

## THÈSE

Pour l'obtention du grade de  
DOCTEUR DE L'UNIVERSITÉ DE POITIERS  
UFR des sciences fondamentales et appliquées  
XLIM-SIC  
(Diplôme National - Arrêté du 25 mai 2016)

École doctorale : Sciences et ingénierie pour l'information, mathématiques - S2IM (Poitiers)  
Secteur de recherche : Électronique des hautes fréquences, photonique et systèmes

Présentée par :  
**Abdeslam Behlouli**

### **Simulation du canal optique sans fil. Applications aux communications optiques sans fil**

Directeur(s) de Thèse :  
Lilian Aveneau, Pierre Combeau

Soutenue le 07 décembre 2016 devant le jury

Jury :

Président	<b>Laurent Clavier</b>	Professeur des Universités, Télécom Lille
Rapporteur	<b>Mohammad Ali Khalighi</b>	Maître de conférences, École centrale de Marseille
Rapporteur	<b>Yannis Le Guennec</b>	Maître de conférences, INP de Grenoble
Membre	<b>Lilian Aveneau</b>	Maître de conférences, Université de Poitiers
Membre	<b>Pierre Combeau</b>	Maître de conférences, Université de Poitiers
Membre	<b>Kadi Bouatouch</b>	Professeur des Universités, Université de Rennes
Membre	<b>Anne Julien-Vergonjanne</b>	Professeur des Universités, Université de Limoges
Membre	<b>Salah Bourenane</b>	Professeur des Universités, École centrale de Marseille

**Pour citer cette thèse :**

Abdeslam Behlouli. *Simulation du canal optique sans fil. Applications aux communications optiques sans fil* [En ligne]. Thèse Électronique des hautes fréquences, photonique et systèmes. Poitiers : Université de Poitiers, 2016. Disponible sur Internet <<http://theses.univ-poitiers.fr>>

UNIVERSITÉ DE POITIERS  
ÉCOLE DOCTORALE : SCIENCES ET INGÉNIERIE POUR  
L'INFORMATION

Faculté des Sciences Fondamentales et Appliquées

# THÈSE

pour l'obtention du Grade de  
DOCTEUR DE L'UNIVERSITÉ DE POITIERS

Diplôme National - Arrêté du 7 août 2006

Discipline : Électronique des Hautes Fréquences, Photonique et Systèmes

Présentée par  
ABDESLAM BEHLOULI

## SIMULATION DU CANAL OPTIQUE SANS FIL. APPLICATIONS AUX COMMUNICATIONS OPTIQUES SANS FIL.

Thèse dirigée par Lilian AVENEAU et Pierre COMBEAU  
soutenue le 07 décembre 2016 devant le jury composé de

---

M. Ali KHALIGHI	MCF-HDR à l'École Centrale Marseille	Rapporteur
M. Yannis LE GUENNEC	MCF-HDR à l'INP Grenoble	Rapporteur
M. Laurent CLAVIER	Professeur à l'IEMN-IRCICA, Télécom Lille	Examineur
Mme. Anne JULIEN- VERGONJANNE	Professeure à l'Université de Limoges	Examineur
M. Salah BOURENNANE	Professeur à l'École Centrale Marseille	Examineur
M. Kadi BOUATOUCH	Professeur à l'IRISA, Université de Rennes	Examineur
M. Lilian AVENEAU	MCF-HDR à l'Université de Poitiers	Examineur
M. Pierre COMBEAU	MCF à l'Université de Poitiers	Examineur



À la mémoire de mon père ...

À mes trois bonheurs les plus précieux ; ma mère bien-aimée,  
ma femme chérie, et mon adorable fille Maria.

À mes très chères sœurs.

À mon très cher frère.

À ma chaleureuse belle-famille.

# Remerciements

*J'exprime tous mes remerciements à l'ensemble des membres du jury : Messieurs Ali KHALIGHI, Yannis LE GUENNEC, Laurent CLAVIER et Madame Anne JULIEN-VERGONJEANNE, qui ont bien voulu examiner mon travail.*

*Je tiens à remercier très chaleureusement mon directeur de thèse Monsieur Lillian Aveneau, MCF-HDR à l'université de Poitiers, et mon co-directeur Monsieur Pierre Combeau, MCF à l'université de Poitiers, pour m'avoir fait confiance au tout départ de cette expérience, puis pour m'avoir aidé à garder le cap tout au long de ces trois années, ainsi que pour leurs encouragements et leurs précieux conseils. Je leur suis également reconnaissant de m'avoir assuré un encadrement rigoureux tout en me laissant une grande liberté de proposition et d'initiative.*

*Mes remerciements s'adressent également à ma famille pour le soutien apporté durant toute cette période et à tous mes amis et camarades pour toute leur amitié sincère.*

*Et pour terminer, une pensée pour toi mon père, qui m'a toujours soutenu et aidé pour aller de l'avant dans ma vie, tu as tant attendu ce moment et aujourd'hui je dirais que c'est l'aboutissement de tes efforts et tes sacrifices pour nous. Nous t'aimons profondément ...*

# Table des matières

<b>Introduction générale</b>	<b>9</b>
<b>1 Canal de propagation optique sans fil</b>	<b>13</b>
1.1 Généralités . . . . .	13
1.1.1 Introduction . . . . .	13
1.1.2 Avantages et inconvénients des liaisons optiques sans fil . . . .	16
1.1.3 Liaisons optiques sans fil . . . . .	17
1.1.3.1 Liaison LOS directionnelle . . . . .	18
1.1.3.2 Liaison LOS non-directionnelle . . . . .	19
1.1.3.3 Liaison non-LOS directionnelle . . . . .	19
1.1.3.4 Liaison non-LOS non-directionnelle (diffuse) . . . . .	21
1.1.4 Sécurité des systèmes optiques sans fil . . . . .	21
1.1.5 Bruit d'une liaison optique . . . . .	23
1.1.5.1 Bruit ambiant . . . . .	23
1.1.5.2 Bruit thermique . . . . .	25
1.1.6 Description de la chaîne de transmission optique sans fil . . . .	25
1.2 État de l'art des méthodes de simulation . . . . .	27
1.2.1 Notions de radio-photométrie . . . . .	27
1.2.2 Émetteurs optiques . . . . .	28
1.2.2.1 Modèle purement diffus . . . . .	29
1.2.2.2 Modèle Lambertien généralisé . . . . .	30
1.2.2.3 Modèles expérimentaux . . . . .	31
1.2.3 Récepteurs optiques . . . . .	32
1.2.4 Modèles de réflecteurs : Fonction de Distribution de Réflec- tance Bidirectionnelle . . . . .	33
1.2.4.1 Modèle diélectrique . . . . .	35
1.2.4.2 Modèle de Lambert . . . . .	36
1.2.4.3 Modèle de Blinn-Phong . . . . .	37
1.2.5 Méthodes de simulation . . . . .	38
1.2.5.1 Méthodes de simulation statistique . . . . .	38
1.2.5.2 Méthode de radiosité . . . . .	40
1.2.5.3 Méthodes basées lancer de rayons . . . . .	44
1.2.5.4 Méthode hybride . . . . .	47
1.3 Environnements de référence . . . . .	48
1.4 Conclusion . . . . .	51

