., Chaplin-Kramer, R., Meehan, T. D., Martin, E. A., DeClerck, F., Grab, H., Gratton, C., Hunt, L., Larsen, A. E., Martínez-Salinas, A., O'Rourke, M. E., Rusch, A., Poveda, K., Jonsson, M., Rosenheim, J. A., Schellhorn, N. A., Tscharntke, T., Wratten, S. D., Zhang, W., … Zou, Y. (2018). Crop pests and predators exhibit inconsistent responses to surrounding landscape composition. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, *115*(33). https://doi.org/10.1073/pnas.1800042115

Keeley, A. T. H., Beier, P., & Gagnon, J. W. (2016). Estimating landscape resistance from habitat suitability : Effects of data source and nonlinearities. *Landscape Ecology*, *31*(9), 2151-2162. https://doi.org/10.1007/s10980-016-0387-5

Keitt, T. H., Urban, D. L., & Milne, B. T. (1997). Detecting critical scales in fragmented landscapes. *Conservation ecology*, *1*(1).

Keyghobadi, N. (2007). The genetic implications of habitat fragmentation for animalsThis review is one of a series dealing with some aspects of the impact of habitat fragmentation on animals and plants. This series is one of several virtual symposia focussing on ecological topics that will be published in the Journal from time to time. *Canadian Journal of Zoology*, *85*(10), 1049-1064. https://doi.org/10.1139/Z07-095

Knowlton, J. L., & Graham, C. H. (2010). Using behavioral landscape ecology to predict species' responses to land-use and climate change. *Biological Conservation*, *143*(6), 1342–1354.

Lalechère, E., & Bergès, L. (2021). A Validation Procedure for Ecological Corridor Locations. *Land*, 18. https://doi.org/10.3390/land10121320

LaPoint, S., Balkenhol, N., Hale, J., Sadler, J., & Ree, R. (2015). Ecological connectivity research in urban areas. *Functional Ecology*, *29*(7), 868-878. https://doi.org/10.1111/1365-2435.12489

Le Viol, I., Jiguet, F., Brotons, L., Herrando, S., Lindström, Å., Pearce-Higgins, J. W., Reif, J., Van Turnhout, C., & Devictor, V. (2012). More and more generalists : Two decades of changes in the European avifauna. *Biology Letters*, *8*(5), 780-782. https://doi.org/10.1098/rsbl.2012.0496

Lechner, A. M., & Rhodes, J. R. (2016). Recent Progress on Spatial and Thematic Resolution in Landscape Ecology. *Current Landscape Ecology Reports*, *1*(2), 98-105. https://doi.org/10.1007/s40823-016-0011-z

Leclère, D., Obersteiner, M., Barrett, M., Butchart, S. H. M., Chaudhary, A., De Palma, A., DeClerck, F. A. J., Di Marco, M., Doelman, J. C., Dürauer, M., Freeman, R., Harfoot, M., Hasegawa, T., Hellweg, S., Hilbers, J. P., Hill, S. L. L., Humpenöder, F., Jennings, N., Krisztin, T., … Young, L. (2020). Bending the curve of terrestrial biodiversity needs an integrated strategy. *Nature*, *585*(7826), 551-556. https://doi.org/10.1038/s41586-020-2705-y

Lecoq, L., Ernoult, A., & Mony, C. (2021). Past landscape structure drives the functional assemblages of plants and birds. *Scientific Reports*, *11*(1), 3443. https://doi.org/10.1038/s41598-021-82851-8

Levins, R. (1969). Some Demographic and Genetic Consequences of Environmental Heterogeneity for Biological Control. *Bulletin of the Entomological Society of America*, *15*(3), 237-240. https://doi.org/10.1093/besa/15.3.237

Lira, P. K., de Souza Leite, M., & Metzger, J. P. (2019). Temporal Lag in Ecological Responses to Landscape Change : Where Are We Now? *Current Landscape Ecology Reports*, *4*(3), 70-82. https://doi.org/10.1007/s40823-019-00040-w

Loss, S. R., Will, T., & Marra, P. P. (2013). The impact of free-ranging domestic cats on wildlife of the United States. *Nature Communications*, *4*(1), 1396. https://doi.org/10.1038/ncomms2380

Lourenço, A., Álvarez, D., Wang, I. J., & Velo-Antón, G. (2017). Trapped within the city : Integrating demography, time since isolation and population-specific traits to assess the genetic effects of urbanization. *Molecular Ecology*, *26*(6), 1498-1514. https://doi.org/10.1111/mec.14019

Lövei, G. L., & Magura, T. (2022). Body size and the urban heat island effect modulate the temperature–size relationship in ground beetles. *Journal of Biogeography*, *49*(9), 1618-1628. https://doi.org/10.1111/jbi.14458

Luck, G. W., Davidson, P., Boxall, D., & Smallbone, L. (2011). Relations between Urban Bird and Plant Communities and Human Well-Being and Connection to Nature : Urbanization and Human Well-Being. *Conservation Biology*, *25*(4), 816-826. https://doi.org/10.1111/j.1523-1739.2011.01685.x

Ma, L., Li, M., Ma, X., Cheng, L., Du, P., & Liu, Y. (2017). A review of supervised object-based land-cover image classification. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, *130*, 277-293. https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2017.06.001

MacArthur, R. H., & Wilson, E. O. (1967). The theory of island biogeography. In *The Theory of Island Biogeography*. Princeton university press.

Manel, S., Schwartz, M. K., Luikart, G., & Taberlet, P. (2003). Landscape genetics : Combining landscape ecology and population genetics. *Trends in Ecology & Evolution*, *18*(4), 189-197. https://doi.org/10.1016/S0169-5347(03)00008-9

Mannel, S., Price, M., & Hua, D. (2011). Impact of reference datasets and autocorrelation on classification accuracy. *International Journal of Remote Sensing*, *32*(19), 5321-5330. https://doi.org/10.1080/01431161.2010.498841

Marceau, D. J., Howarth, P. J., Dubois, J. M., & Gratton, D. J. (1990). Evaluation Of The Grey-level Co-occurrence Matrix Method For Land-cover Classification Using Spot Imagery. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, *28*(4), 513-519. https://doi.org/10.1109/TGRS.1990.572937

Martensen, A. C., Saura, S., & Fortin, M. (2017). Spatio-temporal connectivity : Assessing the amount of reachable habitat in dynamic landscapes. *Methods in Ecology and Evolution*, *8*(10), 1253-1264. https://doi.org/10.1111/2041-210X.12799

Martin, E. A., Dainese, M., Clough, Y., Báldi, A., Bommarco, R., Gagic, V., Garratt, M. P. D., Holzschuh, A., Kleijn, D., Kovács-Hostyánszki, A., Marini, L., Potts, S. G., Smith, H. G., Al Hassan, D., Albrecht, M., Andersson, G. K. S., Asís, J. D., Aviron, S., Balzan, M. V., … Steffan-Dewenter, I. (2019). The interplay of landscape composition and configuration : New pathways to manage functional biodiversity and agroecosystem services across Europe. *Ecology Letters*, *22*(7), 1083-1094. https://doi.org/10.1111/ele.13265

Martin, J., Vourc'h, G., Bonnot, N., Cargnelutti, B., Chaval, Y., Lourtet, B., Goulard, M., Hoch, T., Plantard, O., Hewison, A. J. M., & Morellet, N. (2018). Temporal shifts in landscape connectivity for an ecosystem engineer, the roe deer, across a multiple-use landscape. *Landscape Ecology*, *33*(6), 937-954. https://doi.org/10.1007/s10980-018-0641-0

Maxwell, S. L., Fuller, R. A., Brooks, T. M., & Watson, J. E. (2016). Biodiversity : The ravages of guns, nets and bulldozers. *Nature*, *536*(7615), 143–145.

May, R. M. (2010). Tropical Arthropod Species, More or Less? *Science*, *329*(5987), 41-42. https://doi.org/10.1126/science.1191058

McRae, B. H. (2006). Isolation by resistance. *Evolution*, *60*(8), 1551-1561. https://doi.org/10.1111/j.0014-3820.2006.tb00500.x

McRae, B. H., & Beier, P. (2007). Circuit theory predicts gene flow in plant and animal populations. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, *104*(50), 19885-19890. https://doi.org/10.1073/pnas.0706568104

McRae, B. H., Dickson, B. G., Keitt, T. H., & Shah, V. B. (2008). Using Circuit Theory to Model Connectivity in Ecology, Evolution, and Conservation. *Ecology*, *89*(10), 2712-2724.

Meffert, P. J., Marzluff, J. M., & Dziock, F. (2012). Unintentional habitats : Value of a city for the wheatear (Oenanthe oenanthe). *Landscape and Urban Planning*, *108*(1), 49-56. https://doi.org/10.1016/j.landurbplan.2012.07.013

Merciol, F., Faucqueur, L., Damodaran, B., Rémy, P.-Y., Desclée, B., Dazin, F., Lefèvre, S., Masse, A., & Sannier, C. (2019). GEOBIA at the Terapixel Scale : Toward Efficient Mapping of Small Woody Features from Heterogeneous VHR Scenes. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, *8*(1), 46. https://doi.org/10.3390/ijgi8010046

Merckx, T., Souffreau, C., Kaiser, A., Baardsen, L. F., Backeljau, T., Bonte, D., Brans, K. I., Cours, M., Dahirel, M., Debortoli, N., De Wolf, K., Engelen, J. M. T., Fontaneto, D., Gianuca, A. T., Govaert, L., Hendrickx, F., Higuti, J., Lens, L., Martens, K., … Van Dyck, H. (2018). Body-size shifts in aquatic and terrestrial urban communities. *Nature*, *558*(7708), 113-116. https://doi.org/10.1038/s41586-018-0140-0

Meyer, G. E., & Neto, J. C. (2008). Verification of color vegetation indices for automated crop imaging applications. *Computers and Electronics in Agriculture*, *63*(2), 282-293. https://doi.org/10.1016/j.compag.2008.03.009

Miles, L. S., Breitbart, S. T., Wagner, H. H., & Johnson, M. T. J. (2019). Urbanization Shapes the Ecology and Evolution of Plant-Arthropod Herbivore Interactions. *Frontiers in Ecology and Evolution*, *7*, 310. https://doi.org/10.3389/fevo.2019.00310

Mimet, A., Kerbiriou, C., Simon, L., Julien, J.-F., & Raymond, R. (2020). Contribution of private gardens to habitat availability, connectivity and conservation of the common pipistrelle in Paris. *Landscape and Urban Planning*, *193*, 103671. https://doi.org/10.1016/j.landurbplan.2019.103671

Mitchell, L., Sloan, T. M., Mewissen, M., Ghazal, P., Forster, T., Piotrowski, M., & Trew, A. S. (2011). A parallel random forest classifier for R. *Proceedings of the Second International Workshop on Emerging Computational Methods for the Life Sciences - ECMLS '11*, 1-6. https://doi.org/10.1145/1996023.1996024

Mora, C., Tittensor, D. P., Adl, S., Simpson, A. G. B., & Worm, B. (2011). How Many Species Are There on Earth and in the Ocean? *PLoS Biology*, *9*(8), e1001127. https://doi.org/10.1371/journal.pbio.1001127

Morelli, F., Benedetti, Y., & Callaghan, C. T. (2020). Ecological specialization and population trends in European breeding birds. *Global Ecology and Conservation*, *22*, e00996. https://doi.org/10.1016/j.gecco.2020.e00996

Morin, E., Herrault, P.-A., Guinard, Y., Grandjean, F., & Bech, N. (2022). The promising combination of a remote sensing approach and landscape connectivity modelling at a fine scale in urban planning. *Ecological Indicators*, *139*, 108930. https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2022.108930

Mui, A. B., Caverhill, B., Johnson, B., Fortin, M.-J., & He, Y. (2017). Using multiple metrics to estimate seasonal landscape connectivity for Blanding's turtles (Emydoidea blandingii) in a fragmented landscape. *Landscape Ecology*, *32*(3), 531-546. https://doi.org/10.1007/s10980-016-0456-9

Murray, H., Lucieer, A., & Williams, R. (2010). Texture-based classification of sub-Antarctic vegetation communities on Heard Island. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, *12*(3), 138-149. https://doi.org/10.1016/j.jag.2010.01.006

Nations Unies. (1992). *Convention sur la diversité biologique, Conférence des Nations Unies sur l'environnement et le développement*.

Neyns, R., & Canters, F. (2022). Mapping of Urban Vegetation with High-Resolution Remote Sensing : A Review. *Remote Sensing*, *14*(4), 1031. https://doi.org/10.3390/rs14041031

Ngo, T.-T., Collet, C., & Mazet, V. (2014). MRF and Dempster-Shafer theory for simultaneous shadow/vegetation detection on high resolution aerial color images. *2014 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP)*, 5037-5041. https://doi.org/10.1109/ICIP.2014.7026020

Nixon, M. S., & Aguado, A. S. (2002). *Feature extraction and image processing* (1st ed). Newnes.

ONB. (2020). *Bilan 2020 de l'ONB : six questions sur la biodiversité en France.* (p. 7). https://naturefrance.fr/actualites/bilan-2020-de-lonb-six-grandes-questions-sur-la-biodiversite-en-france

Padial, J. M., Miralles, A., De la Riva, I., & Vences, M. (2010). The integrative future of taxonomy. *Frontiers in zoology*, *7*(1), 1–14.

Palmer, S. C. F., Coulon, A., & Travis, J. M. J. (2011). Introducing a 'stochastic movement simulator' for estimating habitat connectivity : Perceptual range limits habitat connectivity. *Methods in Ecology and Evolution*, *2*(3), 258-268. https://doi.org/10.1111/j.2041-210X.2010.00073.x

Pante, E., Puillandre, N., Viricel, A., Arnaud-Haond, S., Aurelle, D., Castelin, M., Chenuil, A., Destombe, C., Forcioli, D., Valero, M., Viard, F., & Samadi, S. (2015b). Species are hypotheses : Avoid connectivity assessments based on pillars of sand. *Molecular Ecology*, *24*(3), 525-544. https://doi.org/10.1111/mec.13048

Pante, E., Schoelinck, C., & Puillandre, N. (2015a). From Integrative Taxonomy to Species Description : One Step Beyond. *Systematic Biology*, *64*(1), 152-160. https://doi.org/10.1093/sysbio/syu083

Perry, G. L. W., & Lee, F. (2019). How does temporal variation in habitat connectivity influence metapopulation dynamics? *Oikos*, *128*(9), 1277-1286. https://doi.org/10.1111/oik.06052

Peterman, W. E. (2018). ResistanceGA : An R package for the optimization of resistance surfaces using genetic algorithms. *Methods in Ecology and Evolution*, *9*(6), 1638-1647. https://doi.org/10.1111/2041-210X.12984

Peterman, W. E., Connette, G. M., Semlitsch, R. D., & Eggert, L. S. (2014). Ecological resistance surfaces predict fine-scale genetic differentiation in a terrestrial woodland salamander. *Molecular Ecology*, *23*(10), 2402–2413.

Philippe, M.-A., & Polombo, N. (2009). Soixante années de remembrement. *Études foncières*, *140*, 43–49.

Phillips, S. J., Anderson, R. P., & Schapire, R. E. (2006). Maximum entropy modeling of species geographic distributions. *Ecological Modelling*, *190*(3-4), 231-259. https://doi.org/10.1016/j.ecolmodel.2005.03.026

Phiri, D., & Morgenroth, J. (2017). Developments in Landsat Land Cover Classification Methods : A Review. *Remote Sensing*, *9*(9), 967. https://doi.org/10.3390/rs9090967

Poterek, Q., Herrault, P.-A., Skupinski, G., & Sheeren, D. (2020). Deep Learning for Automatic Colorization of Legacy Grayscale Aerial Photographs. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, *13*, 2899-2915. https://doi.org/10.1109/JSTARS.2020.2992082

Préau, C., Grandjean, F., Sellier, Y., Gailledrat, M., Bertrand, R., & Isselin-Nondedeu, F. (2020). Habitat patches for newts in the face of climate change : Local scale assessment combining niche modelling and graph theory. *Scientific Reports*, *10*(1), 3570. https://doi.org/10.1038/s41598-020-60479-4

Prošek, J., & Šímová, P. (2019). UAV for mapping shrubland vegetation : Does fusion of spectral and vertical information derived from a single sensor increase the classification accuracy? *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, *75*, 151-162. https://doi.org/10.1016/j.jag.2018.10.009

Pu, R., Landry, S., & Yu, Q. (2011). Object-based urban detailed land cover classification with high spatial resolution IKONOS imagery. *International Journal of Remote Sensing*, *32*(12), 3285-3308. https://doi.org/10.1080/01431161003745657

Puillandre, N., Modica, M. V., Zhang, Y., Sirovich, L., Boisselier, M.-C., Cruaud, C., Holford, M., & Samadi, S. (2012). Large-scale species delimitation method for hyperdiverse groups : LARGE-SCALE SPECIES DELIMITATION. *Molecular Ecology*, *21*(11), 2671-2691. https://doi.org/10.1111/j.1365-294X.2012.05559.x

Puissant, A. (2003). *Information Géographique et Images à Très Haute Résolution Utilité et Applications en Milieu Urbain* [PhD Thesis]. Université Louis Pasteur-Strasbourg I.

Puissant, A., Hirsch, J., & Weber, C. (2005). The utility of texture analysis to improve per-pixel classification for high to very high spatial resolution imagery. *International Journal of Remote Sensing*, *26*(4), 733-745. https://doi.org/10.1080/01431160512331316838

Puissant, A., Rougier, S., & Stumpf, A. (2014). Object-oriented mapping of urban trees using Random Forest classifiers. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, *26*, 235-245. https://doi.org/10.1016/j.jag.2013.07.002

Pulliam, H. R. (1988). Sources, sinks, and population regulation. *The American Naturalist*, *132*(5), 652–661.

Quantum GIS Development Team, G. (2019). *Development Team 2015. QGIS Geographic Information System. Open Source Geospatial Foundation Project*.

R Core Team. (2022). R: A language and environment for statistical computing. *R Foundation for Statistical Computing*. https://www.R-project.org/

Ramalho, C. E., & Hobbs, R. J. (2012). Time for a change : Dynamic urban ecology. *Trends in Ecology & Evolution*, *27*(3), 179-188. https://doi.org/10.1016/j.tree.2011.10.008

Rayfield, B., Fortin, M.-J., & Fall, A. (2011). Connectivity for conservation : A framework to classify network measures. *Ecology*, *92*(4), 847-858. https://doi.org/10.1890/09-2190.1

Reigada, C., Schreiber, S. J., Altermatt, F., & Holyoak, M. (2015). Metapopulation Dynamics on Ephemeral Patches. *The American Naturalist*, *185*(2), 183-195. https://doi.org/10.1086/679502

Renner, I. W., Elith, J., Baddeley, A., Fithian, W., Hastie, T., Phillips, S. J., Popovic, G., & Warton, D. I. (2015). Point process models for presence-only analysis. *Methods in Ecology and Evolution*, *6*(4), 366-379. https://doi.org/10.1111/2041-210X.12352

Renner, I. W., & Warton, D. I. (2013). Equivalence of MAXENT and Poisson Point Process Models for Species Distribution Modeling in Ecology : Equivalence of MAXENT and Poisson Point Process Models. *Biometrics*, *69*(1), 274-281. https://doi.org/10.1111/j.1541-0420.2012.01824.x

Richardson, J. L., Brady, S. P., Wang, I. J., & Spear, S. F. (2016). Navigating the pitfalls and promise of landscape genetics. *Molecular Ecology*, *25*(4), 849-863. https://doi.org/10.1111/mec.13527

Rodriguez-Galiano, V. F., Ghimire, B., Rogan, J., Chica-Olmo, M., & Rigol-Sanchez, J. P. (2012). An assessment of the effectiveness of a random forest classifier for land-cover classification. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, *67*, 93-104. https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2011.11.002

Ronce, O. (2007). How Does It Feel to Be Like a Rolling Stone? Ten Questions About Dispersal Evolution. *Annual Review of Ecology, Evolution, and Systematics*, *38*(1), 231-253. https://doi.org/10.1146/annurev.ecolsys.38.091206.095611

Rouse Jr, J. W., Haas, R. H., Deering, D. W., Schell, J. A., & Harlan, J. C. (1974). *Monitoring the Vernal Advancement and Retrogradation (Green Wave Effect) of Natural Vegetation.[Great Plains Corridor]*.

Rusch, A., Chaplin-Kramer, R., Gardiner, M. M., Hawro, V., Holland, J., Landis, D., Thies, C., Tscharntke, T., Weisser, W. W., Winqvist, C., Woltz, M., & Bommarco, R. (2016). Agricultural landscape simplification reduces natural pest control : A quantitative synthesis. *Agriculture, Ecosystems & Environment*, *221*, 198-204. https://doi.org/10.1016/j.agee.2016.01.039

Rusch, A., Valantin-Morison, M., Sarthou, J.-P., & Roger-Estrade, J. (2010). Biological Control of Insect Pests in Agroecosystems. In *Advances in Agronomy* (Vol. 109, p. 219-259). Elsevier. https://doi.org/10.1016/B978-0-12-385040-9.00006-2

Sahraoui, Y. (2016). *Le paysage, entre esthétique & écologie. Modélisation rétrospective à partir de changements d'occupation du sol* [PhD Thesis]. Bourgogne Franche-Comté.