---

<b>2</b>	<b>Simulation par méthodes basées Monte Carlo</b>	<b>53</b>
2.1	Introduction . . . . .	53
2.2	Méthode de Monte Carlo . . . . .	54
2.2.1	Généralités . . . . .	54
2.2.2	Taux de convergence . . . . .	55
2.2.3	Échantillonnage des variables aléatoires . . . . .	56
2.2.3.1	Méthode d'inversion . . . . .	56
2.2.3.2	Méthode de Von Neumann . . . . .	57
2.2.4	Transformation entre distributions . . . . .	58
2.3	Application aux équations de transport de la lumière . . . . .	59
2.3.1	Équations du transport de la lumière . . . . .	60
2.3.2	Résolution de l'équation de potentiel : Algorithme MCS . . . . .	62
2.3.2.1	Échantillonnage de trajets . . . . .	62
2.3.2.2	Géométrie entre deux réflecteurs . . . . .	65
2.3.2.3	Formalisation de l'algorithme . . . . .	66
2.3.2.4	Estimation du prochain évènement et simulation multi-antennes . . . . .	68
2.3.2.5	Échantillonnage d'importance . . . . .	70
2.3.2.6	Validation et discussion . . . . .	72
2.3.3	Résolution de l'équation de rendu : Algorithme MCG . . . . .	80
2.3.3.1	Estimation du prochain évènement et simulation multi-antennes . . . . .	81
2.3.3.2	Réduction de variance : échantillonnage par rejet . . . . .	83
2.3.3.3	Validation et discussion . . . . .	84
2.4	Algorithme de Monte Carlo Bidirectionnel . . . . .	87
2.4.1	Validation et discussion . . . . .	90
2.5	Conclusion . . . . .	92
<b>3</b>	<b>Optimisation par chaîne de Markov</b>	<b>95</b>
3.1	Méthode de Monte Carlo avec chaîne de Markov . . . . .	95
3.1.1	Algorithme de Metropolis-Hastings . . . . .	96
3.2	Algorithmes MCMCS et MCMCG . . . . .	98
3.2.1	Fonction scalaire de probabilité . . . . .	98
3.2.2	Mutations des trajets . . . . .	99
3.2.2.1	Grandes mutations . . . . .	99
3.2.2.2	Petites mutations . . . . .	100
3.2.2.3	Hybridation des deux stratégies . . . . .	101
3.2.3	Normalisation des distributions cibles . . . . .	103
3.3	Exploitation des échantillons rejetés : technique EV . . . . .	104
3.4	Effet adaptatif des algorithmes MCMC . . . . .	106
3.5	Validation et discussion . . . . .	109
3.6	Conclusion . . . . .	116
<b>4</b>	<b>Bilan de nos simulations</b>	<b>119</b>
4.1	Introduction . . . . .	119
4.2	Performances de nos algorithmes . . . . .	120
4.2.1	Cas SISO : MCMCG . . . . .	120

---

4.2.2	Configurations multi-antennes . . . . .	126
4.2.2.1	Cas MISO : MCMCG-MCP . . . . .	126
4.2.2.2	Cas SIMO : MCMCS-MCP . . . . .	127
4.3	Impact des paramètres physiques . . . . .	128
4.3.1	Étude de l'influence du modèle d'émetteur . . . . .	128
4.3.2	Étude de l'influence des matériaux : BRDF . . . . .	130
4.4	Impact des paramètres géométriques . . . . .	132
4.4.1	Étude de l'influence des personnes : effet de masquage . . . . .	132
4.4.2	Étude de l'influence du mobilier . . . . .	142
4.4.3	Étude de l'influence du niveau de détails . . . . .	144
4.5	Conclusion . . . . .	150
	<b>Conclusion générale et perspectives</b>	<b>153</b>
	<b>Bibliographie</b>	<b>157</b>
	<b>Liste des publications</b>	<b>169</b>
	<b>Table des figures</b>	<b>171</b>
	<b>Liste des tableaux</b>	<b>177</b>



# Introduction générale

Le besoin de communiquer à distance et de transmettre de l'information a toujours été un moteur pour le développement des technologies de communication, des méthodes les plus primitives aux technologies les plus avancées à l'heure actuelle. Ces technologies reposent sur la propagation d'ondes (radio, optiques, acoustiques, etc.) dans un milieu, propre à chaque application, utilisé comme support de transmission.

Aujourd'hui nous comptons plusieurs supports de transmission d'information ou canaux de transmission : filaires et sans fil (câbles en cuivre, guide d'ondes, fibres optiques, espace libre, eaux, etc.). Ces derniers se départagent en deux grandes familles, selon la bande de fréquences exploitée pour la transmission, à savoir les canaux de transmission radio et les canaux de transmission optiques.

Dans notre travail nous nous intéressons aux canaux de transmission optiques sans fil. Comme tout système de communication sans fil, les performances des systèmes optiques sans fil dépendent du canal de propagation des ondes optiques. De ce fait, l'implémentation de ce type de système nécessite a priori une étude du comportement de ce canal de propagation.

Cette étude peut être réalisée en effectuant des mesures expérimentales éventuellement longues et complexes [1]. Une autre méthode consiste à simuler le comportement du canal de propagation optique sans fil dans un environnement réaliste modélisé en 3D, et calculer sa réponse impulsionnelle. Ces calculs reposent sur la résolution des équations du transport de lumière (LTE « Light Transport Equations ») : des équations intégrales récursives qui gèrent la distribution de l'énergie lumineuse dans une scène. Elles ont été introduites initialement dans des applications de l'informatique graphique pour résoudre le problème de la propagation de la lumière à travers une scène dans le cadre de la simulation d'éclairage [2] [3].

Il existe de nombreuses méthodes pour estimer la réponse impulsionnelle d'un canal optique sans fil. Premièrement, les méthodes statistiques issues des mesures expérimentales : elles proposent des solutions génériques pour estimer le comportement du canal au risque de s'éloigner du résultat réel. Deuxièmement, les solutions basées sur la méthode de radiativité : elles dépendent fortement de la complexité de l'environnement de simulation avec des temps de calcul qui peuvent être très lents. Ces méthodes introduisent aussi un biais à l'estimation de la réponse impulsionnelle dû à la discrétisation de l'environnement de simulation.

---

Finalement, il existe des méthodes non biaisées basées sur les techniques du lancer de rayons : ce type de méthode ne permet pas d'optimiser facilement le calcul des équations intégrales LTE à l'aide des techniques statistiques connues, afin d'accélérer le calcul de la réponse impulsionnelle du canal ou d'en améliorer la précision. De plus, elles ne sont pas optimisées pour traiter efficacement le cas des liaisons multi-antennes.

Dans ce contexte, les travaux de cette thèse portent sur le développement de nouvelles méthodes de simulations du canal optique sans fil, dans des environnements plus réalistes indépendamment de leur complexité, avec une résolution plus efficace des équations LTE et un temps de calcul optimisé.

L'objectif principal de ces travaux est une étude rapide d'un système de communication optique sans fil, qui peut durer plusieurs jours avec les méthodes actuelles. Les nouvelles méthodes proposées dans ces travaux sont basées sur les techniques du lancer de rayons associées aux méthodes d'intégrations stochastiques de Monte Carlo, en utilisant deux équations LTE : l'équation de rendu et l'équation de potentiel, avec une nouvelle formalisation du problème.

Un deuxième volet des travaux de cette thèse porte sur l'étude de l'impact des différents paramètres de l'environnement de simulation sur les performances d'une liaison optique sans fil, notamment le types d'émetteurs ou sources lumineuses, le type des matériaux de construction modélisant la scène de simulation, l'effet de masquage induit par le corps humain, jouant le rôle d'obstacle, en tenant compte de sa mobilité. Pour cette étude un cas d'application VLC « Visible Light Communication » est considéré.

Ce document est organisé en quatre chapitres, le premier chapitre introduit les communications optiques sans fil et les principaux acteurs de ces technologies. Ensuite, il présente les caractéristiques d'une liaison optique sans fil et un état de l'art des méthodes existantes de simulation d'un canal optique sans fil, en passant par la description de quelques modèles d'émetteurs, de récepteurs, et de réflecteurs. Finalement, il décrit les différentes scènes de simulations utilisées dans ces travaux.

Le deuxième chapitre commence par l'introduction du principe de l'intégration stochastique par la méthode de Monte Carlo. Ensuite, il présente l'association de cette méthode aux nouveaux algorithmes de lancer de rayons développés dans le contexte de la simulation du canal de propagation optique sans fil. Des travaux antérieurs basés sur une première équation LTE (équation de potentiel), sont présentés avec la proposition d'une nouvelle formulation théorique de ce premier algorithme : MCS « Monte Carlo ray-Shooting », ainsi qu'une optimisation de sa convergence. Ensuite, ce chapitre présente un deuxième algorithme de simulation : MCG « Monte Carlo ray-Gathering » basé sur une seconde équation LTE (équation de rendu). Finalement, nous proposons un troisième algorithme bidirectionnel : MCB « Monte Carlo Bidirectional path tracing » issu de la fusion des deux premiers algorithmes. Chacun de ces algorithmes est suivi d'une phase de validation et d'une phase de comparaison avec des méthodes de référence existantes.