Sahraoui, Y., Clauzel, C., & Foltête, J.-C. (2021a). A metrics-based approach for modeling covariation of visual and ecological landscape qualities. *Ecological Indicators*, *123*, 107331. https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2020.107331

Sahraoui, Y., De Godoy Leski, C., Benot, M.-L., Revers, F., & Salles, D. (2021b). Integrating ecological networks modelling in a participatory approach for assessing impacts of planning scenarios on landscape connectivity. *Landscape and Urban Planning*, *209*, 104039. https://doi.org/10.1016/j.landurbplan.2021.104039

Sahraoui, Y., Foltête, J.-C., & Clauzel, C. (2017). A multi-species approach for assessing the impact of land-cover changes on landscape connectivity. *Landscape Ecology*, *32*(9), 1819-1835. https://doi.org/10.1007/s10980-017-0551-6

Sanderson, E. W., & Huron, A. (2011). Conservation in the City : Editorial. *Conservation Biology*, *25*(3), 421-423. https://doi.org/10.1111/j.1523-1739.2011.01683.x

Sarabandi, P., Yamazaki, F., Matsuoka, M., & Kiremidjian, A. (2004). Shadow detection and radiometric restoration in satellite high resolution images. *IEEE International IEEE International IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2004. IGARSS '04. Proceedings. 2004*, *6*, 3744-3747. https://doi.org/10.1109/IGARSS.2004.1369936

Saura, S. (2021). The Habitat Amount Hypothesis implies negative effects of habitat fragmentation on species richness. *Journal of Biogeography*, *48*(1), 11-22. https://doi.org/10.1111/jbi.13958

Saura, S., & Pascual-Hortal, L. (2007a). A new habitat availability index to integrate connectivity in landscape conservation planning : Comparison with existing indices and application to a case study. *Landscape and Urban Planning*, *83*(2-3), 91-103. https://doi.org/10.1016/j.landurbplan.2007.03.005

Saura, S., & Pascual-Hortal, L. (2007b). A new habitat availability index to integrate connectivity in landscape conservation planning : Comparison with existing indices and application to a case study. *Landscape and Urban Planning*, *83*(2-3), 91-103. https://doi.org/10.1016/j.landurbplan.2007.03.005

Sausse, C., Cheret, V., Coffion, R., Ducrot, D., Duthoit, S., Gross, H., Lepennetier, A., Manneville, V., Sculo, R., & Sheeren, D. (2018). La télédétection des infrastructures agroécologiques : De la promesse aux méthodes opérationnelles (Tél-IAE). *Innovations Agronomiques*, *63*, 267–278.

Savary, P. (2021). *Utilisation conjointe de graphes génétiques et paysagers pour l'analyse de la connectivité écologique des habitats* [PhD Thesis]. Bourgogne Franche-Comté.

Shahtahmassebi, A. R., Li, C., Fan, Y., Wu, Y., lin, Y., Gan, M., Wang, K., Malik, A., & Blackburn, G. A. (2021). Remote sensing of urban green spaces : A review. *Urban Forestry & Urban Greening*, *57*, 126946. https://doi.org/10.1016/j.ufug.2020.126946

Shahtahmassebi, A., Yang, N., Wang, K., Moore, N., & Shen, Z. (2013). Review of shadow detection and de-shadowing methods in remote sensing. *Chinese Geographical Science*, *23*(4), 403-420. https://doi.org/10.1007/s11769-013-0613-x

Shukla, S., Lakhmani, A., & Agarwal, A. K. (2016). Approaches of artificial intelligence in biomedical image processing : A leading tool between computer vision & biological vision. *2016 International Conference on Advances in Computing, Communication, & Automation (ICACCA) (Spring)*, 1-6. https://doi.org/10.1109/ICACCA.2016.7578900

Smith, A. (2010). Image segmentation scale parameter optimization and land cover classification using the Random Forest algorithm. *Journal of Spatial Science*, *55*(1), 69-79. https://doi.org/10.1080/14498596.2010.487851

Soga, M., & Gaston, K. J. (2016). Extinction of experience : The loss of human-nature interactions. *Frontiers in Ecology and the Environment*, *14*(2), 94-101. https://doi.org/10.1002/fee.1225

Soga, M., & Gaston, K. J. (2018). Shifting baseline syndrome : Causes, consequences, and implications. *Frontiers in Ecology and the Environment*, *16*(4), 222-230. https://doi.org/10.1002/fee.1794

Spear, S. F., Balkenhol, N., Fortin, M.-J., Mcrae, B. H., & Scribner, K. (2010). Use of resistance surfaces for landscape genetic studies : Considerations for parameterization and analysis: RESISTANCE SURFACES IN LANDSCAPE GENETICS. *Molecular Ecology*, *19*(17), 3576-3591. https://doi.org/10.1111/j.1365-294X.2010.04657.x

Strogatz, S. H. (2001). Exploring complex networks. *Nature*, *410*(6825), 268-276. https://doi.org/10.1038/35065725

Stumpf, A., & Kerle, N. (2011). Object-oriented mapping of landslides using Random Forests. *Remote Sensing of Environment*, *115*(10), 2564-2577. https://doi.org/10.1016/j.rse.2011.05.013

Sun, L., Chen, J., Li, Q., & Huang, D. (2020). Dramatic uneven urbanization of large cities throughout the world in recent decades. *Nature Communications*, *11*(1), 5366. https://doi.org/10.1038/s41467-020-19158-1

Tarabon, S., Calvet, C., Delbar, V., Dutoit, T., & Isselin-Nondedeu, F. (2020). Integrating a landscape connectivity approach into mitigation hierarchy planning by anticipating urban dynamics. *Landscape and Urban Planning*, *202*, 103871. https://doi.org/10.1016/j.landurbplan.2020.103871

Taylor, P. D., Fahrig, L., Henein, K., & Merriam, G. (1993). Connectivity is a vital element of landscape structure. *Oikos*, 571–573.

Taylor, P. D., Fahrig, L., & With, K. A. (2006). Landscape connectivity : A return to the basics. In K. R. Crooks & M. Sanjayan (Éds.), *Connectivity Conservation* (p. 29-43). Cambridge University Press. https://doi.org/10.1017/CBO9780511754821.003

Tiang, D. C. F., Morris, A., Bell, M., Gibbins, C. N., Azhar, B., & Lechner, A. M. (2021). Ecological connectivity in fragmented agricultural landscapes and the importance of scattered trees and small patches. *Ecological Processes*, *10*(1), 20. https://doi.org/10.1186/s13717-021-00284-7

Tischendorf, L., & Fahrig, L. (2000). On the usage and measurement of landscape connectivity. *Oikos*, *90*(1), 7–19.

Tosi, S., Sfeir, C., Carnesecchi, E., vanEngelsdorp, D., & Chauzat, M.-P. (2022). Lethal, sublethal, and combined effects of pesticides on bees : A meta-analysis and new risk assessment tools. *Science of The Total Environment*, *844*, 156857. https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2022.156857

Tscharntke, T., Karp, D. S., Chaplin-Kramer, R., Batáry, P., DeClerck, F., Gratton, C., Hunt, L., Ives, A., Jonsson, M., Larsen, A., Martin, E. A., Martínez-Salinas, A., Meehan, T. D., O'Rourke, M., Poveda, K., Rosenheim, J. A., Rusch, A., Schellhorn, N., Wanger, T. C., … Zhang, W. (2016). When natural habitat fails to enhance biological pest control – Five hypotheses. *Biological Conservation*, *204*, 449-458. https://doi.org/10.1016/j.biocon.2016.10.001

UICN. (2012). Catégories et Critères de la Liste rouge de l'UICN : Version 3.1. *Deuxième édition. Gland, Suisse et Cambridge, Royaume-Uni: UICN*.

UICN. (2022). *Red list version 2022-1 : Table 1a : Number of species evaluated in relation to the overall number of described species, and numbers of threatened species by major groups of organisms.*

UICN Comité français, OFB, & MNHN. (2020). *La Liste rouge des espèces menacées en France : 13 ans de résultats.*

United Nations, Department of Economic and Social Affairs, Population Division. (2022). World Population Prospects 2022, Online Edition. https://population.un.org/wpp/Graphs/

Urban, D., & Keitt, T. (2001). Landscape connectivity : A graph-theoretic perspective. *Ecology*, *82*.

Urban, D. L., Minor, E. S., & Treml, E. A. (2009). *Graph models of habitat mosaics*. 14.

Uroy, L., Alignier, A., Mony, C., Foltête, J.-C., & Ernoult, A. (2021). How to assess the temporal dynamics of landscape connectivity in ever-changing landscapes : A literature review. *Landscape Ecology*, *36*(9), 2487-2504. https://doi.org/10.1007/s10980-021-01277-9

Uroy, L., Mony, C., & Ernoult, A. (2019). Additive effects of connectivity provided by different habitat types drive plant assembly. *Scientific Reports*, *9*(1), 13952. https://doi.org/10.1038/s41598-019-50184-2

van Klink, R., Bowler, D. E., Gongalsky, K. B., Swengel, A. B., Gentile, A., & Chase, J. M. (2020). Meta-analysis reveals declines in terrestrial but increases in freshwater insect abundances. *Science*, *368*(6489), 417-420. https://doi.org/10.1126/science.aax9931

Vellend, M. (2003). Island Biogeography of Genes and Species. *The American Naturalist*, *162*(3), 358-365. https://doi.org/10.1086/377189

Vellend, M., & Geber, M. A. (2005). Connections between species diversity and genetic diversity : Species diversity and genetic diversity. *Ecology Letters*, *8*(7), 767-781. https://doi.org/10.1111/j.1461-0248.2005.00775.x

Violle, C., Enquist, B. J., McGill, B. J., Jiang, L., Albert, C. H., Hulshof, C., Jung, V., & Messier, J. (2012). The return of the variance : Intraspecific variability in community ecology. *Trends in Ecology & Evolution*, *27*(4), 244-252. https://doi.org/10.1016/j.tree.2011.11.014

Warton, D. I., & Shepherd, L. C. (2010). Poisson point process models solve the "pseudo-absence problem" for presence-only data in ecology. *The Annals of Applied Statistics*, *4*(3). https://doi.org/10.1214/10-AOAS331

Wasserman, S., & Faust, K. (1994). *Social network analysis : Methods and applications*.

Watson, J. E. M., Dudley, N., Segan, D. B., & Hockings, M. (2014). The performance and potential of protected areas. *Nature*, *515*(7525), 67-73. https://doi.org/10.1038/nature13947

Wellmann, T., Lausch, A., Andersson, E., Knapp, S., Cortinovis, C., Jache, J., Scheuer, S., Kremer, P., Mascarenhas, A., Kraemer, R., Haase, A., Schug, F., & Haase, D. (2020). Remote sensing in urban planning : Contributions towards ecologically sound policies? *Landscape and Urban Planning*, *204*, 103921. https://doi.org/10.1016/j.landurbplan.2020.103921

Wen, D., Huang, X., Liu, H., Liao, W., & Zhang, L. (2017). Semantic Classification of Urban Trees Using Very High Resolution Satellite Imagery. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, *10*(4), 1413-1424. https://doi.org/10.1109/JSTARS.2016.2645798

Williams, J. L., Kendall, B. E., & Levine, J. M. (2016). Rapid evolution accelerates plant population spread in fragmented experimental landscapes. *Science*, *353*(6298), 482-485. https://doi.org/10.1126/science.aaf6268

Wood, C. M., Kahl, S., Rahaman, A., & Klinck, H. (2022). The machine learning–powered BirdNET App reduces barriers to global bird research by enabling citizen science participation. *PLOS Biology*, *20*(6), e3001670. https://doi.org/10.1371/journal.pbio.3001670

Wood, E. M., Pidgeon, A. M., Radeloff, V. C., & Keuler, N. S. (2012). Image texture as a remotely sensed measure of vegetation structure. *Remote Sensing of Environment*, *121*, 516-526. https://doi.org/10.1016/j.rse.2012.01.003

Wulder, M. A., White, J. C., Coops, N. C., & Butson, C. R. (2008). Multi-temporal analysis of high spatial resolution imagery for disturbance monitoring. *Remote Sensing of Environment*, *112*(6), 2729-2740. https://doi.org/10.1016/j.rse.2008.01.010

Xu, H. (2006). Modification of normalised difference water index (NDWI) to enhance open water features in remotely sensed imagery. *International Journal of Remote Sensing*, *27*(14), 3025-3033. https://doi.org/10.1080/01431160600589179

Yao, L., Liu, T., Qin, J., Lu, N., & Zhou, C. (2021). Tree counting with high spatial-resolution satellite imagery based on deep neural networks. *Ecological Indicators*, *125*, 107591. https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2021.107591

Yuan, F., Bauer, M. E., Heinert, N. J., & Holden, G. R. (2005). Multi-level Land Cover Mapping of the Twin Cities (Minnesota) Metropolitan Area with Multi-seasonal Landsat TM/ETM+ Data. *Geocarto International*, *20*(2), 5-13. https://doi.org/10.1080/10106040508542340

Zawadzka, J. E., Harris, J. A., & Corstanje, R. (2021). Assessment of heat mitigation capacity of urban greenspaces with the use of InVEST urban cooling model, verified with day-time land surface

temperature data. *Landscape and Urban Planning*, *214*, 104163. https://doi.org/10.1016/j.landurbplan.2021.104163

Zeller, K. A., Jennings, M. K., Vickers, T. W., Ernest, H. B., Cushman, S. A., & Boyce, W. M. (2018). Are all data types and connectivity models created equal? Validating common connectivity approaches with dispersal data. *Diversity and Distributions*, *24*(7), 868-879. https://doi.org/10.1111/ddi.12742

Zeller, K. A., McGarigal, K., & Whiteley, A. R. (2012). Estimating landscape resistance to movement : A review. *Landscape Ecol*, *27*.

Zeller, K., Lewison, R., Fletcher, R., Tulbure, M., & Jennings, M. (2020). Understanding the Importance of Dynamic Landscape Connectivity. *Land*, *9*(9), 303. https://doi.org/10.3390/land9090303

Zetterberg, A., Mörtberg, U. M., & Balfors, B. (2010). Making graph theory operational for landscape ecological assessments, planning, and design. *Landscape and Urban Planning*, *95*(4), 181-191. https://doi.org/10.1016/j.landurbplan.2010.01.002

Zhou, W., Huang, G., Troy, A., & Cadenasso, M. L. (2009). Object-based land cover classification of shaded areas in high spatial resolution imagery of urban areas : A comparison study. *Remote Sensing of Environment*, *113*(8), 1769-1777. https://doi.org/10.1016/j.rse.2009.04.007

Zhou, W., & Troy, A. (2008). An object-oriented approach for analysing and characterizing urban landscape at the parcel level. *International Journal of Remote Sensing*, *29*(11), 3119-3135. https://doi.org/10.1080/01431160701469065

Zollner, P. A., & Lima, S. L. (1999). Search strategies for landscape-level interpatch movements. *Ecology*, *80*(3), 1019–1030.

Annexes

Annexe 1

Les cartographies existantes

La base de données CORINE Land Cover

Parmi les bases de données d'occupation des sols, le CORINE Land Cover (CLC) est certainement la plus connue (https://www.statistiques.developpement-durable.gouv.fr/corine-land-cover). Cette donnée est un inventaire biophysique de l'occupation des sols. Ce projet, développé sur 39 états et piloté depuis 1985 par l'agence européenne pour l'environnement, est une composante du programme Copernicus sous la directive européenne INSPIRE. L'objectif de ce projet est de suivre l'occupation des sols dans le temps et notamment l'artificialisation des sols à grande échelle. Cinq millésimes ont été produits : 1990, 2000, 2006, 2012 et 2018. Cette base de données est organisée en 3 niveaux hiérarchiques décrivant l'occupation avec une précision thématique croissante. Le premier niveau contient 5 classes ou postes, le deuxième niveau contient 15 postes et le troisième niveau contient 44 postes. D'une précision de 20 à 25m et capable d'identifier des surfaces minimales de 25ha, cette donnée est idéale à une échelle de travail de 1/100,000^{e} soit à l'échelle régionale ou nationale et est très utilisée comme base pour identifier les trames vertes et bleues. Cependant, bien que très utile à grande échelle, cette base de données est de moins en moins utilisée en raison de sa faible résolution spatiale qui ne permet pas de travailler à une échelle locale (i.e., < 1/100,000^{e}) et d'une actualisation peu fréquente (i.e., tous les 6 ans).

La carte OSO

La carte OSO est un produit fournit par le Centre d'Expertise Scientifique « CES Occupation des sols » (OSO). La chaîne de traitement iota² permet de caractériser l'occupation des sols via un processus de *machine learning* basé sur une série d'images satellitaires issues du programme Européen Copernicus (Sentinel 2) et de données de références telles que CLC, la BD Topo®, Urban Atlas ou le Registre Parcellaire Graphique (RPG). Depuis 2016, cette base de données d'une résolution spatiale de 10m, fournit une cartographie de l'occupation des sols chaque année avec une grande rapidité de production (environ 3 mois de délai de production après l'année considérée). Il existe également des millésimes des années 2009, 2010, 2011 et 2014 basés sur des images satellitaires issues du programme Landsat. La nomenclature contient 17 catégories pour les millésimes de 2016 et 2017 et 23 catégories depuis 2018 très détaillées pour les surfaces agricoles en identifiant par exemple les cultures d'oléagineux d'hiver, de céréales

à pailles, de soja, de maïs, de riz ou encore de tubercules. Par ailleurs, cette donnée est également disponible au format vecteur dérivée et simplifiée du raster à 20m de résolution spatiale.

Des bases de données plus précises

La BD Topo®

La BD Topo® produite par l'IGN est une description en 3D des éléments d'un territoire. Cette base de données, dont la première version remonte à 1994, est composée d'objets ponctuels, linéaires ou surfaciques au format vecteur regroupés en plusieurs thèmes suivant la modélisation INSPIRE. Cette Base de Données contient également de riches informations dans les métadonnées de chaque vecteur qui renvoient à l'administratif, aux adresses, au bâti (e.g., hauteur et date de création des bâtiments), à l'hydrographie, aux lieux nommées, à l'occupation du sol (principalement la végétation arborée), aux services et activités, aux transports ou encore aux zones règlementées. Ces données utiles à l'échelle parcellaire (i.e., 1/5,000^{e} voire 1/2,000^{e}) sont très précises avec un seuil de détection de 1 m² et une précision planimétrique de 1.2m pour les bâtiments et un seuil de détection de 500 m² pour la végétation arborée.

Même si cette base de données est très précise, elle ne couvre pas l'ensemble du territoire (e.g., elle ne décrit pas les cultures) et ne peut constituer à elle seule une cartographie exhaustive d'occupation des sols.

Le Registre Parcellaire Graphique

Le Registre Parcellaire Graphique (RPG) est une base de données administrée par l'Agence de services et de paiement (ASP) contenant une description fine des délimitations des parcelles agricoles ainsi que le type de cultures déclarées par les agriculteurs afin d'obtenir des aides de la Politique Agricole Commune (PAC). Le RPG, disponible depuis 2007, est actualisé annuellement et délimite les parcelles avec une grande précision. La nomenclature utilisée est exhaustive et les données des agriculteurs sont anonymes. Néanmoins, toutes les parcelles agricoles ne sont pas déclarées à la PAC laissant des zones agricoles non identifiées et les déclarations des types de cultures cultivées ne correspondent pas toujours à la réalité.

D’autres bases de données intéressantes

La base de données Urban Atlas

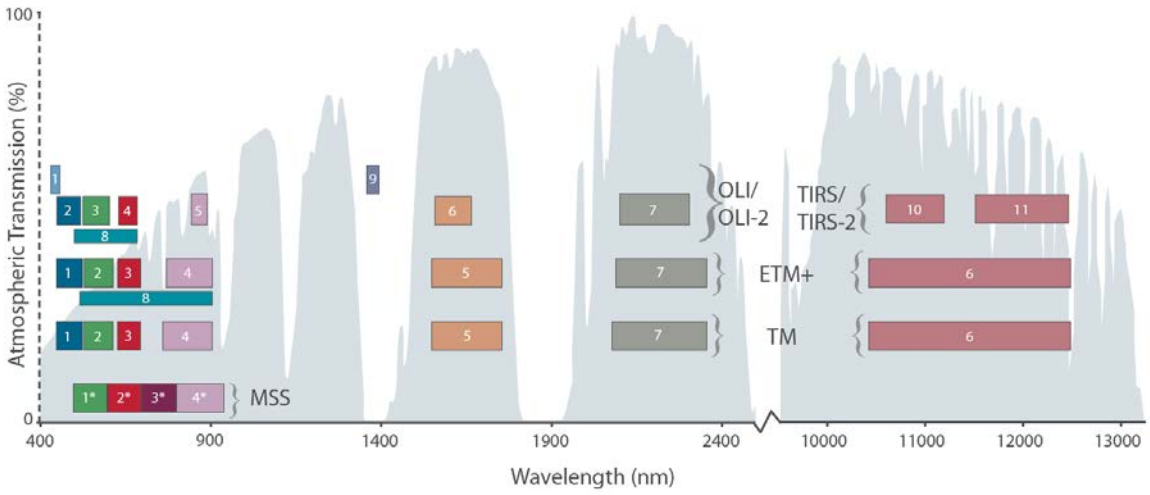
Cette cartographie intègre 17 catégories urbaines avec une Unité Minimale de Collecte (UMC) de 0.25 ha ainsi que 10 catégories rurales avec une UMC de 1 ha. En 2006, les villes de plus de 100,000 habitants sont cartographiées, et depuis 2012 les villes de 50,000 habitants. Les alentours sont également cartographiés dans un rayon assez large, à titre d’exemple la cartographie s’étend dans un rayon d’environ 20km autour de la ville de Poitiers. Néanmoins, cette donnée n’a pas été utilisée dans le cadre de cette thèse car elle ne couvre pas l’ensemble des zones rurales et a une résolution temporelle identique au CLC soit une actualisation seulement tous les 6 ans.

Les données OpenStreetMap

OpenStreetMap (OSM) est un projet collaboratif international qui vise à produire des données cartographiques gratuites et accessibles en ligne par la contribution de tout un chacun. Cette base de données a l’avantage de produire des données très précises potentiellement similaires à celles de la BD Topo® pour les bâtiments par exemple et contient des catégories diverses et variées telles que les routes, les bâtiments ou encore la végétation. Néanmoins, l’ensemble du territoire n’est pas renseigné avec le même effort de prospection et la fiabilité des données doit être vérifiée puisque venant d’un projet collaboratif (à l’inverse de la BD Topo® qui est un référentiel national). Cette donnée reste toutefois très intéressante à l’échelle internationale car elle permet d’acquérir facilement des données précises dans des régions où les bases de données ne sont pas aussi riches qu’en France. Néanmoins, cette donnée n’a pas été utilisée dans le cadre de cette thèse.

Annexe 2

Le programme Landsat est l'un des plus anciens programmes de surveillance de la Terre par observation satellite à de fins civils. Depuis le 23 juillet 1972, date de lancement du premier satellite (Landsat 1) de cette mission, 7 autres satellites ont suivi et le programme est toujours en cours. En ayant pour objectif de détecter et suivre les ressources naturelles et cultures agricoles, les satellites ont été dotés de capteurs multispectraux permettant une analyse de l'occupation des sols par télédétection. Ces caractéristiques spatiales et spectrales des satellites ont évolué au cours du temps. Si les premiers satellites contenaient 4 bandes spectrales dans le visible et le proche infrarouge ainsi qu'une résolution spatiale de 80m, un instrument appelé Thematic Mapper (e.g., images Landsat 5 TM) a rapidement été ajouté aux satellites afin de couvrir une plage spectrale plus large avec l'ajout de nouvelles bandes spectrales incluant notamment une bande dans l'infrarouge thermique et une résolution spatiale de 30m – figure ci-dessous. Par ailleurs, depuis le lancement du satellite Landsat 7, une bande panchromatique d'une résolution spatiale de 15m est disponible offrant la possibilité d'obtenir les autres bandes spectrales à cette résolution en utilisant des méthodes de fusion (e.g., Pan-Sharpening). Les deux derniers satellites envoyés en orbites contiennent également des bandes spectrales sensibles aux variations spectrales provoquées par les aérosols ou les nuages, facilitant leur détection. Aujourd'hui les données sont distribuées gratuitement par USGS (United States Geological Survey) soit l'institut d'études géologiques des Etats-Unis (https://www.usgs.gov).

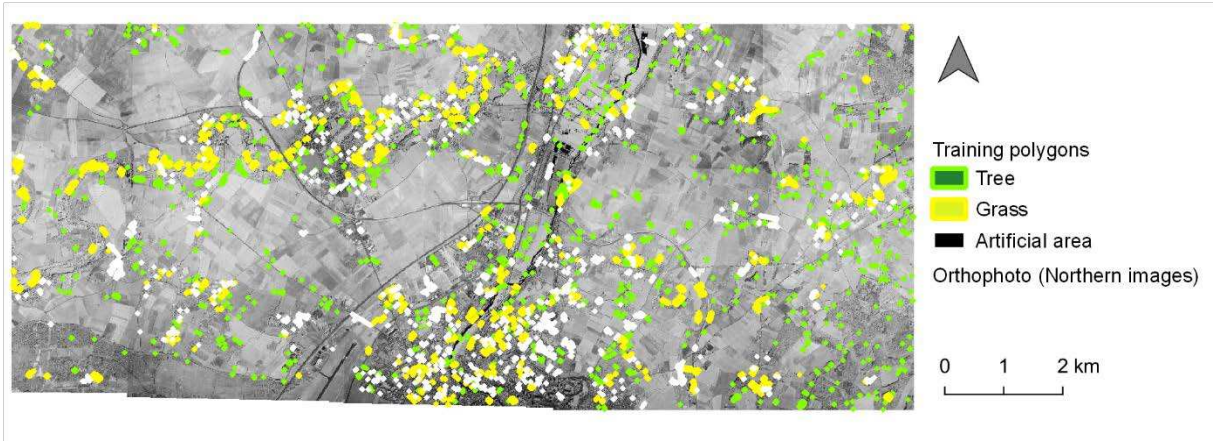


Bandes spectrales capturées par les différents instruments des satellites Landsat. L'instrument MSS (Multispectral Scanner System) embarqué sur les satellites Landsat 1 à 5, l'instrument TM (Thematic Mapper) des satellites Landsat 4-5, l'instrument ETM+ (Enhanced Thematic Mapper Plus) du satellite Landsat 7 et enfin les instruments OLI (Operational Land Imager) et TIRS (Thermal Infrared Sensor) des satellites Landsat 8-9 (source : https://landsat.gsfc.nasa.gov/satellites/landsat-9/landsat-9-bands/).

Annexe 3

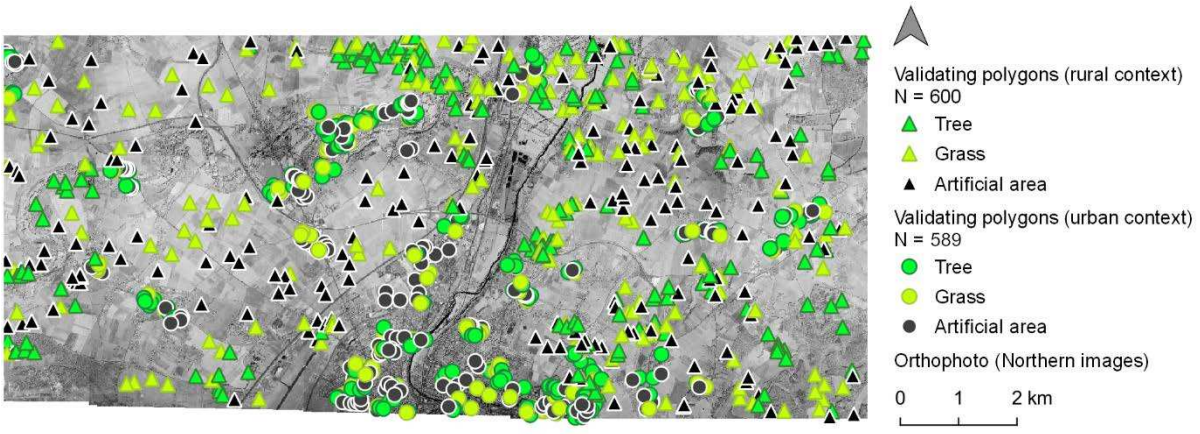
Distribution des polygones d'apprentissage utilisés pour la classification monotemporelle (THRS) pour l'orthophoto Nord.

Distribution spatiale des polygones (i.e., 2,660 polygones) pour les surfaces artificialisées (blanc & noir), la végétation herbacée (jaune) et la végétation arborée (vert).



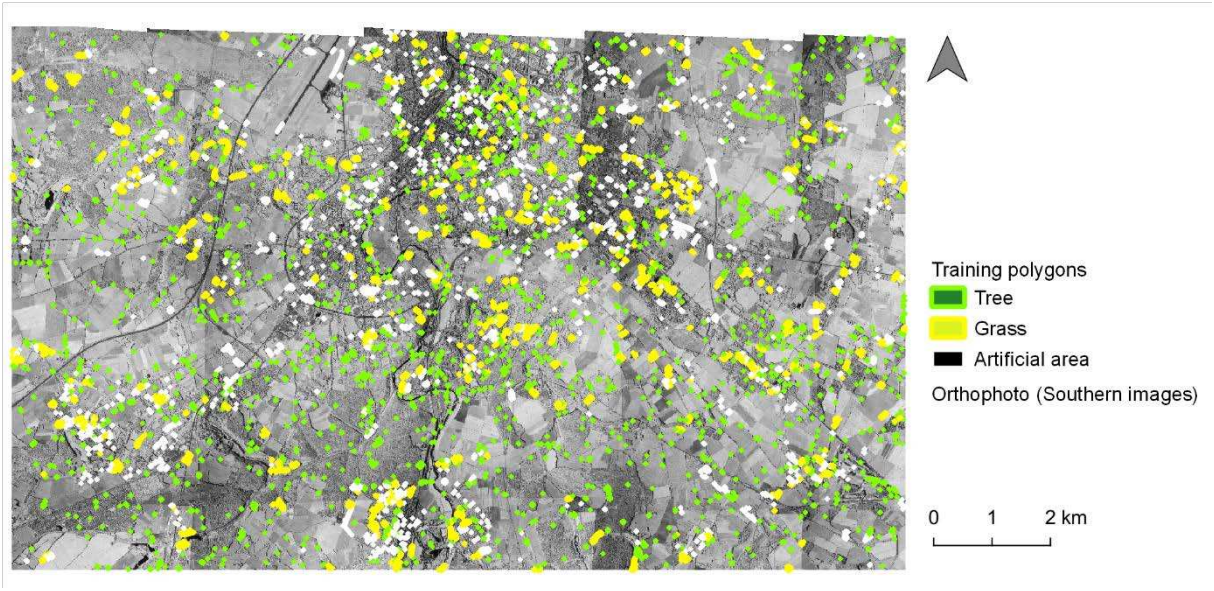
Distribution des polygones de validation utilisés pour la classification monotemporelle (THRS) pour l'orthophoto Nord.

Distribution spatiale des polygones de validation (d'environ 60 pixels) échantillonnés aléatoirement. Pour tester les performances de la classification dans différents contextes : 589 polygones ont été créés en contexte urbain et 600 en contexte rural.



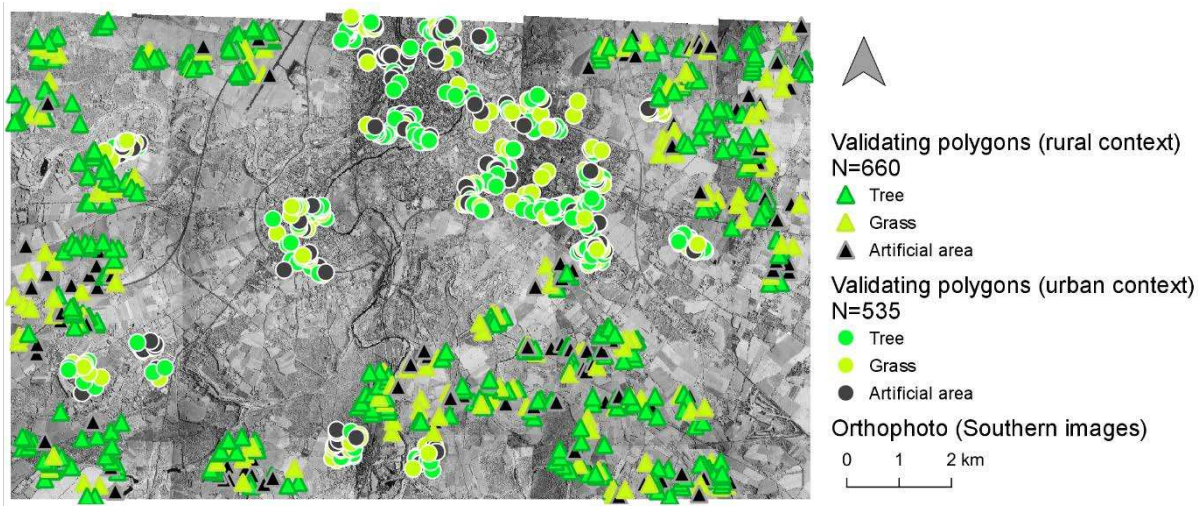
Distribution des polygones d'apprentissage utilisés pour la classification monotemporelle (THRS) pour l'orthophoto Sud.

Distribution spatiale des polygones (i.e., 3,978 polygones) pour les surfaces artificialisées (blanc & noir), la végétation herbacée (jaune) et la végétation arborée (vert).



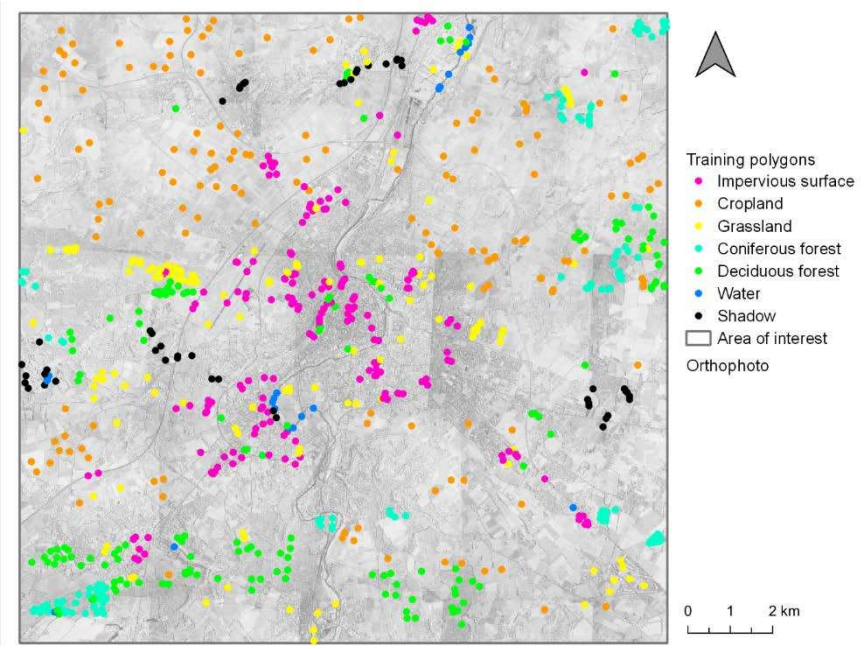
Distribution des polygones de validation utilisés pour la classification monotemporelle (THRS) pour l'orthophoto Sud.

Distribution spatiale des polygones de validation (d'environ 60 pixels) échantillonnés aléatoirement. Pour tester les performances de la classification dans différents contextes : 535 polygones ont été créés en contexte urbain et 660 en contexte rural.



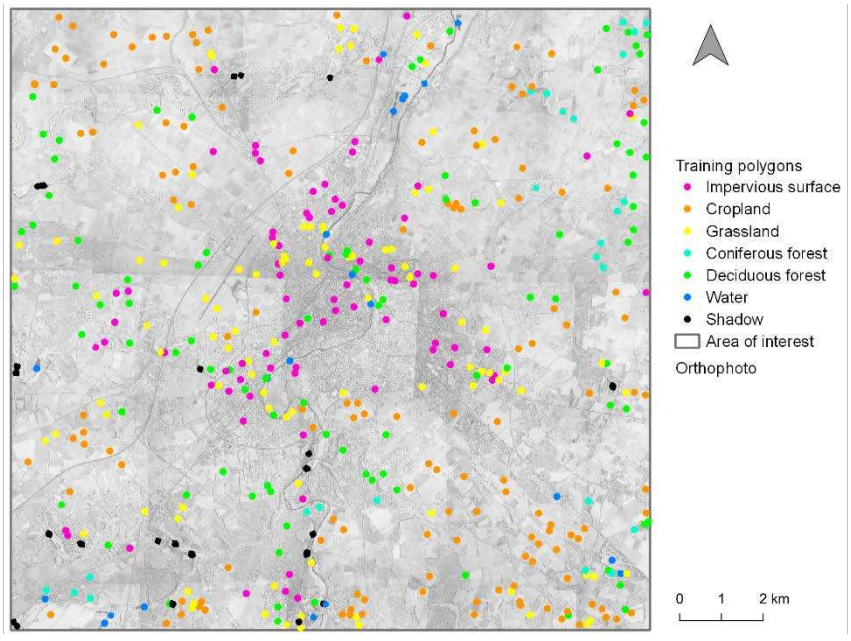
Distribution spatiale des polygones d'apprentissage utilisés pour la classification multitemporelle.

1,048 segments, issus de la segmentation, ont été échantillonnés et utilisés en tant que polygones d'apprentissage répartis en 7 classes d'occupation des sols.



Distribution spatiale des polygones de validation utilisés pour la classification multitemporelle.

479 polygones ont été échantillonnés aléatoirement pour évaluer les performances de détection des 7 classes d'occupation des sols, chaque polygone contient environ 12 pixels d'image Landsat.

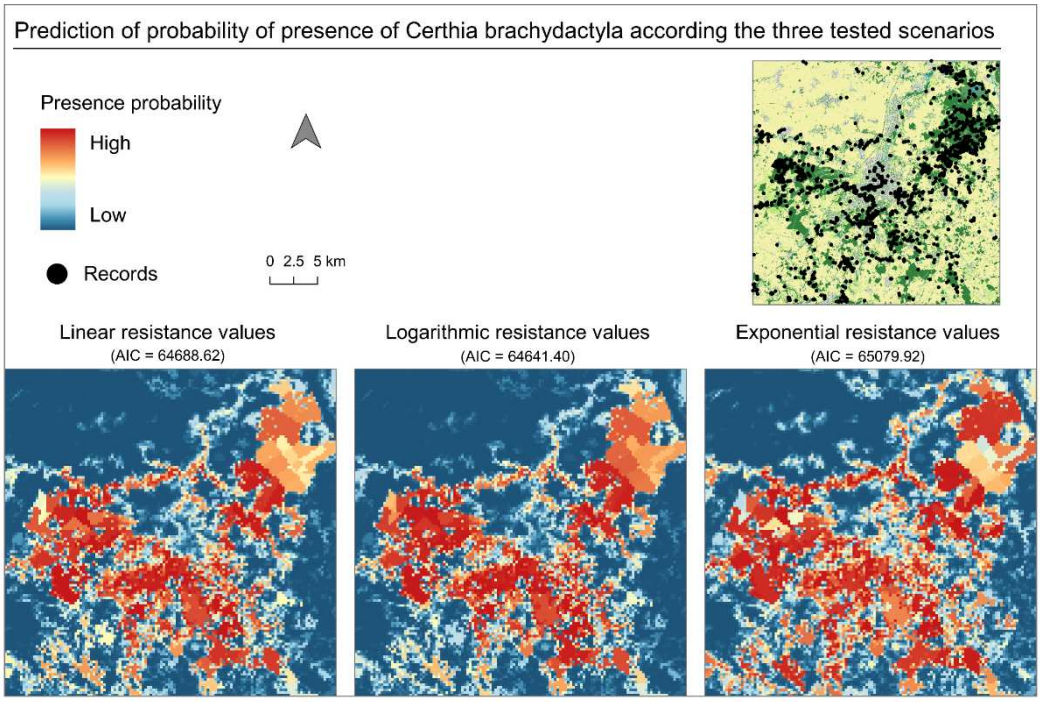


Annexe 4

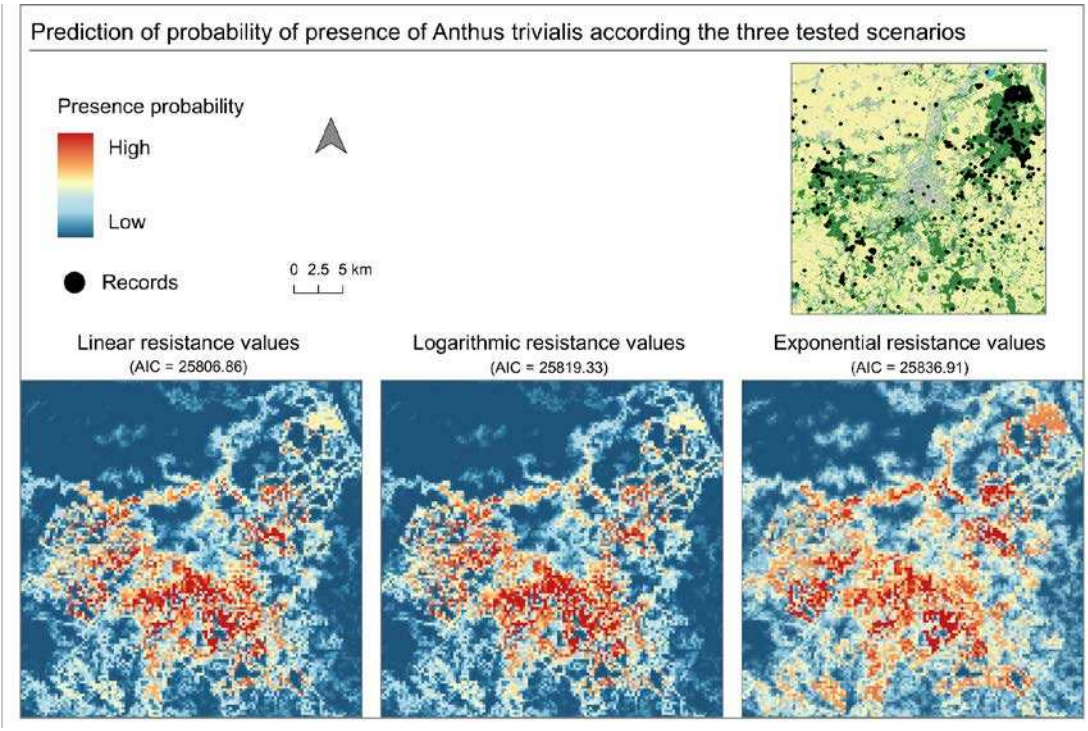
	Certhia brachydatcyla	Anthus trivialis	Category	Linear RV	Logarithmic RV	Exponential RV
Habitat	Wooded elements (Forests, hedgerows, isolated trees)	Forest edges, shrubs, hedgerows, isolated trees	1	1	1	1
Favourable	Herbaceous elements (grassland, lawns, ruderal areas)	Herbaceous elements (grassland, lawns, ruderal areas)	2	25	68.4	3.2
Neutral	Impervious surfaces (asphalt surfaces, parkings, other roads)	Impervious surfaces (asphalt surfaces, parkings, other roads), forest cores	3	50	90	10
Unfavourable	Main roads, railways, water bodies and courses	Main roads, railways, water bodies and courses	4	75	96.8	31.6
Ecological barrier	Highways, High-speed-railways, buildings	Highways, High-speed-railways, buildings	5	100	100	100