---

Le troisième chapitre présente deux nouveaux algorithmes de simulation : MC-MCS et MCMCG, basés sur la méthode MCMC « Markov Chain Monte Carlo », qui consiste à utiliser une séquence d'échantillons générée selon une marche aléatoire particulière à l'aide de la méthode de Metropolis-Hastings. Ces nouveaux algorithmes s'appuient sur les deux formulations intégrales des LTE. Quelques techniques d'optimisation sont ajoutées à ces deux méthodes pour accélérer leurs convergences. Une étude comparative des performances entre ces deux algorithmes et ceux présentés dans le chapitre précédent est enfin établie.

Le quatrième et dernier chapitre présente tout d'abord un bilan des performances des algorithmes développés en terme de vitesse de convergence et de temps de calcul dans différentes configurations des systèmes optiques sans fil : SISO, MISO et SIMO. Une deuxième partie de ce chapitre porte sur l'étude de l'impact des paramètres physiques et géométriques de l'environnement de simulation sur les performances d'une liaison optique sans fil pour une application VLC. Différents facteurs sont pris en compte, à savoir le choix du modèle d'émission, le choix des modèles des réflecteurs (matériaux constituant la scène de simulation), l'effet de masquage de la lumière introduit par le corps de l'utilisateur, la prise en compte du mobilier et le niveau de détails considéré dans la modélisation géométrique des objets et du corps humain.

Le document se termine par une conclusion sur les résultats des performances obtenues avec les nouveaux algorithmes de simulations proposés dans le cadre de ces travaux de thèse, et sur l'impact de la prise en compte des paramètres réalistes de l'environnement de simulation.



# Chapitre 1

## Canal de propagation optique sans fil

### Sommaire

---

<b>1.1 Généralités</b>	<b>13</b>
1.1.1 Introduction	13
1.1.2 Avantages et inconvénients des liaisons optiques sans fil	16
1.1.3 Liaisons optiques sans fil	17
1.1.4 Sécurité des systèmes optiques sans fil	21
1.1.5 Bruit d'une liaison optique	23
1.1.6 Description de la chaîne de transmission optique sans fil	25
<b>1.2 État de l'art des méthodes de simulation</b>	<b>27</b>
1.2.1 Notions de radio-photométrie	27
1.2.2 Émetteurs optiques	28
1.2.3 Récepteurs optiques	32
1.2.4 Modèles de réflecteurs : Fonction de Distribution de Réflectance Bidirectionnelle	33
1.2.5 Méthodes de simulation	38
<b>1.3 Environnements de référence</b>	<b>48</b>
<b>1.4 Conclusion</b>	<b>51</b>

---

## 1.1 Généralités

### 1.1.1 Introduction

Aujourd'hui, la majeure partie des systèmes de télécommunication sans fil en environnements indoor est basée sur les technologies de transmission radio (WiFi, Bluetooth, ZigBee, etc.), qui exploitent un spectre fréquentiel limité. Ainsi, l'évolution continue de ces technologies avec la course aux débits de transmission, due à la croissance du volume des données véhiculées, conduit à la saturation du spectre

radio.

Pour palier ce problème, une première solution consistait à la mise en place d'une modernisation des politiques d'attribution du spectre [4]. Par ailleurs, plusieurs chercheurs se sont davantage intéressés aux technologies de transmission d'ondes optiques sans fil, comme solutions alternatives, qui fonctionnent sur un spectre de fréquence libre et non réglementé avec des longueurs d'onde allant de l'infrarouge (IR) à l'ultraviolet (UV) en passant par le spectre de la lumière visible [5] [6], soit environ 200 THz disponible sur le spectre 700-1500 nm [7].

Il faut noter que l'étude de ces technologies a commencé il y a plus de trois décennies. Gfeller et Bapst du laboratoire IBM Research de Zurich étaient les premiers à envisager d'utiliser des ondes optiques pour des communications sans fil en environnement indoor (OWC «Optical Wireless Communication») [8–10], suivis par d'autres travaux de recherche qui sont toutefois restés confidentiels jusqu'à cette dernière décennie.

Le principe fondamental d'une OWL « Optical Wireless Link » est la conversion électrique-optique du signal d'information par un émetteur/source optique (diodes électroluminescentes LED «Light Emitting Diode» ou diode laser LD «Lazer Diode») à l'entrée de la chaîne de transmission, et la récupération de ce signal par l'opération inverse à la sortie, *i.e.*, conversion du signal optique en un signal électrique avec un récepteur/capteur optique (PD «Photodiode»).

Grâce à la contribution de plusieurs institutions de recherche et organisations mondiales dans le domaine des technologies optiques sans fil, les communications optiques sans fil ont connues un développement considérable ces dernières années.

Aux États-Unis, l'Université de l'État de Pennsylvanie et le centre de recherche PCSI «Photonics for Communication, Sensing, and Illumination» pilotent le programme NSF : I/UCRC «National Science Foundation : Industry/University Cooperative Research Centers». Ce programme a pour objectif de créer une collaboration avec les industriels du domaine optique pour développer une nouvelle génération de communications optiques sans fil [11] [12]. L'Université de Californie Riverside et le Centre UC-Light «Ubiquitous Communication by Light» se sont à leur tour, donnés pour mission de permettre des communications sans fil en utilisant des LED de nouvelle génération utilisées dans les systèmes d'éclairage et dans d'autres supports optiques [13].

Récemment, une nouvelle technologie de transmission optique sans fil VLC «Visible Light Communication», basée sur le rayonnement visible, a capté l'attention de la communauté scientifique et des industriels dans le domaine, profitant de l'important progrès marqué par les technologies WLED «White LED». L'un des leaders de cette technologie, le VLCC «Visible Light Communication Consortium» a été fondé en 2003 au Japon dans la perspective de standardiser les technologies VLC [14]. L'un des travaux les plus récents, publié par le «Department of Engineering Science, University of Oxford», a consisté à exploiter la diversité fréquentielle des WLED afin

de réaliser un multiplexage en longueur d'onde (WDM «wavelength-division multiplexing») et de permettre d'atteindre un débit de  $10Gb/s$  [15].

En Europe, le projet OMEGA «hOME Giga Access» a débuté en 2008 et compte 20 partenaires académiques et industriels. Il a développé un réseau HAN «Home Area Networks» capable de fournir des services à très haut débit à une vitesse de transmission de plus d'un  $Gb/s$  [16]. Parmi les collaborateurs français, on compte le laboratoire «Orange Labs» [17–19].

En France, l'institut de recherche XLIM a lancé deux projets de partenariat avec des industriels et le CHU de Limoges (projet collaboratif SAPHIRALE et projet région TICAADOM) [20] dans l'objectif de développer des systèmes de communications optiques IR et VLC pour des usages liés à la santé, notamment l'aide au diagnostic, le maintien des patients à domicile et l'augmentation de leur autonomie.

Suite à ces progrès et vu le potentiel des OWC, deux grands organismes de standardisation, à savoir IEEE «Institute of Electrical and Electronics Engineers» et IrDA «Infrared Data Association», se sont intéressés à ces technologies. En 2007, la JEITA «Japan Electronics and Information Technology Industries Association» en collaboration avec VLCC, a publié deux normes VLC, JEITA CP-1221 et JEITA CP-1222.

La première norme a été proposée dans le but d'éviter les protocoles propriétaires et les interférences avec une restriction sur la bande spectrale visible utilisée, allant de  $380nm$  à  $750nm$ , et une précision de l'ordre de  $1nm$ .

La deuxième norme permet à l'utilisateur de remplacer les ampoules des appareils d'éclairage actuels avec des ampoules ID-LED dédiées avec des numéros d'identification pré-programmés, sans avoir besoin d'installer une infrastructure supplémentaire, et ainsi de transmettre autant de flux de données différents que d'ampoules dans une pièce. Plus tard en 2013, une version simplifiée et améliorée de JEITA CP-1222 a été publiée : JEITA CP-1223.