Annexe 5

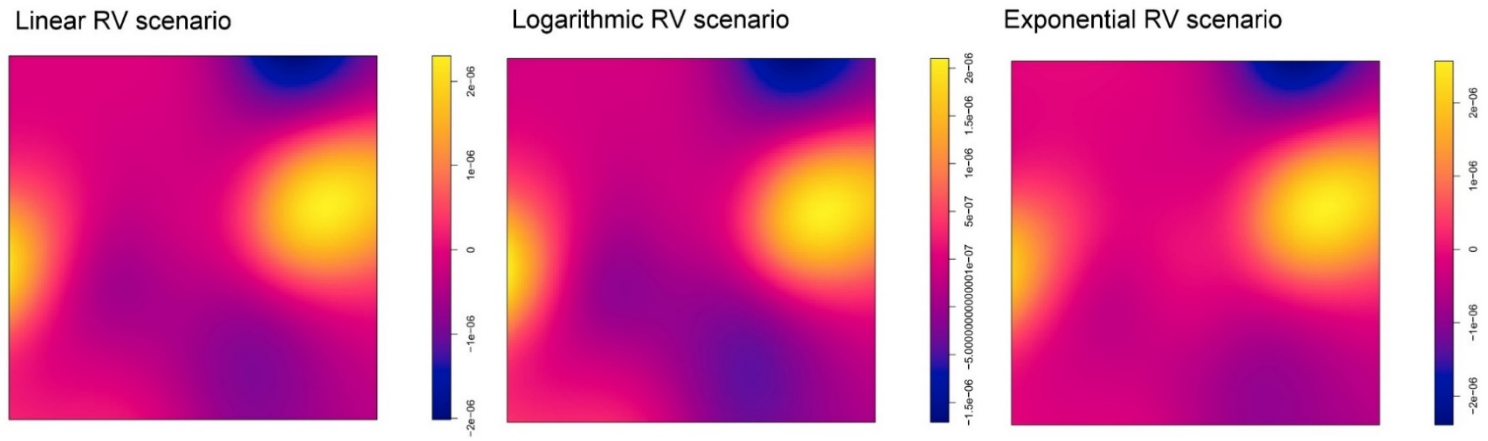
Probabilité de présence du Grimpereau des jardins *Certhia brachydactyla* selon les trois scénarios de résistance du paysage (prédictions corrigées pour effort d'échantillonnage (i.e., nombre de dates uniques et accessibilité)).



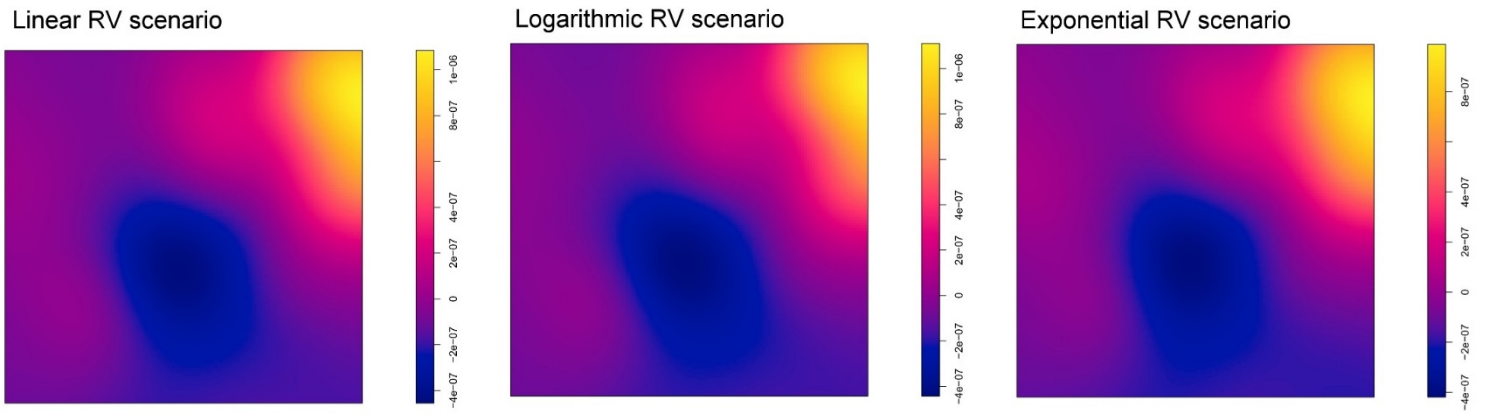
Probabilité de présence du Pipit des arbres *Anthus trivialis* selon les trois scénarios de résistance du paysage (prédictions corrigées pour effort d'échantillonnage (i.e., nombre de dates uniques et accessibilité)).



Residual smoothed surfaces for *Certhia brachydactyla*

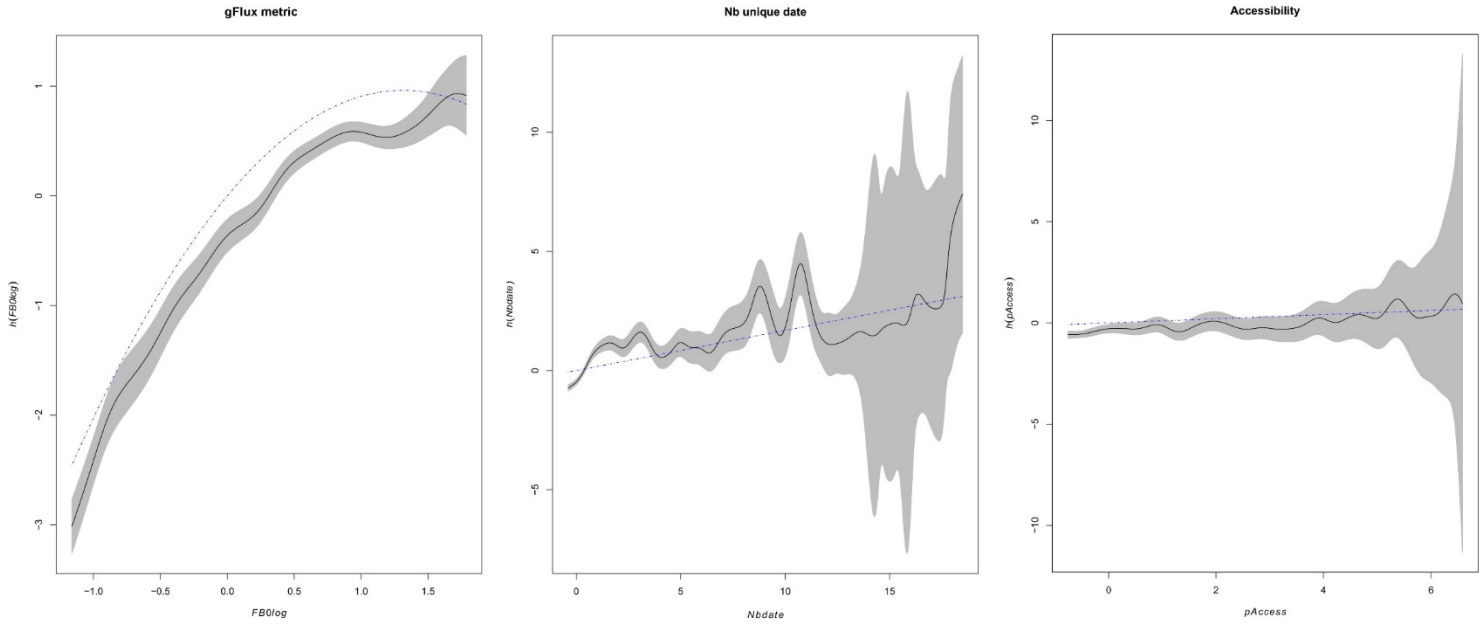


Residual smoothed surfaces for *Anthus trivialis*



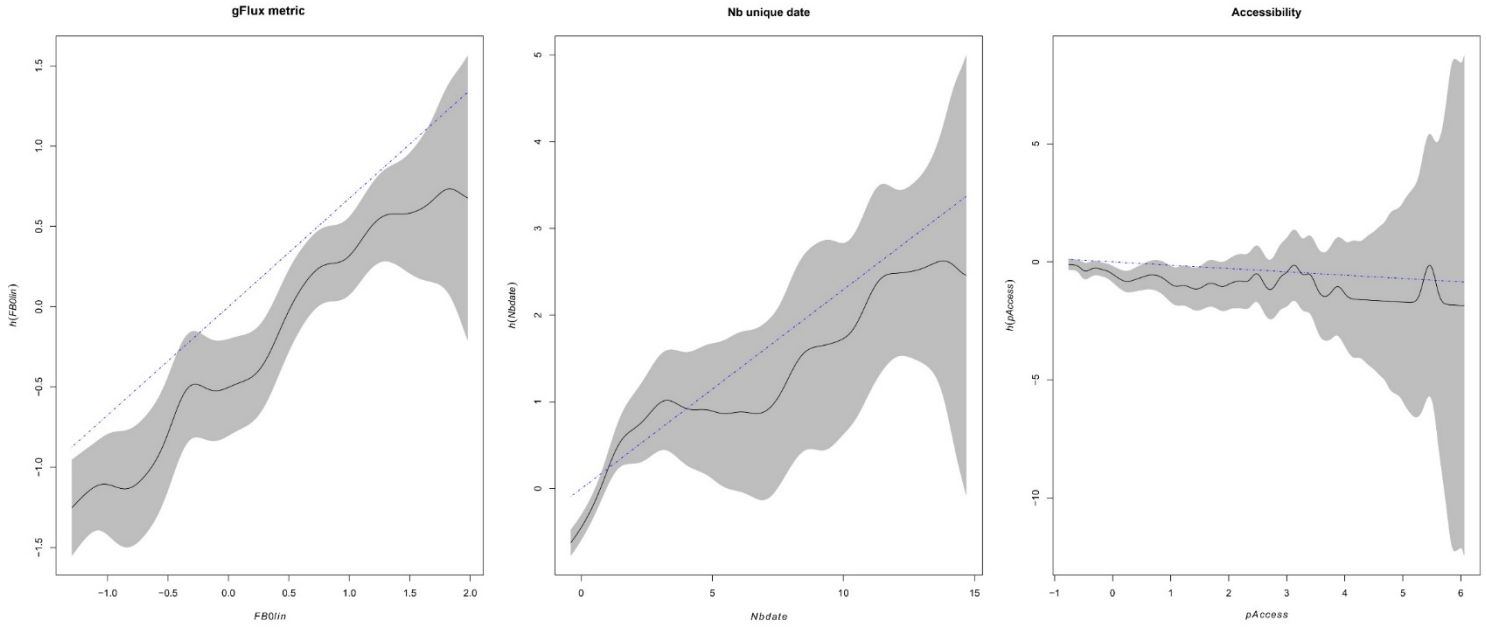
Smooth partial residuals for *Certhia brachydactyla*

Logarithmic RV scenario



Smooth partial residuals for *Anthus trivialis*

Linear RV scenario



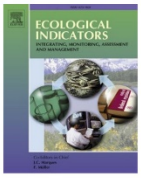
Annexe 6

Ecological Indicators 139 (2022) 108930

Contents lists available at ScienceDirect

Ecological Indicators

journal homepage: www.elsevier.com/locate/ecolind



The promising combination of a remote sensing approach and landscape connectivity modelling at a fine scale in urban planning

Elie Morin [a,*], Pierre-Alexis Herrault [b], Yvonnick Guinard [c], Frédéric Grandjean [a], Nicolas Bech [a]

[a] Université de Poitiers, Laboratoire Ecologie et Biologie des Interactions (UMR CNRS 7267), 5 Rue Albert Turpin, 86022 Poitiers, France
[b] Université de Strasbourg, Laboratoire Image, Ville, Environnement (UMR CNRS 7362), 3 Rue de l'Argonne, 67000 Strasbourg, France
[c] Grand Poitiers Communauté Urbaine, 86000 Poitiers, France

ARTICLE INFO

Keywords:
Object-based classification
Landscape connectivity modelling
Graph theory
Urban
Dispersal
Very high resolution

ABSTRACT

Urban landscapes are rapid changing ecosystems with diverse urban forms that impede the movement of organisms. Therefore, designing and modelling ecological networks to identify biodiversity reservoirs and their corridors are crucial aspects of land management in terms of population persistence and survival. However, the land cover/use maps used for landscape connectivity modelling can lack information in such a highly complex environment. In this context, remote sensing approaches are gaining interest for the development of accurate land cover/use maps. We tested the efficiency of an object-based classification using open-source projects and free images to identify vegetation strata at a very fine scale and evaluated its contribution to landscape connectivity modelling. We compared different spatial and thematic resolutions from existing databases and object-based image analyses in three French cities. Our results suggested that this remote sensing approach produced reliable land cover maps to differentiate artificial areas, tree vegetation and herbaceous vegetation. Land cover maps enhanced with the remote sensing products substantially changed the structural connectivity indices, showing an improvement up to four times the proportion of herbaceous and tree vegetation. In addition, functional connectivity indices evaluated for several forest species were mainly impacted for medium dispersers in quantitative (metrics) and qualitative (corridors) estimations. Thus, the combination of this reproductible remote sensing approach and landscape connectivity modelling at a very fine scale provides new insights into the characterisation of ecological networks for conservation planning.

1. Introduction

Land use changes originating from anthropic activities significantly disturb ecosystem dynamics worldwide. They therefore represent one of the main threats to biodiversity and associated ecosystem services (Benítez-López et al., 2010; McKinney, 2006). These land use changes deeply perturb the structure of the landscape and the associated habitats, thus modifying both the landscape composition (i.e., land cover) and configuration (i.e., spatial arrangement of land cover) (Fahrig et al., 2011; Taylor et al., 1993). Specifically, this manifests through the loss, degradation and fragmentation of habitats, which are reshaped into small isolated patches surrounded by unsuitable habitats (i.e., biogeographic islands) (Fahrig, 2003; Wilcove et al., 1986). Playing the role of refuge, these remaining patches shelter wildlife populations whose connectivity across the landscape is crucial to ensure both their maintenance and resilience. Indeed, geographical isolation can notably lead to an inbreeding mating system and eventually to an extinction vortex (Frankham, 2015; Keyghobadi, 2007).

Resulting in drastic and sustainable habitat modifications, urbanization illustrates the perforation of habitats worldwide and its impact on the connectivity of global landscapes (Ramalho & Hobbs, 2012; Sanderson & Huron, 2011). In response to human population growth and the expansion of human-dominated landscapes, governments have adopted environmental measures to promote the reconnection of isolated patches with significant biodiversity and thus slow down the collapse of populations. These management practices aim to identify and localize biodiversity reservoirs and hotspots sheltering significant biodiversity and then design and preserve ecological corridors to reconnect these areas to each other through an ecological network. Biological populations within these fragmented habitats located in urban landscapes, for example, adopt specific dynamics (e.g., meta-populations) to cope with their changing environment (Hanski & Ovaskainen, 2000). In this

* Corresponding author.
E-mail addresses: elie.morin2.0@gmail.com, elie.morin2.0@gmail.com (E. Morin).

https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2022.108930
Received 6 January 2022; Received in revised form 25 April 2022; Accepted 27 April 2022
1470-160X/© 2022 The Authors. Published by Elsevier Ltd. This is an open access article under the CC BY license (http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/).

case, the persistence of the population is modulated by the balance of colonisation and extinction within the available habitat patches. Thus, maintaining functional connections among habitats across landscapes is crucial for the survival and resilience of populations. As biodiversity is increasingly integrated into land use policies, landscape ecologists and land managers must make rapid diagnoses and analyses to take ecological networks into account.

Ecological networks implicitly involve ecological processes (e.g., foraging, territorial defence, dispersal, migrations) related to resource availability and movements for organisms, including several spatial and temporal scales (Abrahms et al., 2017; LaPoint et al., 2015). Thus, ecological modelling aims to integrate these ecological processes in order to estimate and quantify the functional connectivity shaped by the landscapes. For two decades, resistance-based models were widely used and showed a good correlation with real or measured connectivity (i.e., telemetry, gene flows) (Zeller et al., 2018). Pixel resistance values represent an organism's difficulty to move, or more precisely, the willingness, energetic cost and/or survival rate of organisms to cross each landscape element (Zeller et al., 2012). The higher the resistance value, the more difficult it is to move, thus representing the permeability or impedance to move. Many connectivity models exist such as least cost modelling (Adriaensen et al., 2003), circuit theory (McRae, 2006; McRae et al., 2008) or landscape graphs (Bunn et al., 2000; Urban & Keitt, 2001). Among these methods, landscape graphs (combining resistance maps and least cost modelling) provide an interesting compromise between the data requirements and the capacity to represent ecological processes (Fagan & Calabrese, 2006).

Graphs build ecological networks from nodes (i.e., habitat patches) and edges (i.e., functional connexions) through Euclidean distances or least cost paths (LCPs). These edges can be pruned using a cost or distance value that reflects, for example, the dispersal distance of a target organism (Foltête et al., 2012). Moreover, connectivity metrics are usually computed from these graphs at different scales (i.e., patch or edge, component and/or global level) to quantify functional connectivity and create simulations for landscape management (Foltête et al., 2014; Pascual-Hortal & Saura, 2006; Rayfield et al., 2011; Saura & Pascual-Hortal, 2007). Even though LCPs connecting habitat patches do not encompass all possible corridors, they provide reliable functional connectivity assessments for terrestrial organisms and thus for conservation (Balbi et al., 2021; Zeller et al., 2018). However, all these cartography-based approaches strongly depend on the precision and quality of the input spatial information, particularly land cover databases that include and delineate habitat patches and ecological corridors and barriers. To this end, satellite and aerial images are analysed using geographic information science (GIScience) methods and tools (e.g., geographic information system [GIS] tools and remote sensing analyses) to determine the characteristics of the landscape and extract natural elements such as trees, waterways and gardens. Most studies combine existing data from national geographic institutes, although fine-scale elements are often under-represented, as they require time-consuming manual processing (i.e., manual digitization). In urban landscapes, for example, trees and grass, often reduced to small isolated patches, are frequently underestimated, thus resulting in a lack of information that biases both landscape knowledge and ecological modelling (i.e., connectivity and ecosystem services). However, urban vegetation, and especially its different strata, are crucial for fine-scale modelling, as these structures are fundamental for studying the movements of organisms. Indeed, herbaceous vegetation does not play the same ecological role as tree vegetation with regard to a wooded species or an herbaceous species. Thus, integrating vegetation strata is crucial to model biological flows and identify landscape structures (Choi et al., 2021; Grafius et al., 2017; Tattoni & Ciolli, 2019).

Remote sensing approaches with very high-resolution (VHR) images thus become essential, and among the high-resolution data, airborne light detection and ranging (LiDAR) and hyperspectral data provide very useful information for land cover/use classification (Casalegno et al., 2017; Neyns & Canters, 2022; Shahtahmassebi et al., 2021). For instance, airborne LiDAR has been used in urban and forest areas to provide digital elevation models and digital surface models from a point cloud characterizing height of land cover elements. Such information helps detect and distinguish the different vegetation strata (i.e., herbaceous, shrubby and wooded) specifically within landscapes showing high complexity and heterogeneity such as cityscapes (Casalegno et al., 2017). Even though these spatial data are well known and should be more affordable in the future, they are still rare, because they need specific materials to be acquired (e.g., drones or airborne platforms) and analysed. An alternative approach consists of analysing available VHR images using remote sensing tools that combine learning-based and geographic object-based image analysis (GEOBIA) methods. GEOBIA is a subdiscipline of GIScience that uses remote sensing analyses on satellite or aerial images (i.e., raster) to obtain semantic objects (i.e., vector) (Blaschke, 2010; Blaschke et al., 2014; Chen et al., 2018; Hay & Castilla, 2008). The first step (i.e., segmentation) aims to identify and extract objects and features (i.e., segments), while the second step (i.e., classification) consists of assigning each segment to a specific land cover category. Many advances have been made to successfully identify and distinguish land cover categories from VHR images such as vegetation strata (De Luca et al., 2019; Dupuy et al., 2020; Li & Shao, 2013; Puissant et al., 2014; Zhang et al., 2010; Zhou & Troy, 2008). Such methods are based on images with common spectral bands (i.e., red, green, blue and near infrared [NIR] bands), thus making this method useful and affordable in analysing numerous existing spatial data. Beyond the extraction of tree and grass vegetation, this methodology applied to a VHR image allows for the detection of isolated trees that could profoundly change the landscape description and ecological modelling (App et al., 2022; Tiang et al., 2021). However, to our knowledge, no empirical study has estimated the improvement of a remote sensing (i.e., learning-based and GEOBIA) approach at a fine scale in urban landscape connectivity modelling (Wellmann et al., 2020).