En 2009, une coopération entre VLCC, IrDA et l'association ICSA «Infrared Communication Systems Association» a abouti à la publication d'une norme pour les réseaux VLC LAN «Local Area Network» en multiplexant les fréquences IR et visibles.

En 2011 et 2012, IEEE a publié respectivement, la norme 802.15.7 pour les VLCs [21] et la norme 802.15.6 pour les technologies WBAN «Wireless Body Area Network» [22]. Pour les communications IR, IrDA continue de publier des protocoles pour les réseaux PCS «Personal Communication Systems» [23].

À l'heure où les liens entre sites se multiplient avec de plus en plus de volumes d'informations à transmettre, une autre technologie optique sans fil a fait son entrée dans le marché des télécommunications, à savoir la transmission atmosphérique des

signaux numériques par faisceaux laser AOL « Atmospheric Optical Links » aussi appelée FSO « Free-Space Optical communication ». La Liaison AOL constitue un mode de transmission sans fil haut débit (quelques *Gbit/s*) à courte et moyenne portée (de quelques dizaines de mètres à quelques kilomètres). Le principe de la liaison atmosphérique est une interconnexion sans fil qui permet de faire communiquer entre eux des réseaux numériques, téléphoniques, informatiques ou vidéo. Ce type de liaison, permettant des débits d'information élevés, est bien adapté à des liaisons courtes et par extension à des réseaux à dimension limitée (campus, départements, etc.).

### 1.1.2 Avantages et inconvénients des liaisons optiques sans fil

Au delà de l'abondance de fréquences libres dans le spectre optique, les liaisons optiques sans fil présentent, dans certaines applications, plusieurs avantages par rapport à leurs concurrentes en radio. Tout d'abord, dans le cas d'une liaison optique en indoor, les ondes optiques restent confinées dans les espaces fermés sans être en mesure de pénétrer les obstacles (murs, plafond, sol, etc), ce qui les rend indétectables de l'extérieur. Cela permet d'une part de réutiliser des bandes de fréquences entre les pièces voisines, et de limiter les interférences, ce qui représente un problème récurrent en radio. D'autre part, cela permet de sécuriser les transmissions contre les écoutes. Ce système de sécurité physique est dû à la manière dont une onde optique interagit avec la matière, que ce soit une onde infrarouge ou visible.

Ensuite, une des propriétés intéressantes des OWL est leur insensibilité aux interférences électromagnétiques. Ce point permet alors d'envisager leur utilisation dans beaucoup d'applications en environnements sensibles tels que les hôpitaux, les avions, les mines, les centrales électriques, etc [24]. Par ailleurs, la flexibilité et l'interopatibilité des OWL avec d'autres technologies en font une alternative prometteuse et peu coûteuse [25]. On envisage notamment le couplage avec la fibre optique qui peut constituer une infrastructure fixe reliant tous les points d'accès optiques sans fil. De plus, le réseaux d'éclairage intérieur peut être utilisé comme plateforme universelle et facile à mettre en place.

Un autre aspect des ondes optiques est qu'elles ne sont pas nocives pour les humains, dans les limites d'émissions réglementées par les standards, encourageant son utilisation dans le domaine médical, en particulier dans les technologies WBAN [26–28], une application qui nous intéresse particulièrement dans cette thèse. Au contraire, rappelons qu'il y a une préoccupation croissante au sujet des risques pour la santé dans le cadre d'une exposition prolongée à un rayonnement de fréquence radio [29].

De plus, les systèmes radio doivent généralement recourir à l'utilisation de la diversité spatio-temporelle ou d'autres techniques, pour limiter les effets des évanouissements profonds et de la sélectivité fréquentielle du canal dus aux multi-trajets. En revanche, le canal de propagation optique sans fil n'est pas affecté par ces phénomènes d'évanouissement, en raison de la diversité spatiale inhérente au récepteur. En

effet la surface du photo-détecteur ou photodiode est généralement très supérieure à la longueur d'onde du signal d'information (généralement d'un facteur 1000) [5]. Cela permet de simplifier l'architecture de la chaîne de transmission optique [30]. Néanmoins, le canal OWC peut être sensible aux multi-trajets dans certaines configurations diffuses, en l'absence de visibilité directe entre l'émetteur et le récepteur et par l'intermédiaire du phénomène d'interférence entre symboles.

Et finalement, en terme de coût de déploiement d'une OWL, les composants optiques sont peu coûteux, légers et consomment très peu d'énergie, ce qui représente un avantage important pour les systèmes de terminaux mobiles [31].

Cependant, les systèmes optiques sans fil comme les systèmes radio se heurtent à un problème commun, à savoir, les interférences intra-bandes. Dans le cas radio, cela représente les équipements électroniques et électriques rayonnants dans les bandes de transmission des systèmes radio actuels (lignes de transport d'énergie électrique, filtrage insuffisant d'un système de transmission, radio amateurs etc.). Pour les systèmes optiques, la lumière ambiante (lampe à incandescence, lampes fluorescentes, lumière du jour, etc.), est une source dominante de bruit qui peut affecter considérablement les performances et la stabilité de la liaison.

Le deuxième facteur limitant les performances des systèmes optiques sans fil est leur portée limitée. Cette limitation provient d'une part d'une atténuation rapide des ondes optiques lors de leur propagation, mais également des niveaux de puissance émise qui peuvent être limités, comme en infra rouge par exemple pour des raisons de sécurité oculaire. Prenons l'exemple d'une communication en indoor : si l'on ajoute la portée réduite à l'opacité des murs, la communication sans fil entre des pièces voisines ne peut être établie. Dans ce cas, il peut être nécessaire de recourir à un réseau filaire basé sur un câble métallique ou une fibre optique pour contourner les obstacles.

Pour conclure, selon le type d'application il est envisageable que les deux technologies optiques sans fil et radio travaillent en complémentarité pour répondre aux différents types de problèmes de transmission sans fil de l'information. La figure 1.1 résume les relations portée/débit des différents standards les plus utilisés par les systèmes de communication sans fil.

### 1.1.3 Liaisons optiques sans fil

Il existe plusieurs configurations possibles concernant les OWL. En premier lieu, elles peuvent se départager en deux grandes familles selon la présence ou l'absence d'un trajet direct entre l'émetteur et le récepteur, à savoir les liaisons en visibilité directe (LOS «Line Of Sight») (*cf.* Figures 1.2 et 1.3) et les liaisons en visibilité indirecte (non-LOS «non-Line Of Sight») (*cf.* Figures 1.4 et 1.5). En deuxième lieu, chacune des deux configurations LOS et non-LOS peut se diviser en trois types de liaisons selon le degré de directionnalité de l'émetteur et/ou du récepteur, à savoir liaisons directionnelles, non-directionnelles ou hybrides. Une liaison est dite directionnelle, si elle utilise un émetteur avec un faisceau de rayonnement étroit et

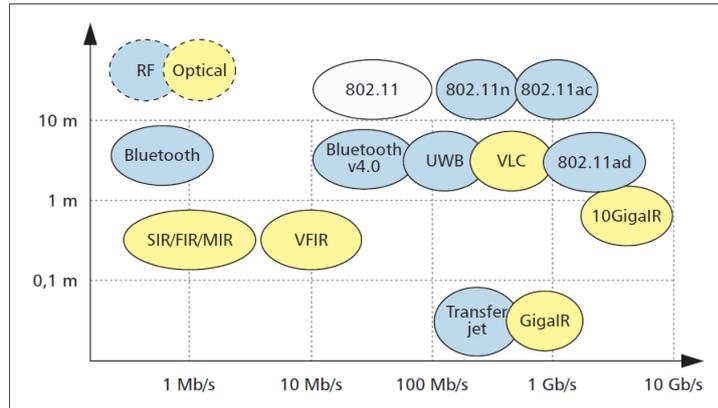


FIGURE 1.1 – Comparaison des standards OW et RF [25]

un récepteur dont le champ de vision (FOV «Field Of View») est étroit. Une liaison non-directionnelle utilise un émetteur à large faisceau d'émission et un récepteur à large FOV. Finalement, une liaison est dite hybride si elle utilise un émetteur avec un faisceau étroit et un récepteur à large FOV.

### 1.1.3.1 Liaison LOS directionnelle

Aussi appelée liaison point-à-point, la liaison LOS directionnelle utilise des émetteurs à faisceaux étroits et des récepteurs à faible FOV. Elle maximise l'efficacité énergétique et minimise la consommation, car l'émission est focalisée sur le trajet direct. Elle simplifie également l'utilisation des concentrateurs sur le récepteur grâce à la minimisation de la dépendance à l'angle de réception, et réduit le niveau de puissance du bruit optique reçu.

Ce type de liaison ne souffre pas de la dispersion due aux multi-trajets car les contributions en puissance des réflexions sont souvent relativement très faibles par rapport à la puissance reçue du trajet direct.

Néanmoins, une liaison LOS directionnelle nécessite un alignement parfait entre l'émetteur et le récepteur. Par conséquent, en cas de blocage de la visibilité direct entre l'émetteur et le récepteur, la communication est interrompue. Cela représente un frein pour les applications avec des terminaux mobiles.

Il existe deux autres versions de liaisons LOS directionnelles qui minimisent les problèmes de blocage. D'abord, la liaison LOS directionnelle avec un système de suivi complet dit de «full-tracking» (*cf.* Figure 1.2(b)) qui assure un alignement permanent entre l'émetteur et le récepteur à l'aide d'un dispositif mécatronique. Cette configuration regroupe les avantages d'une efficacité en puissance et une couverture plus élevée. Ensuite, la liaison LOS hybride (*cf.* Figure 1.2(c)) qui cherche à assouplir le besoin de l'alignement parfait entre l'émetteur et le récepteur en utilisant un large FOV avec un système de semi-suivi ou «semi-tracking», pour lequel l'émetteur suit le récepteur.

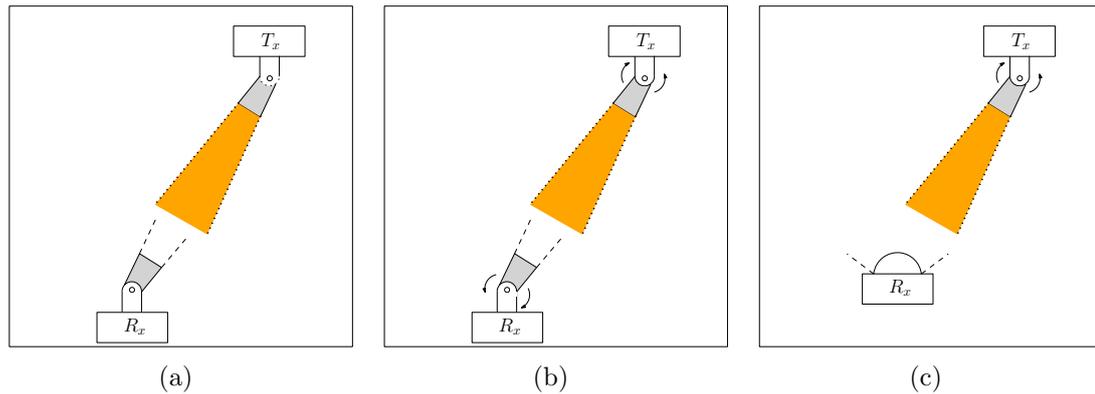


FIGURE 1.2 – Configurations LOS directionnelles : (a) Liaison LOS directionnelle, (b) Liaison LOS directionnelle avec système de suivi (full tracking) et (c) Liaison LOS hybride (semi-tracking).

### 1.1.3.2 Liaison LOS non-directionnelle

Les configurations non directionnelles, illustrées par la figure 1.3, possèdent l'avantage de couvrir de plus grandes zones [31]. C'est la raison pour laquelle l'établissement de la liaison ne requière pas un alignement parfait de l'émetteur avec le récepteur, permettant une utilisation dans des applications à terminaux mobiles ou dans des systèmes de diffusion point-à-multipoints. Particulièrement, le scénario typique des OWCs IR ou VLC est une liaison LOS non-directionnelle avec un point d'accès situé sur le plafond et pointant vers le sol, offrant une connectivité aux appareils mobiles dans la zone de couverture de la liaison.

Cependant, une telle couverture est obtenue au détriment d'une efficacité énergétique réduite, et d'une sensibilité aux multi-trajets et aux bruits optiques.

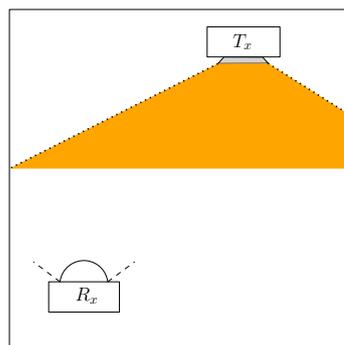
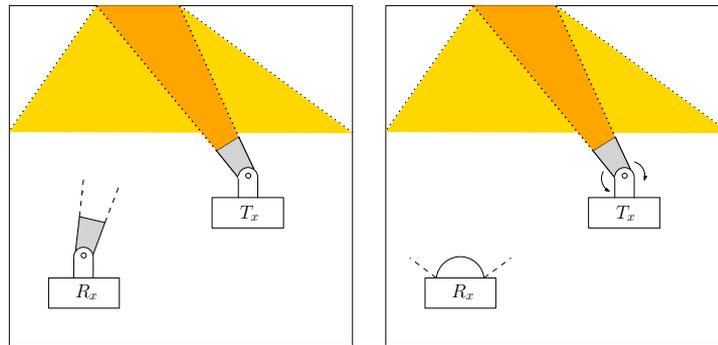


FIGURE 1.3 – Liaison LOS non-directionnelle

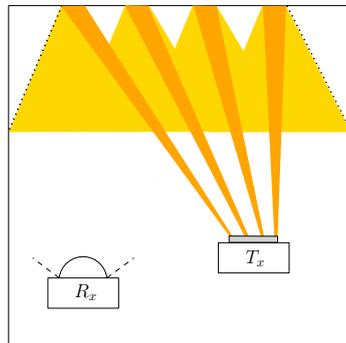
### 1.1.3.3 Liaison non-LOS directionnelle

Comme le montre la figure 1.4, l'architecture des liaisons non-LOS directionnelles vise à combiner les avantages des liaisons directionnelles avec la mobilité des liaisons diffuses en remplaçant le faisceau large de l'émetteur diffus par un émetteur

à faisceaux étroit unique, pour les liaisons non-LOS directionnelles et non-LOS hybrides, ou par un émetteur à faisceaux multiples MSD «Multi-Spot Diffusing» pour les liaisons quasi-diffuses. Un émetteur MSD ou émetteur quasi-diffus est constitué de multiples faisceaux étroits pointant dans des directions différentes [32]. Il offre une certaine immunité au blocage grâce à la diversité angulaire, garantie par les différentes directions des faisceaux étroits. La liaison quasi-diffuse comme les liaisons non-LOS directionnelles et non-LOS hybrides améliorent l'efficacité énergétique des liaisons diffuses, car elles concentrent la majeure partie de la puissance lumineuse avant la première réflexion, généralement sur le plafond.



(a) Liaison non-LOS directionnelle (b) Liaison non-LOS hybride



(c) Liaison quasi-diffuse

FIGURE 1.4 – Configurations non-LOS directionnelles

En raison de l'utilisation d'un large FOV du récepteur, les liaisons non-LOS hybrides et quasi-diffuses sont plus sensibles au bruit optique et aux effets de multi-trajets que les liaisons non-LOS directionnelles. C'est la raison pour laquelle ces liaisons se servent généralement d'un récepteur à diversité angulaire ADR «Angle Diversity Receiver», comportant plusieurs détecteurs orientés dans des directions différentes avec des FOV étroits. Ce système est exposé à moins d'effets de multi-trajets, maximise l'efficacité énergétique et rejette une grande partie du bruit. Toutefois ces améliorations de performance sont réalisées au détriment d'une complexité accrue.