Indeed, based on the VHR images of three French cities, the first objective of this study is to develop a remote sensing methodology to identify and extract vegetation strata. Then, to consider the significance of the results (i.e., feasibility and reliability), we compare the obtained vegetation with that found on maps downloaded from existing databases. Nevertheless, we add the vegetation obtained from the remote sensing approach (firstly without strata distinction and then with strata distinction) to the maps from the existing databases to assess the influence of data quality (i.e., by adding the remotely sensed vegetation) on landscape connectivity modelling. To this end, we analyse and compare the landscape structure indices (i.e., landscape composition and configuration) of these different maps. Finally, we computed and compared the functional ecological indicators (i.e., functional connectivity metrics and models) for several biological and ecological behaviours and capabilities.

By comparing these three levels of resolution data, this study highlights that ecological modelling depends on the quality of the land cover on which it is based, while a good description of the vegetation is crucial to estimate the ecological networks. Furthermore, by relying on open-source tools and methodology, this paper draws attention to the benefits of combining two different and complementary disciplines (i.e., GIS and landscape ecology) in the design of ecological networks.

2. Material and methods

2.1. Study area and global land cover

The study was conducted in three cities located in the west of France: Poitiers (46.58° N, 0.34° E), Niort (46.32° N, 0.46° W) and Châtellerault (46.81° N, 0.54° E). The cities are separated by around 100 km and exhibit a similar oceanic climate.

Poitiers has a population of 131,499 inhabitants (2017 census), the altitude varies from 65 to 144 m, the average annual temperature is

11.5 °C, and the average annual precipitation is 687 mm. This city is an important historical metropolis in the west of France that is crossed by a motorway and a high-speed line (train). The long-established historic centre of Poitiers features a high density of housing and buildings, while the peripheral areas have experienced rapid urbanization since the 1950 s. The broader landscape also includes semi-natural areas such as forests, wetlands, open fields, and an urban natural park (along the river Le Clain) that spans Poitiers and aims to preserve and promote natural areas in the urban landscape (e.g., grasslands, wetlands).

Niort has a population of 72,894 inhabitants (2017 census), the altitude varies from 2 to 77 m, the average annual temperature is 12.5 °C, and the average annual precipitation is 867 mm. Niort, an important historical city in the region, has experienced serious urban sprawl since 1950 and currently features both old and recent urban areas. The city is crossed by a green corridor alongside the river Sèvre Niortaise, composed of forest areas, permanent meadows and wetlands.

Châtellerault has a population of 40,721 inhabitants (2017 census), the altitude varies from 42 to 134 m, the average temperature is 12.5 °C, and the average annual precipitation is 734 mm. This smaller city, crossed by a motorway, is composed of a less dense urban area compared to the other two cities. It has industrial and suburban areas as well as semi-natural habitats such as forest areas, wetlands and open fields.

2.2. Production of the raw map

An initial description of the land cover in the study areas was obtained at a high resolution (1:5000) by combining existing databases using QGis v.3.10 (Quantum GIS Development Team, 2019) (Fig. 1b). As

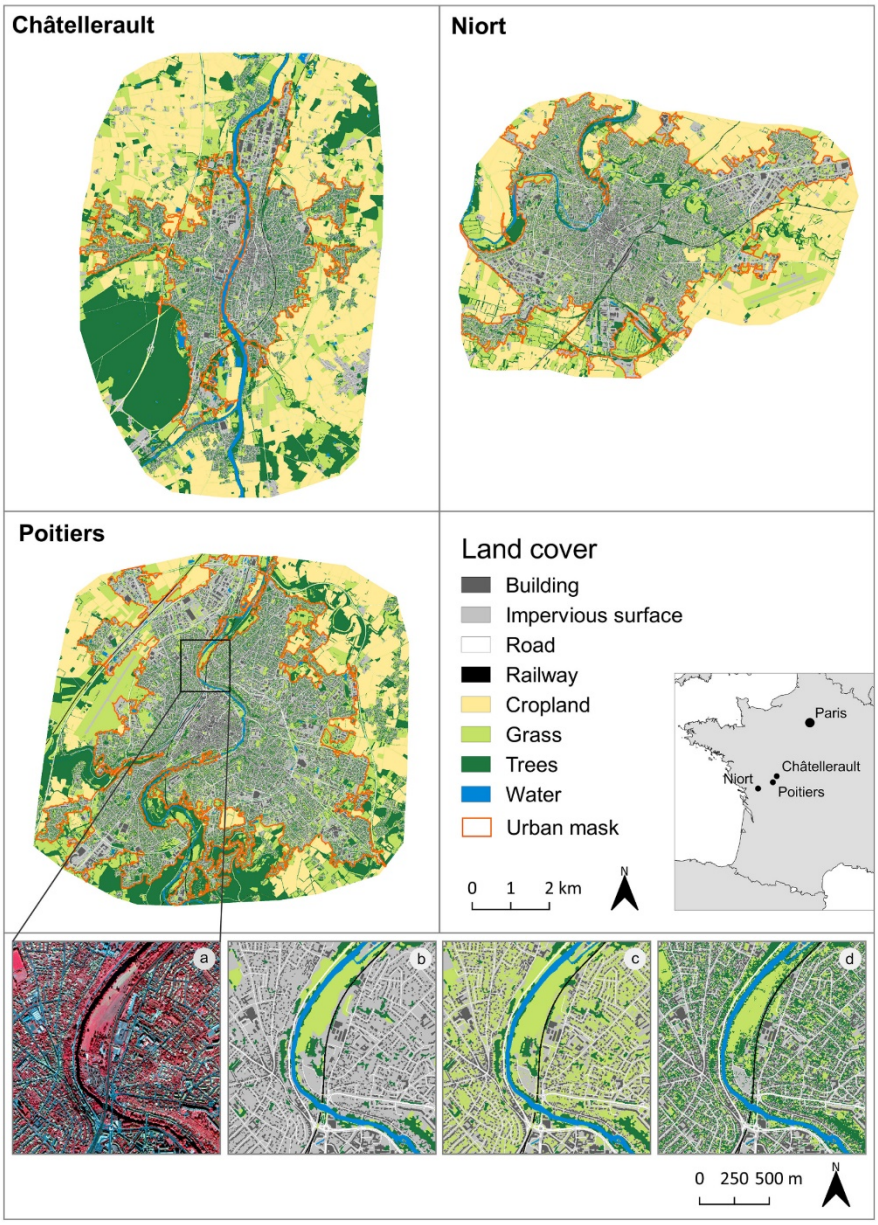


Fig. 1. Study area showing the locations and land cover/use classifications of Poitiers, Niort and Châtellerault.

numerous studies are based on similar maps (i.e., resolution and description), we use this raw map as a reference map for comparisons with the enhanced maps obtained using the remote sensing approach.

This raw map was obtained using the BD TOPO vector database of the French National Geographic Institute (IGN) to acquire the tree vegetation (scattered and rare patches in cities), buildings, water bodies and transport infrastructure. Furthermore, the agricultural plot boundaries were obtained by downloading the vector data Registre Parcellaire Graphique (RPG) from 2017. In parallel, we used the French land cover maps (OSO) from 2016, 2017, 2018 and 2019 based on the Sentinel-2 image time series (Inglada et al., 2017) to identify, for each agricultural plot, annual croplands (at least 3 out of 4 years of annual cropland), temporary grasslands (2 or 3 years of grassland), permanent grasslands (4 years of grassland) and vineyards. Finally, the urban areas (i.e., continuous urban fabric, discontinuous urban fabric, industrial and commercial units, road surfaces) were obtained from the French land cover map (OSO) from 2017.

2.3. Multispectral data

The French IGN provided the orthophotos for the three cities. The images were acquired using a digital camera between 2017/10/11 and 2017/10/15 for Poitiers and Châtellerault and on 2018/05/19 for Niort. The on-board sensors provided multispectral data including three spectral bands with a spatial resolution of 0.5 m: a green channel, a red channel and a NIR channel. They were projected into the Lambert-93 (EPSG: 2154) projection based on the RGF93 geoid (IAG GRS 1980 ellipsoid). These false colour composites (RGB = NIR/Red/Green) were used for object-based classifications.

2.4. Land cover classification

We analysed these multispectral data using an object-based classification with a learning step to detect and extract grass and tree patches within the study areas. For this purpose, we used the open-source Orfeo

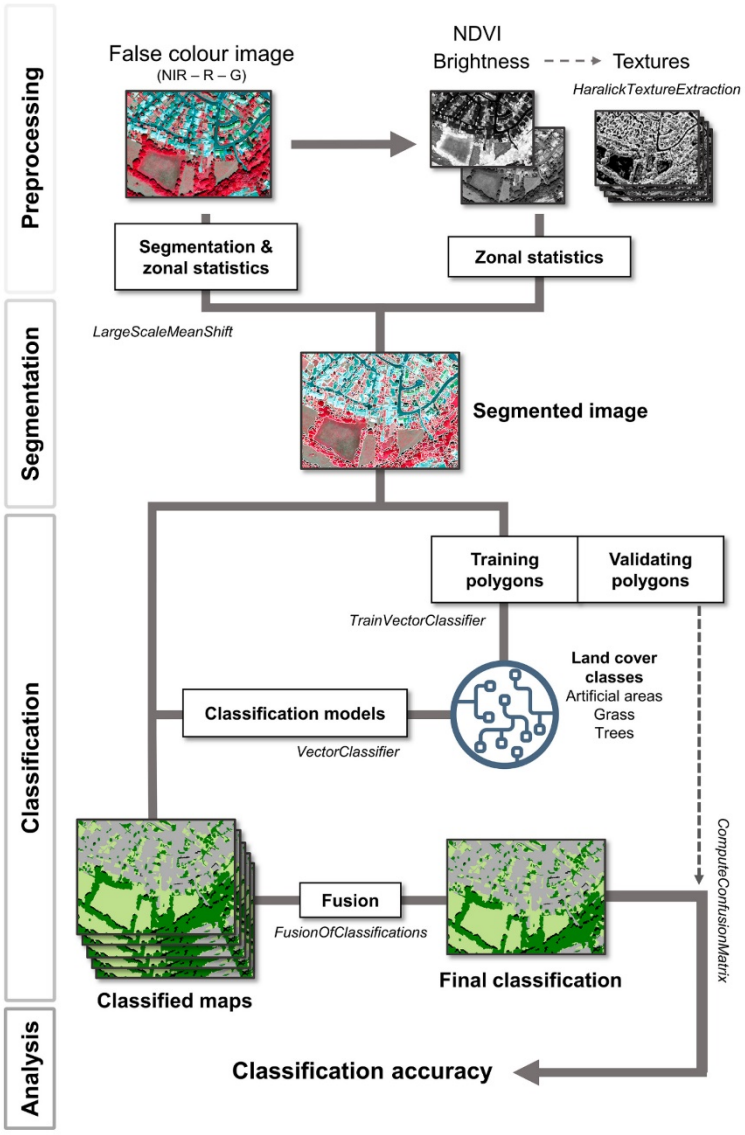


Fig. 2. Workflow of the main steps of the object-based classification process from the false colour composite.

Toolbox library (Grizonnet et al., 2017). The workflow used for the object-based image analysis is summarised in Fig. 2. The main steps are pre-processing (including feature extraction), segmentation, classification (including the learning step) and accuracy assessments. This remote sensing approach only considers artificial areas (including buildings, impervious surfaces and bare soil) and vegetation strata, which are mainly lacking from existing databases.

2.4.1. Segmentation

The first step of the object-based analysis was to identify and extract objects or segments. Segments are groups of adjacent pixels that show similar radiometric information corresponding to a semantic meaning (Blaschke et al., 2014). We used the *LargeScaleMeanShift* function, which uses a smoothing step to facilitate the segmentation procedure. This application executes four steps: i) the *MeanShiftSmoothing* algorithm facilitates the segmentation by smoothing the image; ii) the *LSMSSegmentation* algorithm is the segmentation step; iii) the *LSMSSmallRegionsMerging* algorithm removes all segments smaller than a given size (in pixels) by merging them into a similar neighbouring object; and iv) the *LSMSVectorization* algorithm converts the segmentation into a vector file and calculates the mean and standard deviation of each raster band inside segments (Grizonnet et al., 2017). Based on the empirical tests used to obtain the best segmentation and avoid over- or under-segmentation, we chose a spatial radius of 5 pixels, a range radius of 28 pixels, and a minimum segment size of 60 pixels for the *LargeScaleMeanShift* algorithm. The high range radius value provided strong smoothing, particularly to avoid over-segmentation at the grass/shadow interface. Finally, the 60-pixel threshold corresponded to the crown of smaller isolated trees.

2.4.2. Feature extraction

To assign the target categories to each segment, spectral and texture features were added. We computed the normalized difference vegetation index (NDVI) (Rouse et al., 1973) that is commonly used in remote sensing applications to detect vegetation. Brightness was also calculated as the mean of the three bands (NIR, Red and Green). To improve the classification accuracy, we identified and removed shadow segments showing a mean value of brightness below 65 for Poitiers and Châtellerault and 70 for Niort according to the histogram of brightness (Zhou et al., 2009).

Nevertheless, textures were calculated from the brightness band. They have been used to enhance the classification accuracy by distinguishing vegetation strata or urban objects (Dorigo et al., 2012; Feng et al., 2015; Marceau et al., 1990; Murray et al., 2010; Neyns & Canters, 2022; Shahtahmassebi et al., 2021; Wood et al., 2012). For example, whereas grass showed a smoother or more regular aspect, trees had a more irregular aspect (Appendix A). According to Gonzalez and Woods (2002), textures describe the smoothness, coarseness and regularity of an image. They are characterized by a grey-level co-occurrence matrix (Haralick et al., 1973; Nixon & Aguado, 2002), which represents the spatial homogeneity around each pixel based on a given size of moving window. Variations in grey levels are quantified in the matrix and used to compute the textures. Haralick textures are categorized into three types of measures in which the textures are highly correlated: statistics measures, contrast measures and orderliness measures. Moreover, Hall-Beyer (2017) showed that two measures from the same group can highlight different information: visual edges or patch interiors (Appendix A). Thus, using the *HaralickTextureExtraction* algorithm, we computed four textures with a window size of 7 × 7 pixels: *Energy* (orderliness measure – patch interior information), *Correlation* (statistics measure – patch interior information), *Contrast* (contrast measure – visual edge information) and *Entropy* (orderliness measure – visual edge information).

The average value within segments was extracted for all spectral bands and textures. The standard deviation was used for the green band and textures, because grass segments show less variability than tree segments (Table 1).

Table 1
Information type calculated within each segment and used for the learning step.

Raster	Information type	Mean	SD
Near infrared	Spectral	X	
Red	Spectral	X	
Green	Spectral	X	X
NDVI	Spectral	X	
Energy	Texture	X	X
Entropy	Texture	X	X
Correlation	Texture	X	X
Contrast	Texture	X	X

2.4.3. Random forest classification

Random forests, introduced by Breiman (2001), are frequently used in remote sensing because of their accuracy, robustness, capacity to manage large input variables and few parameters to tune (Feng et al., 2015; Ma et al., 2017; Puissant et al., 2014). This learning method combines classification and regression trees (CART; (Breiman et al., 1984) as well as a bagging-based method. As a set of decision rules, a classification score is calculated from the classification results of several randomized decision trees. After the empirical tests, for the three cities, we chose a value of 250 trees for each forest and a value of 4 for the depth of the trees corresponding to a third of the number of the predictor variables (Rodriguez-Galiano et al., 2012).

To improve the classification accuracy, we used a stratified subsample followed by a cross-validation process as suggested by Dupuy et al. (2020). We divided the training data into five equal subsets to produce five different classifications: four subsets are used as the training dataset and one subset as the validating dataset, and then each subset was used as a validating vector. Finally, the five classifications were merged by majority voting.

To estimate the performance of the classifications, we computed the overall accuracy and Cohen's kappa for the global performance of the classification. The precision, recall and F-score (which is the harmonic mean of precision and recall) were computed for each class. These metrics, calculated for each of the five validated subsets, were averaged, while the standard deviation was calculated.

2.4.4. Training and validating vectors

Choosing the training and validating polygon is an important step as classification models rely on it. The selected segments must represent statistical variations for each category across the entire study area. Based on the photointerpretation, polygons were sampled from the segmentation for the three target categories: artificial areas, grass and trees (Table 2). Artificial areas contained buildings, roads, bare soils and other impervious surfaces; grass contained meadows, lawns, herbaceous wastelands and herbaceous fallows; trees contained tall trees, shrubs, wooded wastelands and wooded fallows. They were selected across all

Table 2
Number of polygons per class for the learning step in each study area.

City	Category	Number of polygons
Poitiers		
	Artificial areas	1134
	Grass	350
	Trees	376
	Total	1860
Niort		
	Artificial areas	1370
	Grass	626
	Trees	698
	Total	2964
Châtellerault		
	Artificial areas	1260
	Grass	480
	Trees	700
	Total	2440

the study areas (Appendix B) to avoid spatial autocorrelation, which can bias the evaluation of classification performance (Mannel et al., 2011).

2.5. Comparison of the three vegetation maps

To test the contribution of the data quality to the modelling, we constructed three maps for each city (Fig. 1). The first is the previously described map that compiles the available data from different databases and is known as the raw map (RM) (Fig. 1b). To construct the second map, known as the Very High-Resolution vegetation map (VHRvm), grass and tree segments identified using the object-based image analysis were merged into the same category as the global vegetation. This global vegetation map was added to the RM, which conserves the vegetation patches of the first map (Fig. 1c). The third map, known as the Very High-Resolution stratified vegetation map (VHRsvm), was constructed from the RM elements, although grass and tree segments were distinguished and described from the object-based classification (Fig. 1d) for which we accessed the accuracy. To facilitate the landscape analyses with efficient computing, all land cover maps were converted into a spatial resolution of 3 m.

2.6. Landscape connectivity analysis

2.6.1. Structural connectivity analysis

As the structural connectivity analysis was only carried out on the vegetation patches within the urban context, we used an urban mask corresponding to the urban fabric of the OSO map (Fig. 1). We calculated and compared the proportion of grass and trees as well as the number and mean size of the grass and tree patches for the three maps of each city. The Hanski index, implemented in Chloe v.4.0 (Boussard & Baudry, 2017), was calculated for grass and trees using following the formula:

$$\sum_{p1}\sum_{p2} e^{-d*}a_{p2}/nb(p)$$

where d is the inter-patch distance (km) and a is the area (ha) of the second patch.

This index increases when the size of the patches increases and the distance between them decreases, thus reflecting the quality of the structural connectivity.

Moreover, choropleth maps were built to quantify the spatial gain of the tree vegetation surface (ha) and the loss of impervious surfaces (ha) from RM to VHRsvm using a 500 × 500 m grid with QGis v.3.10 (Appendix C) (Quantum GIS Development Team, 2019). Applied to the three cities, these choropleth maps allow the visualization of spatial variations in land use, resulting from the different mapping approaches used to construct the VHRsvm and RM.

2.6.2. Functional connectivity analysis

We used graph theory to investigate the contribution of the land cover description/resolution resulting from the different mapping approaches in the computations of the functional connectivity parameters (Urban & Keitt, 2001) using Graphab 2.6 (Foltête et al., 2012). Combining the concept of landscape resistance (i.e., resistance maps) and LCPs (Adriaensen et al., 2003; Spear et al., 2010), this approach identifies functionally connected habitats according to the dispersal distance of a target organism. To implement this approach, we simulated virtual forest species with ecological requirements consistent with tree habitats. We focussed on forest habitats using habitat patches larger than 1 ha. To create resistance maps, we identified five categories of cost values: 1 = habitat or very suitable surfaces, 10 = suitable surfaces, 100 = neutral surfaces, 1,000 = unsuitable surfaces and 10,000 = very unsuitable surfaces (Sahraoui et al., 2017) (Appendix D). In parallel, we created seven different species with seven maximum dispersal distances: 50, 100, 200, 500, 1,000, 1,500 and 2,000 m. Even though these resistance values can correspond to real species, the term virtual species is used here, because the models were not validated using biological data.

In practice, these distances make it possible to test a wide range of behaviour and dispersal capacities of forest organisms. The seven maximum dispersal distances were converted into a cost distance (*Conversion distance* function) from each VHRsvm (Appendix E). For each of the three maps and three cities, seven landscape graphs (i.e., planar graphs) were constructed using the seven cost distances. These cost distances were used to prune the edges of the planar graphs and thus test how the landscape shapes the movement of forest species with low dispersal capabilities (e.g., 50 m) such as forest ground-dwelling arthropods and those with medium dispersal capabilities (e.g., 2,000 m) such as forest songbirds. From the resulting graphs, we obtained the number of components (i.e., a subunit of the global graph in which patches are connected) indicating the degree of connectivity, or conversely, the degree of fragmentation of habitat patches (i.e., the more isolated the patches are, the more components there are). To investigate the contribution of the map resolution at this fragmentation level, the number of habitat patches was divided by the number of components. Moreover, the probability of connectivity (PC) metric was computed at the global (i.e., whole graph level) and local scale (i.e., edge level) (Saura & Pascual-Hortal, 2007). This index reflects the probability that two individuals taken at random within the study area can reach each other. It is calculated using the following formula:

$$\sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{n} a_i a_j p^*_{ij} A_L^2$$

where a_i and a_j are the area of patches i and j, A_L is the total landscape area and p^*_{ij} is the maximum of probability movement between these patches calculated using the function:

$$p_{ij} = e^{(-\alpha dij)}$$

where α describes the intensity of decreasing the probability of dispersion, d is the distance and p describes the dispersion using a value of 0.05 for the maximum dispersal distance (used in this study for all graphs).