### 1.1.3.4 Liaison non-LOS non-directionnelle (diffuse)

Généralement, une liaison diffuse est composée d'un émetteur qui pointe verticalement vers le plafond en émettant un large faisceau infrarouge et un récepteur qui dispose d'un large FOV. Les liaisons non-LOS non-directionnelles s'appuient sur les différents trajets réfléchis principalement sur le plafond et les autres surfaces de l'environnement de transmission comme les murs, le sol ou le mobilier, pour propager la lumière le plus uniformément possible et maintenir la communication lorsqu'un éventuel obstacle (généralement des personnes mobiles) s'interpose entre l'émetteur et le récepteur.

La configuration diffuse est robuste et très flexible car elle ne nécessite pas le maintien d'un trajet LOS, *i.e.* l'alignement de l'émetteur avec le récepteur. Néanmoins ces liaisons souffrent énormément des dispersions dues aux multi-trajets, ce qui accentue l'effet des interférences inter-symboles ISI «Inter-Symbol Interferences» et induit de très fortes atténuations par rapport aux liaisons LOS.

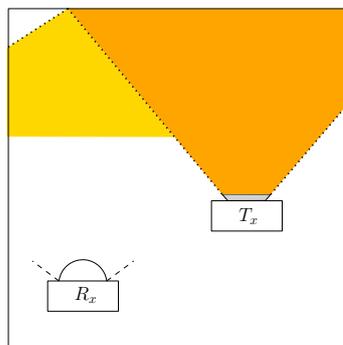


FIGURE 1.5 – Liaison non-LOS non-directionnelle

### 1.1.4 Sécurité des systèmes optiques sans fil

Les lasers de moyenne et forte puissance sont potentiellement dangereux, car ils peuvent brûler la rétine de l'œil ou provoquer une cataracte, notamment dans le rayonnement proche infrarouge  $780 - 1400nm$  «near-IR». De plus, la peau est également sensible aux rayonnements UV. Mais, les risques liés à l'utilisation des ondes optiques sans fil, notamment les risques oculaires, sont très bien connus mondialement, contrairement au cas des RF. De ce fait, plusieurs standards ont été publiés dans l'objectif d'en limiter la portée.

La majeure partie des pays dans le monde applique le standard de sécurité international mis en place par l'IEC «International Electrotechnical Commission», et connu sous le nom IEC 60825 [33], anciennement IEC 825. IEC 60825 est applicable à la sécurité des dispositifs lasers émettant un rayonnement dans la gamme de longueurs d'onde entre  $180nm$  et  $1\mu m$ , et organise les composants émetteurs par rapport à leur puissance d'émission en classe 1, 2, 3A et 3B.

Aux USA le standard adopté est le CDRH 21 CFR mis en place par le CDRH (Center for Devices and Radiological Health) et le CFR (Code of Federal Regula-

tions). Récemment, une coopération fut lancée pour fusionner le standard 21 CFR et le standard IEC 60825.

Selon le standard IEC 60825, il est recommandé pour les sources optiques de se conformer à la limite d'exposition admissible AEL «Allowable Exposure Limit» de la Classe 1. Ce qui implique qu'elles sont non nocives dans toutes les circonstances d'utilisation prévisibles, et ne nécessitent pas des étiquettes d'avertissement. AEL est calculée sur la base de la puissance optique moyenne émise, et dépend de la longueur d'onde, du diamètre et du semi-angle d'émission de la source. Par exemple, à  $875\text{nm}$  de longueur d'onde, une source Lambertienne avec un semi-angle d'émission de  $60^\circ$  et un diamètre de  $1\text{mm}$  peut émettre jusqu'à  $280\text{mW}$ ; avec des diamètres plus élevés, la puissance admissible varie proportionnellement au carré du diamètre. Plus de détails sur le modèle d'émetteur Lambertien sont présentés dans les prochains paragraphes.

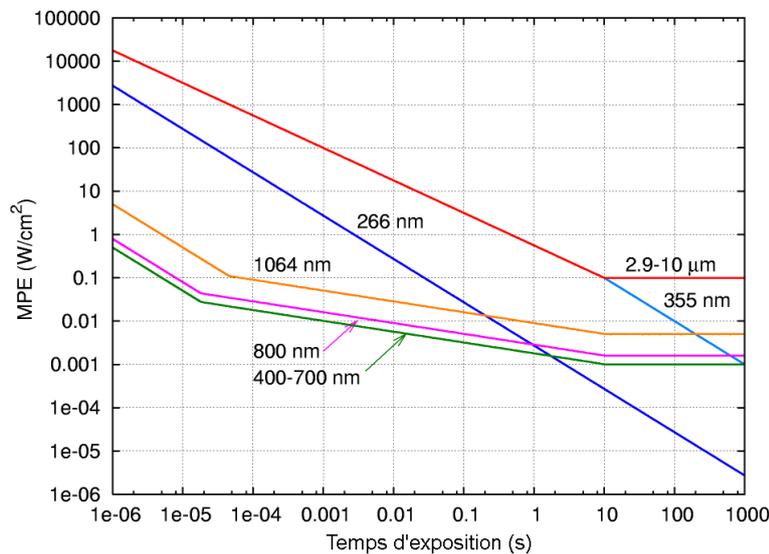


FIGURE 1.6 – MPE en fonction du temps d'exposition pour différentes longueurs d'onde selon le standard IEC 60825 [33].

Un autre paramètre de mesure a été proposé par l'institut ANSI «American National Standards Institute» dans le standard ANSI Z136.1-2014 [34] et adopté par le standard IEC 60825, à savoir, l'exposition maximale tolérée MPE «Maximum Permissible Exposure». Plus précisément, c'est la plus haute densité de puissance ou d'énergie d'une source de lumière considérée comme sûre, à savoir présentant une probabilité négligeable de causer des dommages immédiat ou à long terme pour la santé. Elle est habituellement fixée à environ 10% de la dose qui a une probabilité de 50% de provoquer des dommages dans les pires conditions d'utilisation [35]. Les niveaux d'MPE ont été déterminés en extrapolant à l'être humain, des résultats de mesure obtenus sur des animaux. Ces mesures sont présentées sur la cornée de l'œil ou sur la peau, pour une longueur d'onde et un temps d'exposition donnés comme le montre la figure 1.6. Cette régularisation stricte sur les puissances d'émission est l'un des facteurs limitant les performances des systèmes optiques sans fil, réduisant leur couverture.

## 1.1.5 Bruit d'une liaison optique

### 1.1.5.1 Bruit ambiant

Dans la plupart des environnements indoor des systèmes de communication optique sans fil, la photodiode du récepteur est exposée, en plus du rayonnement de l'émetteur, à la lumière ambiante. Cette lumière ambiante comporte généralement une fraction de lumière dont le spectre interfère avec la gamme de fréquence du travail des systèmes IR ou VLC et introduit du bruit à la transmission. Il y a, essentiellement, trois sources de bruit ambiant présentes dans les environnements indoor : les lampes fluorescentes, les lampes à incandescence et la lumière du jour (lumière du soleil). La figure 1.7 montre les densités spectrales de puissance de ces trois sources [31]. Les interférences liées à ce type de bruit ambiant peuvent dégrader sévèrement les performances de la liaison. Pour limiter l'impact de ces interférences, une connaissance a priori des caractéristiques physiques des sources de bruit ambiant est nécessaire, notamment en terme de la densité spectrale de puissance. Dans cette optique, plusieurs travaux ont porté sur la caractérisation des sources de bruit ambiant. Moreira *et. al* ont effectué des mesures d'une variété de sources de lumière ambiante, et à partir de là ont produit un modèle décrivant le signal d'interférence [36] [37]. Boucouvalas a également procédé à des mesures similaires, qui comprenaient un certain nombre de produits de consommation qui utilisent la transmission infrarouge [38]. Parallèlement à la caractérisation expérimentale de sources de lumière ambiante, une multitude de travaux a été réalisée sur l'analyse de l'effet de l'interférence de la lumière ambiante sur les performances des liaisons optiques sans fil [39–47].