Finally, to illustrate differences between the ecological corridors from different maps, the network of corridors was constructed with the *corridor* function using a maximum dispersal distance fixed at 2,000 m as an example. All the functional paths or areas that can be crossed between patches were modelled by a cumulative cost function. LCPs were also compared between maps by showing the cumulative resistance of each path and their dPC value (Appendix F). The cumulative resistance describes the difficulty to move using the corridor. The dPC identifies the contribution of an element k to the overall habitat availability and connectivity within the landscape using a removal method to calculate the percentage of variation in PC (dPC_k) (see also Duflot et al., 2018; Saura & Pascual-Hortal, 2007) from the formula:

$$dPC_k = \frac{PC - PC_{remove,k}}{PC} \times 100$$

3. Results

3.1. Segmentation

The segmentation step provided semantic objects from the false colour composite (Fig. 3). Tests showed that the smoothing step was important to limit over-segmentation and, for example, to avoid the creation of small segments at the grass/shadow interface that had similar spectral and texture characteristics to the tree segments. Due to the acquisition date of the images of Poitiers and Châtellerault, shadows were larger than in the images of Niort. For Poitiers, Niort and Châtellerault, segmentation provided about 940,000, 570,000 and 500,000 segments, respectively, from which 167,000, 43,000 and 52,000 shadow segments were filtered and removed for the classification step.

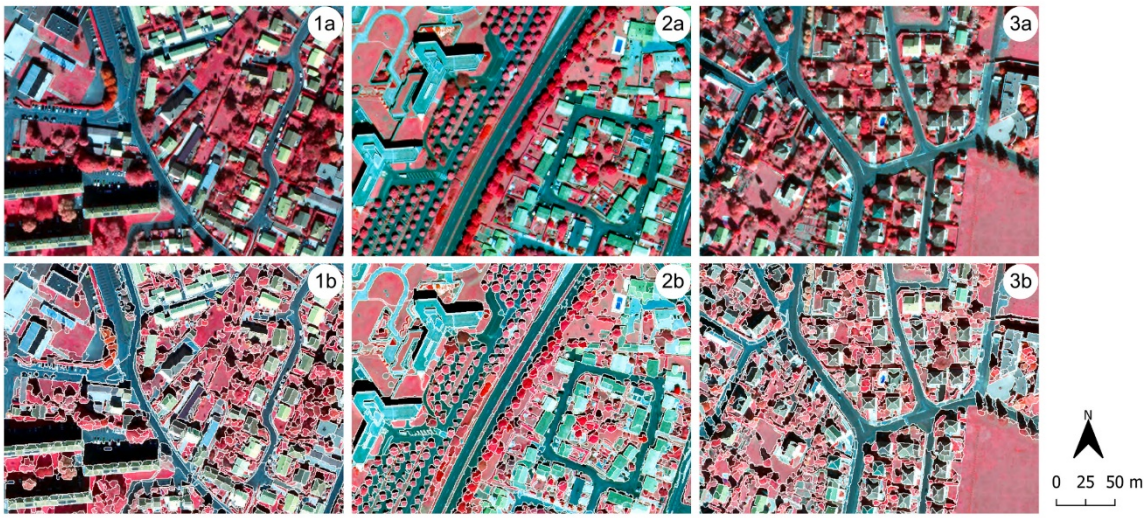


Fig. 3. False colour composite (RGB = NIR/Red/Green) (a) for Poitiers (1), Niort (2) and Châtellerault (3) and segmentation results (b).

3.2. Analysis of accuracy assessments

The classifications showed good global results with an overall accuracy of 95.20% (±0.86), 96.72% (±4.61) and 98.10% (±1.26) and a Cohen's kappa of 0.90 (±0.04), 0.94 (±0.08) and 0.95 (±0.01) for Poitiers, Niort and Châtellerault, respectively.

At the class level, Fig. 4 showed accuracy assessments for each category (mean ± SD). Classifications showed similar trends in the three cities regardless of the categories involved.

Artificial areas and grass were well detected with F-scores of 94.6%, 97.24% and 99.8% for the urban segments and F-scores of 95.8%, 96.54% and 95.64% for the herbaceous segments for Poitiers, Niort and Châtellerault, respectively. Despite the good results for trees, more contrasting performances were obtained with slightly lower F-scores: 85.52%, 86.58% and 83.46% for Poitiers, Niort and Châtellerault, respectively. Artificial areas were the best-detected category; more variation was found for the classification of Poitiers in which these areas are slightly over-detected (i.e., precision of 94%). Grass had high metric values for each city, showing less variability in its performance between cities (i.e., average values) and within cities (i.e., standard deviation). However, grass was possibly over-detected and under-detected, because trees and grass can be mistaken for each other. Indeed, trees had lower values of precision and recall, meaning that trees were over-detected (containing true grass segments) and under-detected (true tree segments were classified as grass segments). In addition, the three classes revealed stronger differences for the classification of Niort in which grass and trees showed more spectral differences compared to those of Châtellerault and Poitiers (showing very close image characteristics) (Appendix G).

3.3. Landscape connectivity analysis

3.3.1. Structural connectivity

Due to the lower resolution of the RM, urban vegetation at the very fine scale was not well detected and identified in the studied areas that measured 4136.66 ha for Poitiers, 3199.86 ha for Niort and 1918.57 ha for Châtellerault (Fig. 1b). As previously stated, this results from the high heterogeneity and complexity of urban landscapes as well as the small area occupied by features such as small isolated trees. The structural connectivity varied among maps and cities but showed similar patterns for the three cities in terms of RM, VHRvm and VHRsvm (Fig. 5). Overall, the object-based classification of VHR images improved the characterization of the total vegetation surface. Compared to RMs, VHRsvm increased the vegetation areas by about four times (Fig. 5a).

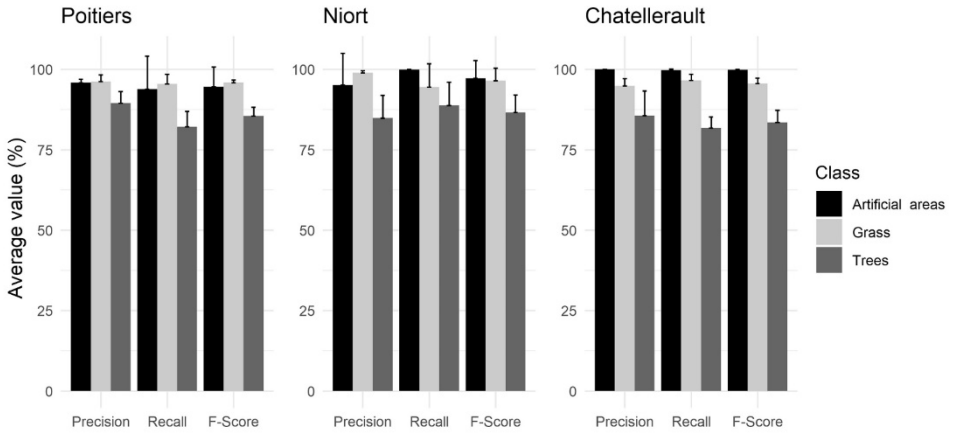


Fig. 4. Accuracy assessment of the final classification (average value ± SD) for each study area.

For example, while grass proportions varied from 4.28% to 6.04% for RMs, they ranged from 14.03% to 14.44% for VHRsvm. This trend was also found with the tree proportions. Only large patches such as parks were detected in RMs, while VHRvm and VHRsvm identified lawns, shrubs and other small vegetation elements. Indeed, our remote sensing approach allowed us to detect fragmented and small isolated patches resulting in an exponential increase in the number of patches (Fig. 5b, c). As expected, Poitiers, which has the largest urban area, showed the highest gains in terms of the number of patches, followed by Niort and then Châtellerault. Moreover, newly detected vegetation patches in VHRvm and VHRsvm were smaller, as evidenced by the mean patch size decreasing by three to five times for Niort and Châtellerault (Fig. 5c), and to a lesser extent, for Poitiers. Agricultural plots (i.e., meadows) explain the high mean patch size in Niort and Châtellerault.

The Hanski connectivity index, which increases as the patches become larger and geographically closer, increased within VHRsvm for grass and tree patches and showed a strong increase for grass patches within VHRvm (Fig. 5d). Despite the decrease in the mean patch size, these results showed that the inter-patch distance strongly decreased in the grass patches within both VHRvm and VHRsvm as well as for tree patches within VHRsvm. Regarding the spatial variations of trees and urban areas between RMs and VHRsvm, the greatest changes in choropleth maps were mainly observed around the urban core of each city within residential areas, for example (Appendix C).

3.3.2. *Functional connectivity*

The VHRsvm detected new habitat patches (i.e., greater than 1 ha) in each study area compared to RMs (and VHRvm): 24 new habitat patches for Poitiers, 15 for Niort and 35 for Châtellerault (Table 3).

Fig. 6a indicates variations in the PC metric at the global scale for the seven maximum dispersal distances for each map. Based on the surface of the habitat patches and their reachability across the landscape, the connectivity index increases with the maximum dispersal distance for all the landscape graphs, as expected. VHRsvm showed the highest functional connectivity for each city. Lower PC values were found for the VHRvm- and RM-based landscape graphs, which had more similar PC values. The functional connectivity of VHRvm-based graphs was slightly better than that of RM-based graphs for distances greater than 500 m for Poitiers and Niort but not for Châtellerault in which PC values were very similar for all distances. Regarding the functional connectivity among cities, Châtellerault showed the highest values of PC ranging from 2.07×10^{-3} to 3.69×10^{-3}, followed by Poitiers with values from 3.45×10^{-4} to 1.18×10^{-4} and Niort with values from 4.53×10^{-5} to 1.29×10^{-4}. When focussing on the degree of fragmentation, the ecological networks were more fragmented for RMs, VHRvm showed more connections between habitat patches, and VHRsvm were the least fragmented networks (Fig. 6b).

Table 3
Number of forest patches larger than 1 ha for raw maps (Raw), very high-resolution vegetation maps (VHRvm) and very high-resolution stratified vegetation maps (VHRsvm).

Zone	Map	No. patches
Poitiers	Raw	156
Poitiers	VHRvm	156
Poitiers	VHRsvm	180
Niort	Raw	85
Niort	VHRvm	85
Niort	VHRsvm	100
Châtellerault	Raw	135
Châtellerault	VHRvm	135
Châtellerault	VHRsvm	170

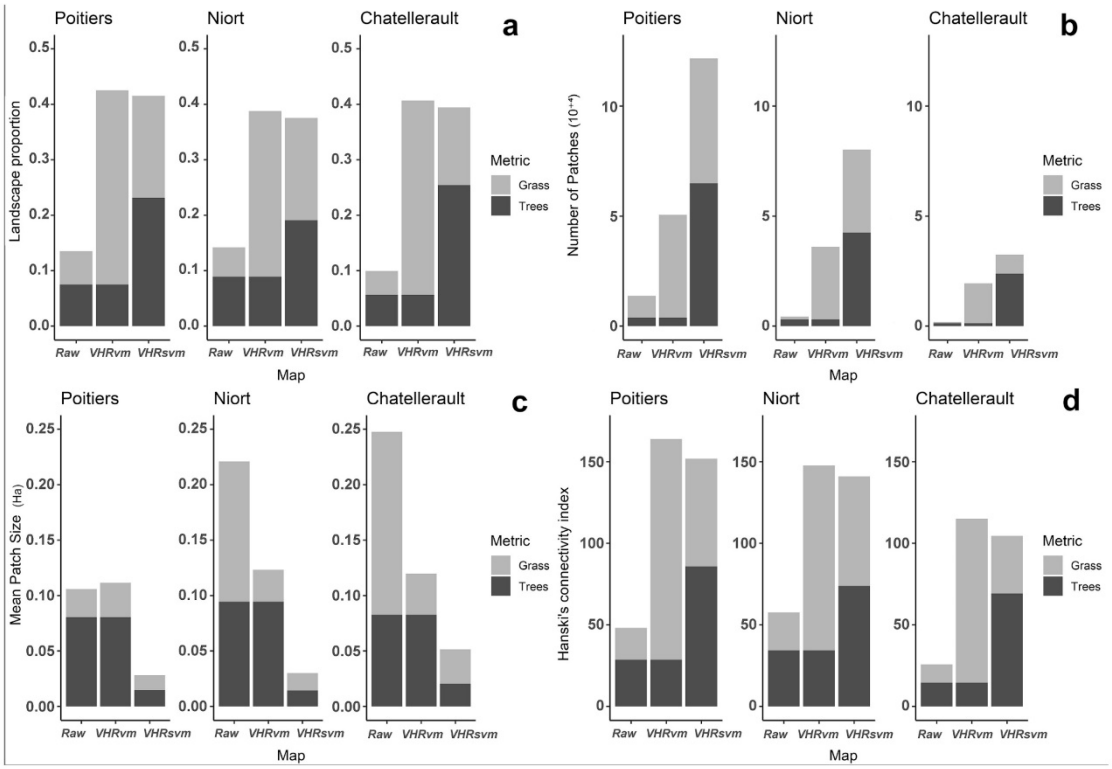


Fig. 5. Structural connectivity indices focussed on grass and tree vegetation from the three land cover/use maps for each of the three cities: landscape proportion of grass and tree areas (a), number of grass and tree patches (b), mean size of grass and tree patches (c) and Hanski connectivity index for grass and trees (d).

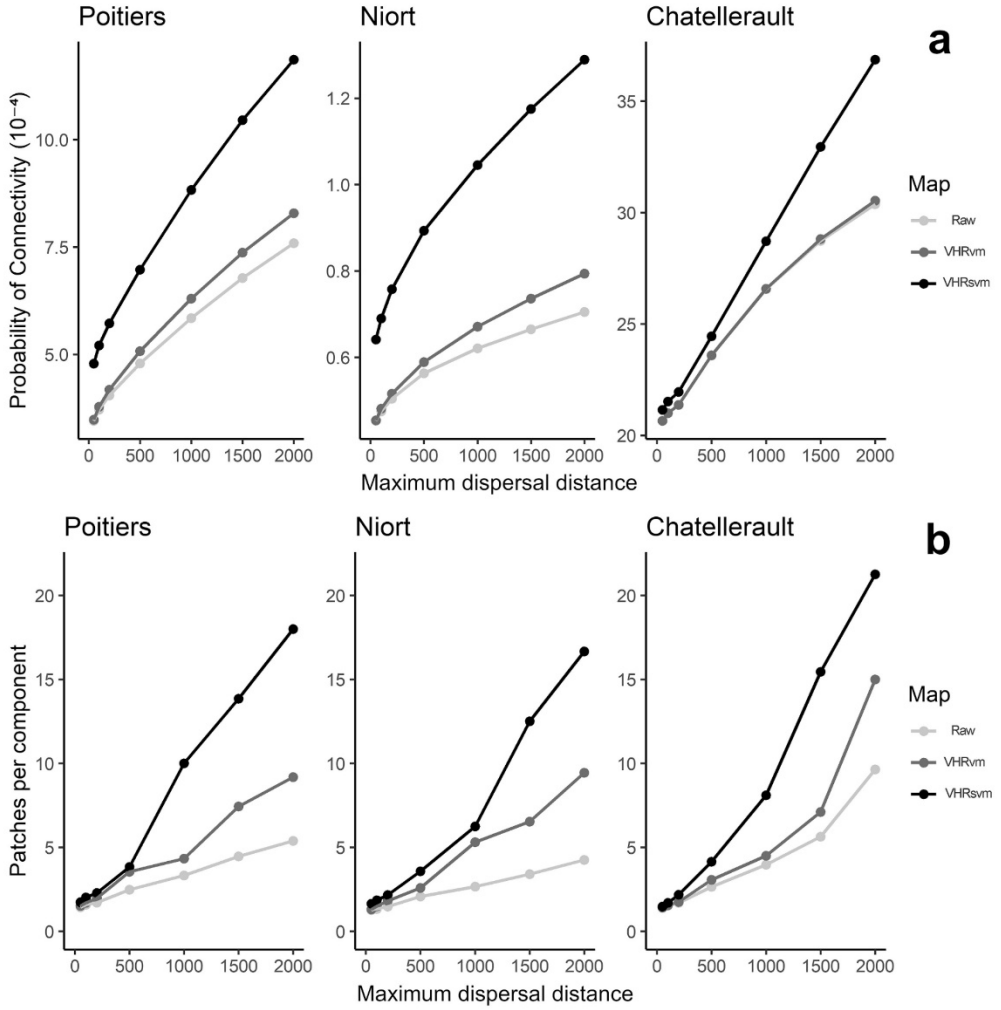


Fig. 6. Functional connectivity indices focussed on urban woodland habitats (larger than 1 ha) for the raw maps (light grey), very high-resolution vegetation maps (dark grey) and very high-resolution stratified vegetation maps (black). Evolution of the probability of connectivity according to several maximum dispersal distances (a). Number of patches divided by the number of components (b).

However, there were fewer differences between the maps for short distances (i.e., < 500 m). Regarding the corridor modelling, these degrees of fragmentation were also observed (Fig. 7). VHRvm showed more extended corridors with a higher quality compared to those of RMs. VHRsvm revealed even more widely distributed corridors of a higher quality, especially within the urban cores. In addition, modelled LCPs showed strong differences between maps for an identical maximum dispersal distance (i.e., 2,000 m). An identified corridor within RMs had lower cumulated resistance values within VHRvm and VHRsvm, and new corridors were identified by enhancing the description of vegetation for these two maps (Appendix E). Furthermore, the contribution of LCPs in the landscape graphs also changed with the map quality (Appendix F).

4. Discussion

This study shows that the remote sensing methods used in this study are a reliable approach to detect isolated and scattered patches of vegetation and distinguish vegetation strata from VHR images. We also show that the quality of the land cover description influences the ecological process modelling (such as ecological corridors) and that the combination of the vegetation strata obtained from our remote sensing approach with maps from existing databases greatly improved the quality and representation of land covers.

4.1. The Object-based classification from VHR images : an effective approach for mapping very fine scale elements in urban contexts

Our study showed the importance of considering the GEOBIA approach in landscape connectivity modelling. Classifications showed good results with high kappa values and F-scores, which were expected based on a small number of land cover classes (i.e., 3) as well as the use of texture analyses (Dorigo et al., 2012; Feng et al., 2015; Neyns & Canters, 2022). The NIR channel (included in the NDVI) was crucial in order to reliably distinguish vegetation from non-vegetation areas (Puissant et al., 2014), although the true-colour aerial imagery (i.e., RGB channel) may also be used in urban areas to conduct object-based classification (Baker et al., 2018). Relatively low F-score values for

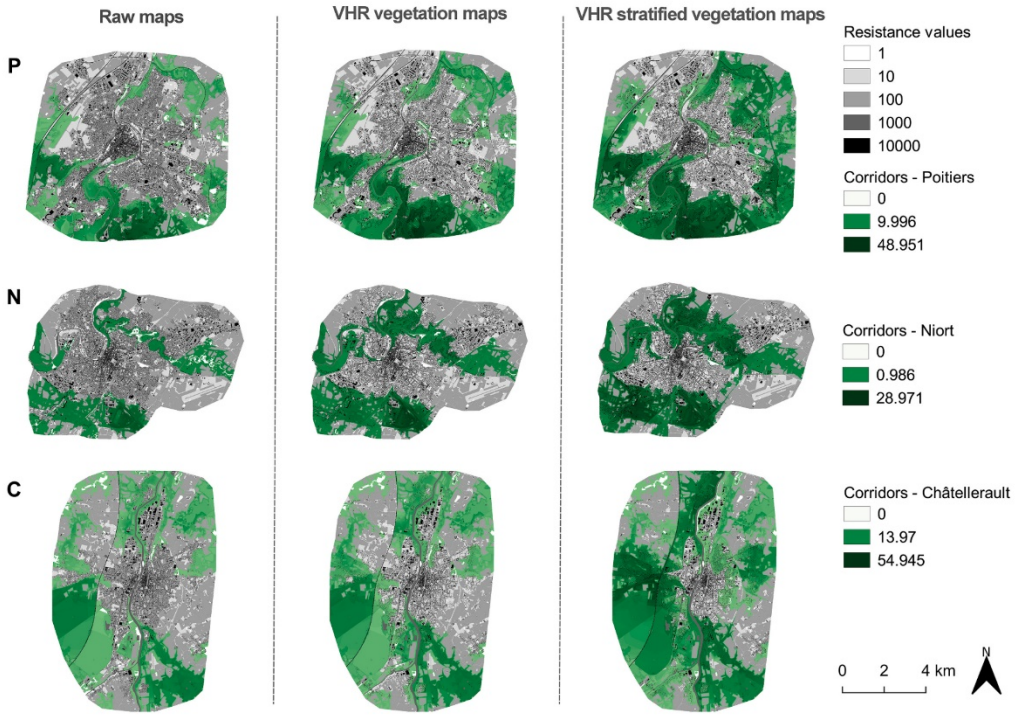


Fig. 7. Network of corridors (functional paths/areas between habitat patches) modelled for a maximum dispersal distance of 2,000 m for each map within Poitiers (P), Niort (N) and Châtellerault (C).

trees mainly stem from the confusion between complex structures such as gardens with isolated small bushes, which correspond to the transition between grass and trees categories (Puissant et al., 2014).