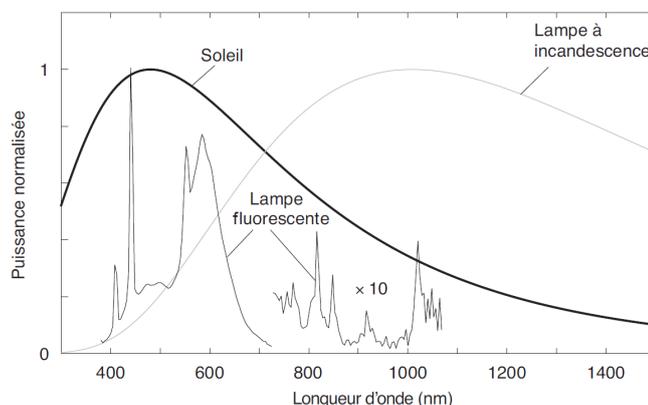


FIGURE 1.7 – Spectres de puissance optique des différentes sources courantes de bruit ambiant [9] [5] [30].

Plusieurs travaux antérieurs ont montré que le courant  $I_B$  induit dans le photo-détecteur par les différents types de bruit ambiant, appelé « shot-noise » ou « photon-noise » d'après la nature quantique des photons arrivant de façon aléatoire au niveau du photo-détecteur, peut être modélisé par un bruit blanc Gaussien AWGN « Additif White Gaussian Noise » proportionnel à la puissance optique moyenne reçue [5, 30, 37, 38, 41, 48–52]. Ce bruit noté  $N_{shot}(t)$ , est souvent appelé « white Gaussian shot-noise ». Sa densité spectrale de puissance unilatérale  $N_0$ (W/Hz) est

donnée par :

$$N_0 = 2qI_B, \quad (1.1)$$

avec  $q \approx 1.6 \times 10^{-19}C$ , la charge d'électron.

**Lumière du jour** La lumière du jour ou lumière du soleil est généralement beaucoup plus intense que les deux autres sources de bruit ambiant. Elle possède une très grande largeur spectrale, et une densité spectrale de puissance maximale autour de la longueur d'onde de  $500nm$ . Les liaisons les plus sensibles à cette source de bruit sont les liaisons VLC opérants entre  $400nm$  et  $750nm$ , ainsi que les liaisons infrarouges ayant des longueurs d'onde entre  $700nm$  et  $970nm$ . Ce type de bruit ambiant dépend notamment de l'angle d'incidence des rayons du soleil par rapport au photodétecteur. Il peut poser de grands problèmes d'interférence lorsque les terminaux fonctionnent à proximité des fenêtres, au risque de saturation de la liaison optique sans fil [7,9,53]. Principalement, c'est la raison pour laquelle la plupart des systèmes de communication optique sans fil ne fonctionnent pas hors des espaces confinés. Par ailleurs, il existe des systèmes optiques sans fil conçus pour fonctionner en milieu extérieur (outdoor) dans des conditions particulières [54] [55].

Les filtres passe-bande à la réception représentent une option pour réduire le bruit introduit par la lumière du jour [9]. Malgré cela, ces méthodes restent peu efficaces face à la largeur spectrale et l'intensité permanente de la lumière du jour [38] [5].

**Lampes à incandescences** En plus de la lumière du jour, les lampes à incandescences ou à filament de tungstène représentent une source artificielle de bruit ambiant qui peut impacter les communications en optique sans fil. La figure 1.7 montre que le spectre de ce type de source est très large, s'étalant sur les longueurs d'onde du visible et proche-IR, et présente un maximum à  $\approx 1000nm$ .

Le bruit ambiant induit par les lampes à incandescence peut être modulé par sa source d'alimentation à courant alternatif ( $50/60Hz$ ). Il produit un photocourant à bande étroite avec une largeur inférieure à  $2kHz$  [7,37,51]. Généralement, dans les applications optiques sans fil, la bande passante du récepteur est significativement supérieure à  $2kHz$ .

**Lampes fluorescentes à basses fréquences** De même que les lampes à incandescences, les lampes fluorescentes à basse fréquence émettent généralement une lumière modulée à la fréquence d'alimentation  $50/60Hz$ . La différence réside dans la bande passante totale du photocourant à la réception produit par les lampes fluorescentes à basse fréquence, qui va jusqu'à  $20kHz$  [37]. À partir de la figure 1.7, on peut constater que la distribution spectrale de puissance du bruit pour ce type de lampe est étalée sur la gamme des longueurs d'onde entre  $700nm$  et  $1100nm$ . Pour réduire l'impact de ce type de bruit, une combinaison de filtres optiques et de filtres électriques/numériques passe-haut est nécessaire [7,37,51,52].

**Lampes fluorescentes à hautes fréquences** Un deuxième type plus récent de lampes fluorescentes a été introduit. Par rapport à son équivalent en basse fréquence, ce type de lampe génère un signal périodique dans la perspective de réduire la consommation électrique et d'augmenter l'espérance de vie du produit [7]. La fréquence de commutation des lampes fluorescentes à hautes fréquences varie d'un fabricant à l'autre, mais se situe typiquement dans la gamme de  $20kHz$  à  $40kHz$ . En plus des harmoniques dues au réseau d'alimentation, semblables à celles des lampes fluorescentes à basse fréquence, les lampes fluorescentes à hautes fréquences contiennent des harmoniques plus importantes, appelées bruit périodique, issues de la fréquence de commutation [56]. Ces harmoniques peuvent se prolonger dans la plage du  $MHz$  [37, 38, 40] limitant ainsi l'efficacité du filtrage, et donc présentent une déficience beaucoup plus sévère pour les liaisons optiques sans fil [39].

### 1.1.5.2 Bruit thermique

Le bruit thermique ou bruit du récepteur est une source supplémentaire de bruit qui impacte les performances des systèmes optiques sans fil. Cette source de bruit est généralement plus faible que les sources de bruit ambiant. Elle est due à des effets thermiques dans le circuit électronique du récepteur, particulièrement les effets thermiques de la résistance de polarisation du pré-amplificateur, et est dépendante du type de pré-amplificateur utilisé. Selon la conception des circuits, le bruit thermique peut être négligeable par rapport au bruit ambiant [48] [56]. Toutefois, à des très hauts débits, le bruit thermique devient significatif. Il faut donc impérativement le prendre en compte dans l'analyse de la liaison [5].

### 1.1.6 Description de la chaîne de transmission optique sans fil

Le schéma de transmission le plus courant dans les systèmes optiques sans fil est appelé IM/DD « Intensity Modulation/Direct Detection ». Comme illustré sur la figure 1.8, l'émetteur représenté par une DL ou une LED émet un signal optique exprimé par sa puissance  $X(t)$  en appliquant une modulation d'intensité. Donc, la puissance optique moyenne émise  $P_T$  est exprimée par :

$$P_T = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{2T} \int_{-T}^T X(t) dt, \quad (1.2)$$

$T$  étant le temps-symbole. Cette puissance moyenne est importante pour la caractérisation d'une liaison optique sans fil, car elle doit respecter les standards internationaux liés à la sécurité oculaire, détaillés dans la partie 1.1.4, qui fixent une puissance maximale  $P_{max}$  en fonction de la longueur d'onde utilisée pour la transmission, donc  $P_T \leq P_{max}$  [57].