Regarding the methodology and notably the object-based classification that is widely used in remote sensing urban green spaces studies (Neyns & Canters, 2022; Shahtahmassebi et al., 2021), we carefully considered several crucial steps to achieve good results when LiDAR data are not available. First, the smoothing step of the segmentation was important in terms of the mean shift segmentation. While the smoothing step did not improve segmentation in the study of DeLuca et al. (2019), our tests showed that the absence of the smoothing step generates an over-segmentation, thus creating small segments with low compactness. In this case, these small segments at the grass/shadow interface could lead to the detection of false tree segments. In our case, the segments obtained were quite compact and corresponded to more meaningful objects. However, attention must be paid to the segmentation and over-segmentation should be preferable than under-segmentation to achieve a good classification accuracy (Gao et al., 2011; Jian Yang et al., 2015; Smith, 2010; Stumpf & Kerle, 2011). As the parameters depend on the characteristics and proximity of pixels, the values of the *Large-ScaleMeanShift* algorithm could be different for another image resolution (Chen et al., 2018). In addition, the date (day and hour) of the image strongly influences the results (De Luca et al., 2019; Wulder et al., 2008). Images taken in autumn (i.e., Poitiers and Châtellerault) showed larger shadows than those taken in spring (i.e., Niort). Moreover, due to the phenology of the herbaceous vegetation, grass and trees had more similar spectral values in the images of Poitiers and Châtellerault compared to Niort. The best classification accuracy is obtained when the intra-class variation of the categories is low, and the inter-class variation is high. Thus, the identification of vegetation strata was easier for the classification of Niort compared to Poitiers and Châtellerault.

4.2. Implications of urban green space detection on landscape connectivity

While some landscape ecology studies use high-quality maps with LiDAR (an expensive and time-consuming method) (Grafius et al., 2017; Jensen et al., 2009), none focusses on object-based image analysis and its considerable ability to yield a land cover map able to model a high-quality landscape connectivity at a small scale (App et al., 2022; Balbi et al., 2021; Casalegno et al., 2017; Choi et al., 2021; Grafius et al., 2017; Zhou & Troy, 2008). Our study showed that existing databases are useful but can suffer from a lack of information at a very fine scale or in the urban landscape when considering vegetation (Puissant et al., 2014). In comparison, VHRvm revealed complex landscapes by multiplying the detected vegetation (regardless strata) by about four times and identifying smaller and fragmented vegetation patches. Moreover, VHRvm showed a slightly higher proportion of total vegetation compared to VHRsvm. As in Puissant et al. (2014), this excess vegetation is due to tree vegetation vectors provided in the official French database (IGN BD Topo) for which the details and precision (due to the detection threshold used) did not accurately match the processed orthophoto. However, VHRvm do not distinguish vegetation strata and can bias the assessment of landscape indices (Casalegno et al., 2017). For example, the Hanski connectivity index for grass showed very high values in VHRvm compared to VHRsvm due to the overestimated grass areas and their proximity. Thus, ecological studies analysing landscapes that do not distinguish vegetation strata should consider these potential impacts on the assessments of ecosystem services or landscape connectivity. Therefore, the object-based classification involved in VHRsvm improved the detection of urban vegetation and notably small and isolated trees, thus revealing additional scattered habitat patches. Tree alignments, which are characteristic of the urban environment, were mapped, as were trees or shrubs within gardens. Indeed, choropleth maps showed that the information gap mainly occurred in residential areas where

gardens contain trees and lawns. Coarse cartographies do not describe such areas, although these patches strongly enhance structural connectivity (App et al., 2022; Shahtahmassebi et al., 2021). We identified more wooded habitat patches (>1 ha), which consequently influence functional connectivity modelling. The identification of new habitat patches and effective corridors enhanced habitat quantity and availability by improving the ecological connectivity estimations (i.e., PC values). Thus, compared to RMs, VHRvm (including global vegetation) induced a slightly higher PC value for Poitiers and Niort, and to a lesser extent, for Châtellerault. Overall, greater differences in PC values between the maps for Poitiers and Niort were likely due to their high urban density and diversity, whereas Châtellerault is a smaller city with a much higher proportion of habitat areas that are less sensitive to urban fragmentation. It can be difficult to see global patterns in the connectivity modelling, because the urban entities (e.g., terraced houses, detached houses, major road verges) have complex forms that lead to a very high diversity of permeability influencing the movements of organisms (Grafius et al., 2017). Interestingly, greater differences in PC values and the degree of fragmentation were found for medium dispersal distances (i.e., >500 m). Hence, the resolution of the input data used in the connectivity modelling within the urban landscape changed the results, mainly for medium dispersers (e.g., songbirds). The remotely sensed vegetation strata incorporated in VHRsvm added habitat patches, thus reducing the distance between them. Moreover, the global average distance of the surrounding patches around each patch was probably about 500 m, which could explain these results. Above all, the landscape resistance strongly decreased by identifying tree alignments or shrubs (App et al., 2022; Balbi et al., 2019, 2021; Choi et al., 2021; Grafius et al., 2017). For example, VHRvm that only change the landscape permeability by identifying the global vegetation concomitantly showed a decrease in habitat fragmentation.

Undoubtedly, the results obtained for functional connectivity are strongly influenced by the methods and parameters involved when constructing both the land cover and resistance maps. Among these parameters, a relevant spatial resolution is crucial to describe continuous elements such as roads when building resistance maps. Such a high spatial resolution plays an important role in landscape connectivity and biodiversity assessments in urban and rural landscapes (App et al., 2022; Barr et al., 2021; Tiang et al., 2021). Indeed, the movement of organisms depends on their perception of the landscape, which affects their dispersal behaviour (App et al., 2022; Baguette & Van Dyck, 2007; Balbi et al., 2021; Bélisle, 2005), therefore small elements such as isolated trees can trigger the organisms' willingness to move. Thus, the detection of fine-scale elements in the landscape and a better estimation of the quality of the landscape matrix through remote sensing methods could lead to better modelling of landscape connectivity in urban landscapes. It will be interesting to test how much estimation of real connectivity (i.e., telemetry, gene flow) is correlated to ecological networks produced from different map resolutions in urban landscapes.

4.3. Implications and suggestions for conservation in land planning

Biodiversity conservation in urban land planning aims to conciliate anthropic and biodiversity distribution by incorporating natural spaces that allow cities to be more permeable to biodiversity and thus more sustainable. To meet the current urban challenges, it is crucial to integrate and combine remote sensing, urban ecology and urban planning approaches to design more sustainable and functional cities (Wellmann et al., 2020). As a consequence, landscape modelling is a useful tool to estimate ecological networks and test the impact of different scenarios on ecological connectivity in land planning (Drielsma et al., 2022; Sahraoui et al., 2021). As highlighted in this study, this type of ecological modelling depends on the resolution, quality and description of land cover, which can sometimes suffer from a lack of information, notably in terms of urban vegetation. Thus, the combination of a remote sensing approach at a very fine scale and landscape connectivity modelling provides efficient land cover map leading to more realistic ecological networks. Landscape modelling of suitable habitat patches combined with their LCPs is relevant and useful for land managers, as it provides them with a prioritisation of areas to conserve or rehabilitate (Balbi et al., 2021; Sahraoui et al., 2021). For instance, stakeholders should focus their conservation efforts on corridors with higher resistance values (difficult paths to cross) or those that are more important in the modelled ecological networks (i.e., high dPC value) (Duflot et al., 2018). Furthermore, landscape graphs can provide an understanding of functionally connected habitats by identifying both connected and isolated geographic areas. As our results showed that map quality and resolution strongly impacted the connectivity indices, attention should be paid to the ecological networks based on low-quality land cover maps, which may lead to inaccurate conclusions regarding conservation planning.

Combining these affordable methods of remote sensing and urban ecology based on open-source projects and data is a powerful approach for conservation planning. Therefore, as each city is unique, land planners should integrate such methodology to analyse complex social-ecological-technological issues and challenges (Wellmann et al., 2020).

5. Conclusion and perspectives

Working at a small scale can be problematic, because the digitalization of landscape elements is time-consuming and needs human resources. In this study, the objective was to test the influence of remote sensing products as supporting information to detect urban vegetation in landscape modelling. This study supports the fact that free existing imagery and open-source projects represent powerful data and tools for landscape connectivity modelling at a very fine scale. Remote sensing methods such as object-based classifications or even simple methods (e.g., NDVI to detect global vegetation) are useful to improve knowledge about urban areas. Therefore, as supported by our results, the quality of land cover can strongly impact the connectivity indices, which quantify the landscape structure and functional connectivity and thus determine the importance of each corridor in terms of land management. The identification of small elements by remote sensing is crucial for landscape management in rapidly changing areas (e.g., cities) in order to consider spatial and temporal dynamics in landscape analysis. Thus, based on such remote sensing methods, future works should focus on aerial photographs archives to reconstruct the past landscape and to understand ecological processes such as the changes in landscape connectivity over time.

CRediT authorship contribution statement

Elie Morin: Conceptualization, Methodology, Software, Formal analysis, Investigation, Data curation, Writing – original draft, Writing – review & editing, Visualization, Validation. **Pierre-Alexis Herrault:** Writing – review & editing, Validation. **Yvonnick Guinard:** Supervision, Project administration, Funding acquisition. **Frederic Grandjean:** Writing – review & editing, Project administration, Supervision, Funding acquisition. **Nicolas Bech:** Conceptualization, Methodology, Writing – review & editing, Validation, Supervision, Project administration, Funding acquisition.

Declaration of Competing Interest

The authors declare that they have no known competing financial interests or personal relationships that could have appeared to influence the work reported in this paper.

Acknowledgments

This work was funded by the Agence Nationale de la Recherche (Grant No. ANR-21-CE32-0002-01 [RECODE] to N.B.), PEPS-CNRS 2019

EcoMob Grant (CORECO) (for N.B.), 2015–2020 State-Region Planning Contracts (CPER), the European Regional Development Fund (FEDER), partnership arrangements in ecology and the environment (DIPEE), and intramural funds from the Centre National de la Recherche Scientifique and the University of Poitiers. We would particularly like to thank Victoria Grace for editing the manuscript.

Appendix A. Supplementary data

Supplementary data to this article can be found online at https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2022.108930.

References

Abrahms, B., Sawyer, S.C., Jordan, N.R., McNutt, J.W., Wilson, A.M., Brashares, J.S., Hayward, M., 2017. Does wildlife resource selection accurately inform corridor conservation? J. Appl. Ecol. 54 (2), 412–422.

Adriaensen, F., Chardon, J.P., De Blust, G., Swinnen, E., Villalba, S., Gulinck, H., Matthysen, E., 2003. The application of 'least-cost' modelling as a functional landscape model. Landscape Urban Plann. 64 (4), 233–247. https://doi.org/10.1016/S0169-2046(02)00242-6.

App, M., Strohbach, M.W., Schneider, A.-K., Schröder, B., 2022. Making the case for gardens : Estimating the contribution of urban gardens to habitat provision and connectivity based on hedgehogs (Erinaceus europaeus). Landscape Urban Plann. 220, 104347 https://doi.org/10.1016/j.landurbplan.2021.104347.

Baguette, M., Van Dyck, H., 2007. Landscape connectivity and animal behavior : Functional grain as a key determinant for dispersal. Landscape Ecol. 22 (8), 1117–1129. https://doi.org/10.1007/s10980-007-9108-4.

Baker, F., Smith, C., Cavan, G., 2018. A Combined Approach to Classifying Land Surface Cover of Urban Domestic Gardens Using Citizen Science Data and High Resolution Image Analysis. Remote Sensing 10 (4), 537. https://doi.org/10.3390/rs10040537.

Balbi, M., Croci, S., Petit, E.J., Butet, A., Georges, R., Madec, L., Caudal, J., Ernoult, A., 2021. Least-cost path analysis for urban greenways planning: a test with moths and birds across two habitats and two cities. J. Appl. Ecol. 58 (3), 632–643. https://doi.org/10.1111/1365-2664.13800.

Balbi, M., Petit, E.J., Croci, S., Nabucet, J., Georges, R., Madec, L., Ernoult, A., 2019. Title : Ecological relevance of least cost path analysis: an easy implementation method for landscape urban planning. J. Environ. Manage. 244, 61–68. https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2019.04.124.

Barr, A.E., van Dijk, L.J.A., Hylander, K., Tack, A.J.M., 2021. Local habitat factors and spatial connectivity jointly shape an urban insect community. Landscape Urban Plann. 214, 104177 https://doi.org/10.1016/j.landurbplan.2021.104177.

Bélisle, M., 2005. Measuring landscape connectivity: the challenge of behavioral landscape ecology. Ecology 86 (8), 1988–1995. https://doi.org/10.1890/04-0923.

Benítez-López, A., Alkemade, R., Verweij, P.A., 2010. The impacts of roads and other infrastructure on mammal and bird populations: a meta-analysis. Biol. Conserv. 10.

Blaschke, T., 2010. Object based image analysis for remote sensing. ISPRS J. Photogramm. Remote Sens. 65 (1), 2–16. https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2009.06.004.

Blaschke, T., Hay, G.J., Kelly, M., Lang, S., Hofmann, P., Addink, E., Queiroz Feitosa, R., van der Meer, F., van der Werff, H., van Coillie, F., Tiede, D., 2014. Geographic object-based image analysis – towards a new paradigm. ISPRS J. Photogramm. Remote Sens. 87, 180–191. https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2013.09.014.

Boussard, H., Baudry, J., 2017. Chloe4.0 : A software for landscape pattern analysis.

Breiman, L., 2001. Random forests. Machine learning 45, 5–32. https://doi.org/10.1023/A:1010933404324.

Breiman, L., Friedman, J.H., Olshen, R.A., Stone, C.J., 1984. Classification and Regression Trees. Routledge.

Bunn, A.G., Urban, D.L., Keitt, T.H., 2000. Landscape connectivity: a conservation application of graph theory. J. Environ. Manage. 59 (4), 265–278. https://doi.org/10.1006/jema.2000.0373.

Casalegno, S., Anderson, K., Cox, D.T.C., Hancock, S., Gaston, K.J., 2017. Ecological connectivity in the three-dimensional urban green volume using waveform airborne lidar. Sci. Rep. 7 (1), 45571. https://doi.org/10.1038/srep45571.

Chen, G., Weng, Q., Hay, G.J., He, Y., 2018. Geographic object-based image analysis (GEOBIA): emerging trends and future opportunities. GIScience & Remote Sensing 55 (2), 159–182. https://doi.org/10.1080/15481603.2018.1426092.

Choi, H., Song, Y., Kang, W., Thorne, J.H., Song, W., Lee, D.K., 2021. LiDAR-derived three-dimensional ecological connectivity mapping for urban bird species. Landscape Ecol. 36 (2), 581–599. https://doi.org/10.1007/s10980-020-01165-8.

De Luca, G., N. Silva, J.M., Cerasoli, S., Araújo, J., Campos, J., Di Fazio, S., Modica, G., 2019. Object-based land cover classification of cork oak woodlands using UAV imagery and Orfeo ToolBox. Remote Sensing 11 (10), 1238.

Dorigo, W., Lucieer, A., Podobnikar, T., Čarni, A., 2012. Mapping invasive Fallopia japonica by combined spectral, spatial, and temporal analysis of digital orthophotos. Int. J. Appl. Earth Obs. Geoinf. 19, 185–195. https://doi.org/10.1016/j.jag.2012.05.004.

Drielsma, M. J., Love, J., Taylor, S., Thapa, R., & Williams, K. J. (2022). General Landscape Connectivity Model (GLCM): a new way to map whole of landscape biodiversity functional connectivity for operational planning and reporting. *Ecological Modelling, 465*, 109858.

Duflot, R., Avon, C., Roche, P., Bergès, L., 2018. Combining habitat suitability models and spatial graphs for more effective landscape conservation planning: an applied methodological framework and a species case study. J. Nature Conserv. 46, 38–47. https://doi.org/10.1016/j.jnc.2018.08.005.

Dupuy, S., Defrise, L., Lebourgeois, V., Gaetano, R., Burnod, P., Tonneau, J.-P., 2020. Analyzing urban agriculture's contribution to a southern city's resilience through land cover mapping : the case of Antananarivo, Capital of Madagascar. Remote Sensing 12 (12), 1962. https://doi.org/10.3390/rs12121962.

Fagan, W. F., Calabrese, J. M., 2006. Quantifying connectivity : Balancing metric performance with data requirements. In K. R. Crooks & M. Sanjayan (Éds.), Connectivity Conservation (p. 297-317). Cambridge University Press. doi: 10.1017/CBO9780511754821.014.

Fahrig, L., 2003. Effects of habitat fragmentation on biodiversity. Annu. Rev. Ecol. Evol. Syst. 34 (1), 487–515. https://doi.org/10.1146/annurev.ecolsys.34.011802.132419.

Fahrig, L., Baudry, J., Brotons, L., Burel, F.G., Crist, T.O., Fuller, R.J., Sirami, C., Siriwardena, G.M., Martin, J.-L., 2011. Functional landscape heterogeneity and animal biodiversity in agricultural landscapes: heterogeneity and biodiversity. Ecol. Lett. 14 (2), 101–112. https://doi.org/10.1111/j.1461-0248.2010.01559.x.

Feng, Q., Liu, J., Gong, J., 2015. UAV remote sensing for urban vegetation mapping using random forest and texture analysis. Remote Sensing 7 (1), 1074–1094. https://doi.org/10.3390/rs70101074.

Foltête, J.-C., Clauzel, C., Vuidel, G., 2012. A software tool dedicated to the modelling of landscape networks. Environ. Modelling 38, 316–327.

Foltête, J.-C., Girardet, X., Clauzel, C., 2014. A methodological framework for the use of landscape graphs in land-use planning. Landscape Urban Plann. 124, 140–150. https://doi.org/10.1016/j.landurbplan.2013.12.012.

Frankham, R., 2015. Genetic rescue of small inbred populations: meta-analysis reveals large and consistent benefits of gene flow. Mol. Ecol. 24 (11), 2610–2618. https://doi.org/10.1111/mec.13139.

Gao, Y., Mas, J.F., Kerle, N., Navarrete Pacheco, J.A., 2011. Optimal region growing segmentation and its effect on classification accuracy. Int. J. Remote Sens. 32 (13), 3747–3763. https://doi.org/10.1080/01431161003777189.

Gonzalez, R. C., Woods, R. E., 2002. Digital image processing (2nd ed). Prentice Hall.

Grafius, D.R., Corstanje, R., Siriwardena, G.M., Plummer, K.E., Harris, J.A., 2017. A bird's eye view: using circuit theory to study urban landscape connectivity for birds. Landscape Ecol 32.

Grizonnet, M., Michel, J., Poughon, V., Inglada, J., Savinaud, M., Cresson, R., 2017. Orfeo ToolBox: open source processing of remote sensing images. Open Geospatial Data, Software and Standards 2 (1), 15. https://doi.org/10.1186/s40965-017-0031-6.

Hall-Beyer, M., 2017. Practical guidelines for choosing GLCM textures to use in landscape classification tasks over a range of moderate spatial scales. Int. J. Remote Sens. 38 (5), 1312–1338. https://doi.org/10.1080/01431161.2016.1278314.

Hanski, I., Ovaskainen, O., 2000. The metapopulation capacity of a fragmented landscape. Nature 404 (6779), 755–758. https://doi.org/10.1038/35008063.

Haralick, R. M., Shanmugam, K., & Dinstein, I. H. (1973). Textural features for image classification. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 6, 610-621.

Hay, G. J., Castilla, G., 2008. Geographic Object-Based Image Analysis (GEOBIA) : A new name for a new discipline. In T. Blaschke, S. Lang, & G. J. Hay (Éds.), Object-Based Image Analysis (p. 75-89). Springer Berlin Heidelberg. doi: 10.1007/978-3-540-77058-9_4.

Inglada, J., Vincent, A., Arias, M., Tardy, B., Morin, D., Rodes, I., 2017. Operational high resolution land cover map production at the country scale using satellite image time series. Remote Sensing 9 (1), 95. https://doi.org/10.3390/rs9010095.

Jensen, R.R., Hardin, P.J., Bekker, M., Farnes, D.S., Lulla, V., Hardin, A., 2009. Modeling urban leaf area index with AISA+ hyperspectral data. Appl. Geogr. 29 (3), 320–332. https://doi.org/10.1016/j.apgeog.2008.10.001.

Yang, J., He, Y., Weng, Q., 2015. An automated method to parameterize segmentation scale by enhancing intrasegment homogeneity and intersegment heterogeneity. IEEE Geosci. Remote Sens. Lett. 12 (6), 1282–1286. https://doi.org/10.1109/LGRS.2015.2393255.

Keyghobadi, N., 2007. The genetic implications of habitat fragmentation for animalsThis review is one of a series dealing with some aspects of the impact of habitat fragmentation on animals and plants. This series is one of several virtual symposia focussing on ecological topics that will be published in the Journal from time to time. Can. J. Zool. 85 (10), 1049–1064. https://doi.org/10.1139/Z07-095.

LaPoint, S., Balkenhol, N., Hale, J., Sadler, J., Ree, R., Evans, K., 2015. Ecological connectivity research in urban areas. Funct. Ecol. 29 (7), 868–878.

Li, X., Shao, G., 2013. Object-based urban vegetation mapping with high-resolution aerial photography as a single data source. Int. J. Remote Sens. 34 (3), 771–789. https://doi.org/10.1080/01431161.2012.714508.

Ma, L., Li, M., Ma, X., Cheng, L., Du, P., Liu, Y., 2017. A review of supervised object-based land-cover image classification. ISPRS J. Photogramm. Remote Sens. 130, 277–293. https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2017.06.001.

Mannel, S., Price, M., Hua, D., 2011. Impact of reference datasets and autocorrelation on classification accuracy. Int. J. Remote Sens. 32 (19), 5321–5330. https://doi.org/10.1080/01431161.2010.498841.

Marceau, D.J., Howarth, P.J., Dubois, J.M., Gratton, D.J., 1990. Evaluation of the grey-level co-occurrence matrix method for land-cover classification using spot imagery. IEEE Trans. Geosci. Remote Sens. 28 (4), 513–519. https://doi.org/10.1109/TGRS.1990.572937.

McKinney, M.L., 2006. Urbanization as a major cause of biotic homogenization. Biol. Conserv. 127 (3), 247–260. https://doi.org/10.1016/j.biocon.2005.09.005.

McRae, B.H., 2006. Isolation by resistance. Evolution 60 (8), 1551–1561. https://doi.org/10.1111/j.0014-3820.2006.tb00500.x.

McRae, B.H., Dickson, B.G., Keitt, T.H., Shah, V.B., 2008. Using circuit theory to model connectivity in ecology, evolution, and conservation. Ecology 89 (10), 2712–2724.
Murray, H., Lucieer, A., Williams, R., 2010. Texture-based classification of sub-Antarctic vegetation communities on Heard Island. Int. J. Appl. Earth Obs. Geoinf. 12 (3), 138–149. https://doi.org/10.1016/j.jag.2010.01.006.
Neyns, R., Canters, F., 2022. Mapping of urban vegetation with high-resolution remote sensing: a review. Remote Sensing 14 (4), 1031. https://doi.org/10.3390/rs14041031.
Nixon, M. S., Aguado, A. S., 2002. Feature extraction and image processing (1st ed). Newnes.
Pascual-Hortal, L., Saura, S., 2006. Comparison and development of new graph-based landscape connectivity indices : Towards the priorization of habitat patches and corridors for conservation. Landscape Ecol. 21 (7), 959–967. https://doi.org/10.1007/s10980-006-0013-z.
Puissant, A., Rougier, S., Stumpf, A., 2014. Object-oriented mapping of urban trees using Random Forest classifiers. Int. J. Appl. Earth Obs. Geoinf. 26, 235–245. https://doi.org/10.1016/j.jag.2013.07.002.
Quantum GIS Development Team. (2019). Development Team (2014) QGIS Geographic Information System. Open Source Geospatial Foundation Project. Online at: http://www.qgis.org.
Ramalho, C.E., Hobbs, R.J., 2012. Time for a change: dynamic urban ecology. Trends Ecol. Evol. 27 (3), 179–188. https://doi.org/10.1016/j.tree.2011.10.008.
Rayfield, B., Fortin, M.-J., Fall, A., 2011. Connectivity for conservation: a framework to classify network measures. Ecology 92 (4), 847–858. https://doi.org/10.1890/09-2190.1.
Rodriguez-Galiano, V.F., Ghimire, B., Rogan, J., Chica-Olmo, M., Rigol-Sanchez, J.P., 2012. An assessment of the effectiveness of a random forest classifier for land-cover classification. ISPRS J. Photogramm. Remote Sens. 67, 93–104. https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2011.11.002.
Rouse, J.W., Haas, R.H., Schell, J.A., Deering, D.W., 1973. Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS. NASA special publication 351, 309.
Sahraoui, Y., De Godoy Leski, C., Benot, M.-L., Revers, F., Salles, D., van Halder, I., Barneix, M., Carassou, L., 2021. Integrating ecological networks modelling in a participatory approach for assessing impacts of planning scenarios on landscape connectivity. Landscape Urban Plann. 209, 104039 https://doi.org/10.1016/j.landurbplan.2021.104039.
Sahraoui, Y., Foltête, J.-C., Clauzel, C., 2017. A multi-species approach for assessing the impact of land-cover changes on landscape connectivity. Landscape Ecol. 32 (9), 1819–1835. https://doi.org/10.1007/s10980-017-0551-6.
Sanderson, E.W., Huron, A., 2011. Conservation in the City: Editorial. Conserv. Biol. 25 (3), 421–423. https://doi.org/10.1111/j.1523-1739.2011.01683.x.
Saura, S., Pascual-Hortal, L., 2007. A new habitat availability index to integrate connectivity in landscape conservation planning : Comparison with existing indices and application to a case study. Landscape Urban Plann. 83 (2–3), 91–103. https://doi.org/10.1016/j.landurbplan.2007.03.005.
Shahtahmassebi, A. R., Li, C., Fan, Y., Wu, Y., lin, Y., Gan, M., Wang, K., Malik, A., Blackburn, G. A., 2021. Remote sensing of urban green spaces : a review. Urban Forestry & Urban Greening, 57, 126946. doi: 10.1016/j.ufug.2020.126946.
Smith, A., 2010. Image segmentation scale parameter optimization and land cover classification using the Random Forest algorithm. J. Spatial Sci. 55 (1), 69–79. https://doi.org/10.1080/14498596.2010.487851.
Spear, S.F., Balkenhol, N., Fortin, M.-J., Mcrae, B.H., Scribner, K., 2010. Use of resistance surfaces for landscape genetic studies: considerations for parameterization and analysis. Mol. Ecol. 19 (17), 3576–3591. https://doi.org/10.1111/j.1365-294X.2010.04657.x.
Stumpf, A., Kerle, N., 2011. Object-oriented mapping of landslides using Random Forests. Remote Sens. Environ. 115 (10), 2564–2577. https://doi.org/10.1016/j.rse.2011.05.013.
Tattoni, C., Ciolli, M., 2019. Analysis of bird flyways in 3D. ISPRS Int. J. Geo-Inf. 8 (12), 535.
Taylor, P.D., Fahrig, L., Henein, K., Merriam, G., 1993. Connectivity is a vital element of landscape structure. Oikos 68 (3), 571. https://doi.org/10.2307/3544927.
Tiang, D.C.F., Morris, A., Bell, M., Gibbins, C.N., Azhar, B., Lechner, A.M., 2021. Ecological connectivity in fragmented agricultural landscapes and the importance of scattered trees and small patches. Ecological Processes 10 (1), 20. https://doi.org/10.1186/s13717-021-00284-7.
Urban, D., Keitt, T., 2001. Landscape connectivity: a graph-theoretic perspective. Ecology 82 (5), 1205–1218. https://doi.org/10.1890/0012-9658(2001)082[1205:LCAGTP]2.0.CO;2.
Wellmann, T., Lausch, A., Andersson, E., Knapp, S., Cortinovis, C., Jache, J., Scheuer, S., Kremer, P., Mascarenhas, A., Kraemer, R., Haase, A., Schug, F., Haase, D., 2020. Remote sensing in urban planning : Contributions towards ecologically sound policies? Landscape Urban Plann. 204, 103921 https://doi.org/10.1016/j.landurbplan.2020.103921.
Wilcove, D.S., McLellan, C.H., Dobson, A.P., 1986. Habitat fragmentation in the temperate zone. Conserv. Biol. 6, 237–256.
Wood, E.M., Pidgeon, A.M., Radeloff, V.C., Keuler, N.S., 2012. Image texture as a remotely sensed measure of vegetation structure. Remote Sens. Environ. 121, 516–526. https://doi.org/10.1016/j.rse.2012.01.003.
Wulder, M.A., White, J.C., Coops, N.C., Butson, C.R., 2008. Multi-temporal analysis of high spatial resolution imagery for disturbance monitoring. Remote Sens. Environ. 112 (6), 2729–2740. https://doi.org/10.1016/j.rse.2008.01.010.
Zeller, K.A., Jennings, M.K., Vickers, T.W., Ernest, H.B., Cushman, S.A., Boyce, W.M., Bolliger, J., 2018. Are all data types and connectivity models created equal? Validating common connectivity approaches with dispersal data. Divers. Distrib. 24 (7), 868–879.
Zeller, K.A., McGarigal, K., Whiteley, A.R., 2012. Estimating landscape resistance to movement: a review. Landscape Ecol 27.
Zhang, X., Feng, X., Jiang, H., 2010. Object-oriented method for urban vegetation mapping using IKONOS imagery. Int. J. Remote Sens. 31 (1), 177–196. https://doi.org/10.1080/01431160902882603.
Zhou, W., Huang, G., Troy, A., Cadenasso, M.L., 2009. Object-based land cover classification of shaded areas in high spatial resolution imagery of urban areas: a comparison study. Remote Sens. Environ. 113 (8), 1769–1777. https://doi.org/10.1016/j.rse.2009.04.007.
Zhou, W., Troy, A., 2008. An object-oriented approach for analysing and characterizing urban landscape at the parcel level. Int. J. Remote Sens. 29 (11), 3119–3135. https://doi.org/10.1080/01431160701469065.

La télédétection pour mieux étudier nos territoires

Étudier la connectivité entre les zones d'habitats favorables au maintien ou au développement de la biodiversité représente un enjeu majeur dans la préservation des espèces animales et végétales.



Étapes de l'approche orientée objet (Object-Based Image Analysis). À gauche : image aérienne/satellitaire (canaux proche infrarouge / rouge / vert), au centre : segmentation de l'image, à droite : classification de chaque segment (surface imperméable en gris, végétation herbacée en vert clair, végétation arborée en vert foncé).

Parmi les grandes menaces pesant sur la biodiversité, la fragmentation des habitats fait partie des plus impactantes. Ce phénomène se traduit par la perte de leurs surfaces, de leur disponibilité et de leur connectivité. Ceci a pour conséquence de limiter la dispersion entre les zones, qu'on nomme des patchs d'habitats favorables et d'isoler géographiquement certains d'entre eux. Cependant, ces patchs d'habitats représentent des refuges-réservoirs de biodiversité et leur isolement géographique peut conduire au déclin de certaines populations. Ainsi, la résilience de la biodiversité devient dépendante du degré d'isolement géographique des patchs sur lesquels elle se trouve.

DES PAYSAGES PERTURBÉS

L'occupation anthropique du sol et les changements d'usage des terres représentent les causes les plus importantes de la fragmentation des habitats. Parmi les différentes occupations du sol, l'urbanisation représente celle qui créée la modification la plus importante, par rapport au milieu naturel, et la plus durable. Ainsi, en France, face à l'étalement des surfaces anthropisées, le Grenelle de l'environnement a adopté la mesure de Trame Verte et Bleue (TVB) en vue d'enrayer la perte de biodiversité due à la fragmentation des habitats. Les TVB ont pour objectifs de caractériser et gérer les réservoirs de biodiversité et de dessiner et préserver les corridors écologiques les reliant. Cependant, ces corridors écologiques sont souvent modélisés à une échelle départementale dont la résolution ne permet pas toujours de prendre en compte les subtilités de l'hétérogénéité spatiale (composition et configuration) que l'on peut retrouver dans les paysages urbains où la biodiversité a le plus besoin d'être reconnectée.

DES TECHNIQUES SOPHISTIQUÉES POUR DÉCRIRE LES PAYSAGES

Les cartographies sont des représentations thématiques du territoire. Elles sont représentées avec des résolutions spatiales (c.-à-d. taille de pixel / précision des objets) et thématiques (par ex. différenciation des strates de végétation) qui diffèrent selon les problématiques. Dans le cadre de ce travail, le laboratoire d'Écologie et Biologie des Interactions (EBI UMR 7267 – CNRS / Université de Poitiers) a réalisé plusieurs cartographies des villes de Poitiers, Niort et Châtellerault afin d'estimer comment la résolution et donc la prise en compte de l'hétérogénéité spatiale, influence la modélisation des corridors écologiques en paysages urbains. Ainsi, pour chacune des trois villes, les chercheurs ont dressé 3 types de cartes d'occupation du sol avec différents niveaux de précision-résolution.

La première cartographie a été réalisée à partir de données institutionnelles en libre accès qui décrivent bien l'occupation anthropique du sol (par ex. bâti, routes, voie ferrées…) mais qui ne permettent pas une description fine de la végétation urbaine - pourtant importante dans la modélisation des corridors écologiques.
La deuxième cartographie utilise des outils de télédétection basiques et en libre accès pour calculer le NDVI (Normalized Difference Vegetation Index) : indice permettant de détecter la végétation globale qui est ensuite ajoutée à la première cartographie.
La troisième cartographie utilise une méthodologie (c.-à-d. classification orientée-objet utilisant des logiciels et données en libre accès) distinguant, via l'intelligence artificielle (machine learning), deux niveaux de strates de végétation : arborée et herbacée qui viennent compléter les cartographies précédentes. La distinction des deux strates de végétation permet de se rapprocher davantage de la réalité du paysage pour mieux caractériser et modéliser les corridors écologiques. Cette dernière cartographie présente une résolution spatiale de 1 mètre correspondant à la perception et l'utilisation du paysage des espèces à faible et moyenne dispersion.

> "... un rôle fondamental de la connaissance de l'occupation du sol..."

APPORTS DE LA TÉLÉDÉTECTION DANS L'ÉTUDE DE NOS VILLES

Les résultats suggèrent que les cartographies à fine résolution et enrichies par les approches de télédétection fournissent une description de l'occupation du sol fiable et fidèle à la réalité en différenciant très bien la végétation arborée et la végétation herbacée. Plus précisément, les méthodes de télédétection permettent de détecter, selon les zones, jusqu'à quatre fois plus de végétation herbacée et arborée que ne le décrivent les cartographies construites à partir des bases de données institutionnelles. Ainsi, lorsqu'il s'agit de modéliser des corridors écologiques pour des espèces forestières inféodées à la strate arborée, les résultats montrent que la précision de l'occupation du sol influence grandement la modélisation des réseaux de corridors écologiques.

Dans un premier temps, ces différences se retrouvent à l'échelle globale de la zone d'étude dans la quantification de la capacité d'accueil, l'accessibilité et la disponibilité des habitats (c.-à-d. indice de Probabilité de Connectivité). En effet, les estimations de cet indice augmentent avec la précision des cartographies utilisées qui améliorerait alors le calcul de la probabilité de connectivité des différents patchs étudiés.

Dans un deuxième temps, l'estimation des valeurs d'un autre indice de connectivité, le dPC (delta Probabilité de Connectivité) calculé pour chaque corridor écologique modélisé, peut également varier lorsque la qualité de la cartographie change. Cet indice identifie l'importance de chaque corridor et permet de hiérarchiser et prioriser les actions de conservations à réaliser. Différentes qualités de cartographies peuvent même entrainer une modification des tracés des corridors suggérant donc un rôle fondamental de la connaissance de l'occupation du sol dans la détermination des TVB.

L'approche de télédétection, développée dans le cadre de cette étude, représente un apport considérable et complémentaire à l'étude de la connectivité écologique des paysages quelles que soient leur hétérogénéité et leur échelle spatiale. En matière d'aménagement du territoire pour des espèces à faible distance de dispersion, ces résultats suggèrent qu'une fine résolution spatiale est indispensable pour modéliser des corridors écologiques. En effet, nos résultats suggèrent qu'une carte d'occupation du sol trop grossière pourrait mener à des conclusions erronées et avoir de fortes conséquences en matière de conservation dans les plans d'aménagement urbains. Ces résultats fournissent de nouvelles perspectives dans la caractérisation des réseaux écologiques et ainsi dans l'aménagement de nos territoires, la préservation de la Biodiversité et plus largement les relations Homme-Nature.

La télédétection représente un ensemble d'outils permettant de détecter à distance un objet ou un phénomène sur la base de son rayonnement électromagnétique. En cartographie, la télédétection consiste généralement à étudier la réflectance des objets dans les différentes bandes spectrales constituant une image aérienne (par ex. bleu, vert, rouge voire proche infra-rouge et au-delà).
Par exemple, les feuilles des plantes, par leurs pigments et leur structure, réfléchissent plus le rayonnement dans le proche infra-rouge que le rayonnement dans le rouge. À l'inverse, d'autres surfaces telles que l'eau ou le sol auront un comportement spectral différent. Ainsi, le rapport des réflectances entre nos bandes spectrales rouge et proche infrarouge permet de calculer un indice, dit de végétation, appelé "NDVI" (Normalized Difference Vegetation Index). Cet indice NDVI va permettre de détecter et de localiser les végétaux, même les plus petits.

$$NDVI = \frac{\text{Réflectance (Proche Infra-rouge)} - \text{Réflectance (Rouge)}}{\text{Réflectance (Proche Infra-rouge)} + \text{Réflectance (Rouge)}}$$

Comme dans beaucoup d'autres disciplines, le machine learning se développe et permet d'accomplir des tâches complexes. Cette méthodologie, combinée à une approche spécifique (Object-Based Image Analysis), permet, de réaliser à partir d'une image aérienne/satellitaire :
- l'étape de segmentation qui consiste à délimiter des "objets/segments sémantiques" en fonction de de leurs caractéristiques spectrales,
- puis l'étape de classification qui consiste à assigner automatiquement ces segments à des catégories d'occupation du sol préalablement renseignées.

Elie MORIN < EBI
elie.morin@univ-poitiers.fr
Nicolas BECH < EBI
nicolas.bech@univ-poitiers.fr
Frédéric GRANDJEAN < EBI
frederic.grandjean@univ-poitiers.fr
Yvonnick GUINARD < Grand Poitiers Communauté urbaine
yvonnick.guinard@grandpoitiers.fr
https://ebi.labo.univ-poitiers.fr/

Repenser la conception des corridors écologiques à travers l'espace et le temps : l'apport de la télédétection à très haute résolution spatiale

Les changements d'occupation des sols d'origine anthropique entrainent une fragmentation des habitats et représentent l'une des principales menaces pour la biodiversité. En effet, cette fragmentation se traduit par la diminution de la surface des habitats, de leur disponibilité et de leur connectivité. Dans ce contexte, la Trame Verte et Bleue, adoptée en France, vise à identifier les réservoirs de biodiversité et leurs corridors écologiques afin de maximiser la fonctionnalité des réseaux écologiques. Néanmoins, cette mesure est basée sur des modélisations cartographiques dont la résolution spatiale et thématique, bien qu'adéquate à l'échelle régionale, ne permet pas de prendre en compte l'hétérogénéité spatiale des paysages complexes tels que les milieux urbains. Par ailleurs, cette approche ne considère pas la dynamique temporelle du paysage, pourtant importante dans les processus écologiques.

Dans un premier temps, le but de ma thèse a été de construire une représentation actuelle du territoire à très haute résolution spatiale (THRS) à partir de la compilation de données spatiales institutionnelles en libre accès. Malgré la forte résolution spatiale et thématique de cette première cartographie notamment en milieu rural, la végétation urbaine, source de biodiversité, restait sous-estimée. Ainsi, nous avons développé une méthodologie alliant SIG et télédétection afin de caractériser et différencier la végétation arborée et herbacée en milieu urbain à THRS. Dans un deuxième temps, cette approche a permis de mettre en évidence l'importance de la précision cartographique dans la modélisation des connectivités paysagères (i.e., réseaux écologiques) en milieux urbains. Ces approches ont ensuite été utilisées pour reconstruire les paysages anciens à THRS afin de comprendre l'impact des changements spatio-temporels du paysage sur la connectivité écologique. Ces modèles de connectivité ont été validés à partir de données d'occurrence d'espèces spécialistes. Les bases de données créées et les méthodologies développées durant cette thèse représentent des informations précieuses et transdisciplinaires dans l'aménagement du territoire pour la conservation de la biodiversité.

Mots clefs : SIG, Télédétection, réseaux écologiques, connectivités paysagères, analyses spatiales, dispersion, changements spatio-temporels.

Rethinking ecological corridors across space and time: the contribution of remote sensing at very high resolution.

Land cover changes, from human activities, lead to habitat fragmentation and represent one of the main threats to biodiversity. This habitat fragmentation results in a reduction of the area of habitats, their availability and their connectivity. In this context, the Trame Verte et Bleue scheme, adopted in France, aims to identify biodiversity reservoirs and their ecological corridors to maximize the functionality of ecological networks. However, this measure is based on cartographic modelling whose spatial and thematic resolution, although adequate at the regional scale, does not take into account the spatial heterogeneity of complex landscapes such as urban areas. Moreover, this approach does not consider the temporal dynamics of the landscape, which is important in ecological processes.

In a first step, the aim of my thesis was to build a current representation of the landscape at very high resolution (VHR) from the compilation of institutional spatial data in open access. Despite the high spatial and thematic resolution of this first map, especially in rural areas, the urban vegetation, sheltering biodiversity, remained underestimated. Thus, we developed a methodology combining GIS and remote sensing in order to characterize and differentiate trees and herbaceous vegetation in urban areas at VHR. In a second step, this approach allowed us to highlight the importance of the spatial resolution of land cover map in landscape connectivity modelling (i.e., ecological networks) in urban environments. These approaches were then used to reconstruct ancient landscapes at VHR to understand the impact of spatiotemporal landscape changes on ecological connectivity. These connectivity models were validated using occurrence data of specialist species. The databases created and the methodologies developed during this thesis represent valuable and transdisciplinary information in land planning for biodiversity conservation.

Keywords: GIS, Remote Sensing, ecological networks, landscape connectivity, spatial analyses, dispersion, spatiotemporal changes.