Le signal  $X(t)$  va ensuite se propager à travers le canal considéré comme stationnaire et représenté par sa réponse impulsionnelle  $h(t)$ , sur laquelle vient s'ajouter le bruit  $N(t)$ . Le récepteur représenté par un photo-détecteur caractérisé par une sensibilité  $S$  ( $A/W$ ), reçoit le signal  $Y(t)$  en employant une détection directe. Donc, le signal reçu  $Y(t)$  peut s'exprimer sous la forme suivante [7, 58] :

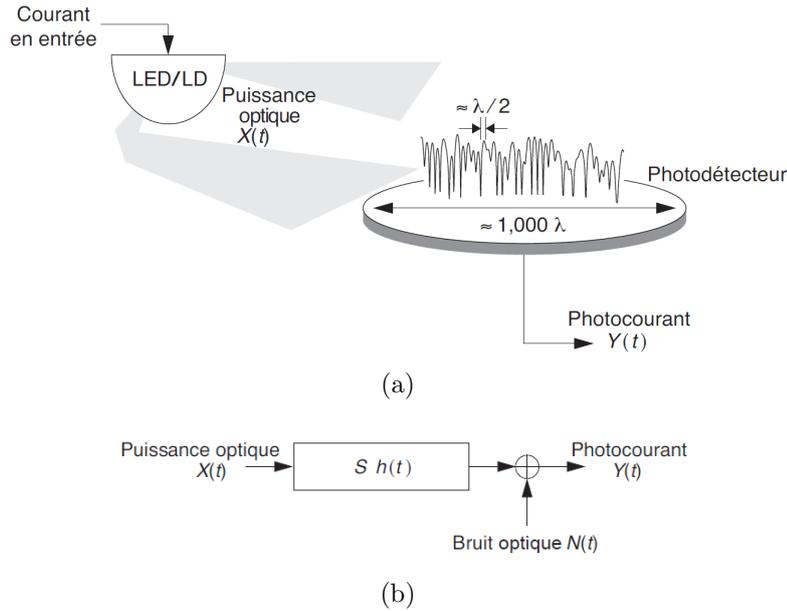


FIGURE 1.8 – (a) Schéma de transmission/réception IM/DD d’une liaison optique sans fil. (b) Modélisation de la liaison par la réponse impulsionnelle du canal  $h(t)$ , le bruit additif  $N(t)$  et la sensibilité  $S$  du photo-détecteur [5].

$$Y(t) = S \cdot (X(t) * h(t)) + N(t). \quad (1.3)$$

Les liaisons optiques sans fil, comme les liaisons radio, sont soumises aux effets de dispersion dus à la propagation multi-trajets. Cette dispersion est plus présente dans le cas des liaisons non-directionnelles.

Pour les deux systèmes, la propagation par trajets multiples provoque des chutes d’amplitude sévères à l’échelle d’une longueur d’onde. Par conséquent, un détecteur de dimension inférieure à une longueur d’onde éprouverait des évanouissements dus à ces trajets multiples.

Cependant, les récepteurs optiques sans fil ont des zones de détection avec une largeur d’environ 1000 fois la longueur d’ondes (*cf.* Figure 1.8(a)), ce qui implique que le photo-courant total généré est proportionnel à l’intégrale de la puissance optique sur la surface du photo-détecteur. Cette propriété des photo-détecteurs offre une diversité spatiale naturelle, empêchant ainsi les phénomènes d’évanouissement multi-trajets [5, 57].

À partir de la réponse impulsionnelle du canal, on peut définir le gain statique  $H_0$  du canal optique sans fil :

$$H_0 = \int_{-\infty}^{+\infty} h(t) dt. \quad (1.4)$$

Le bruit  $N(t)$  est composé d’un bruit thermique et d’un bruit ambiant dus aux sources optiques naturelles et artificielles. Généralement le bruit thermique est ignoré

face à l'intensité du bruit ambiant.

## 1.2 État de l'art des méthodes de simulation

L'étude du comportement du canal de propagation optique sans fil, telle que l'impact de la mobilité et des obstacles sur les performances des OWL (le mobilier [59], les personnes [2], etc.), est nécessaire pour mettre en œuvre un système de communication optique sans fil. Cela peut être réalisé en effectuant des mesures expérimentales qui sont à la fois longues et complexes [1, 61–64].

Dans le but de réduire la quantité de mesures expérimentales, *Mihaescu et. al* ont proposé une méthode de simulation sur la base d'un modèle réduit de l'environnement de mesure. Ils ont montré que ces résultats peuvent être transposés à un environnement réel [65–68].

Une autre approche consiste à simuler le comportement du canal de propagation optique sans fil dans des environnements réalistes en passant par le calcul de sa réponse impulsionnelle. Dans ce contexte, plusieurs méthodes de simulation ont été proposées. Ces méthodes peuvent être classées en trois catégories : les méthodes statistiques, les méthodes déterministes et les méthodes basées lancer de rayons.

Avant de présenter ces différentes méthodes, il est nécessaire d'introduire les modèles d'émetteurs optiques, de récepteurs optiques et des réflecteurs, en commençant par des notions de base de radio-photométrie.

### 1.2.1 Notions de radio-photométrie

La modélisation de la propagation de la lumière nécessite l'introduction d'un certain nombre de grandeurs radio-métriques [69, 70] illustrées par la figure 1.9. Dans ce travail, ces quantités sont définies pour une longueur d'onde donnée  $\lambda$ , même si elle n'apparaît pas explicitement.

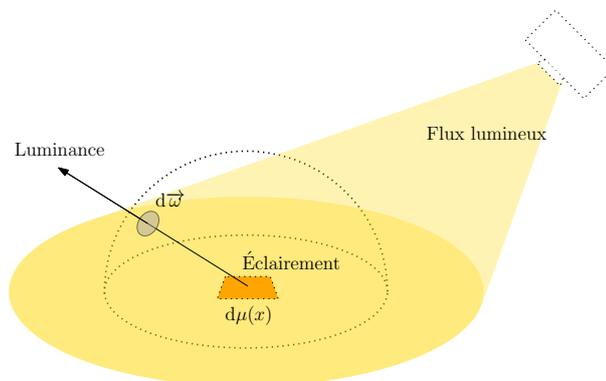


FIGURE 1.9 – Grandeurs radio-photométriques

L'énergie rayonnante  $Q_e$  est l'énergie transportée par les rayons lumineux ; elle est mesurée en joules. Le *flux radiant* ou puissance rayonnée  $\Phi$ , exprimé en  $Joules.s^{-1}$

ou  $W$ , est l'énergie rayonnée, reçue ou réfléchi par unité de temps :

$$\Phi(t) = \frac{dQ_e}{dt}. \quad (1.5)$$

L'éclairement  $E(x, t)$  d'un point  $x$ , exprimée en  $W.m^{-2}$ , représente le flux reçu par unité de surface :

$$E(x, t) = \frac{d\Phi}{d\mu(x)}, \quad (1.6)$$

où la mesure  $\mu(x)$  représente la surface différentielle autour du point  $x$ .

La *luminance*  $L_i(x, \vec{\omega}_i, t)$  dans la direction  $\vec{\omega}_i$  au point  $x$ , exprimée en  $W.m^{-2}.sr^{-1}$ , correspond au flux rayonné ou reçu par unité de surface et d'angle solide :

$$L_i(x, \vec{\omega}_i, t) = \frac{d^2\Phi}{|\vec{\omega}_i \cdot \vec{n}| d\vec{\omega}_i d\mu(x)}, \quad (1.7)$$

où  $\vec{n}$  est un vecteur unitaire orthogonal à la surface au point  $x$ . À partir des équations (1.6) et (1.7) viennent les relations usuelles suivantes :

$$E(x, t) = \int_{\Omega_x} L_i(x, \vec{\omega}_i, t) |\vec{\omega}_i \cdot \vec{n}| d\vec{\omega}_i, \quad (1.8)$$

$$\Phi(t) = \int_{A_{rx}} E(x, t) d\mu(x). \quad (1.9)$$

où  $\Omega_x$  est l'hémisphère au point  $x$  avec la normale  $\vec{n}$ , et  $A_{rx}$  est l'aire du récepteur.

## 1.2.2 Émetteurs optiques

L'émetteur optique ou source optique est le composant électronique réalisant la conversion électrique-optique du signal de transmission. Les émetteurs optiques exploitent un large spectre qui s'étant de l'UV à l'IR. Il faut noter que les longueurs d'onde les moins nocives sont celles les plus proches du spectre visible [31]. Les deux types d'émetteurs les plus couramment utilisés pour la transmission optique sans fil sont les LED et les diodes lasers.

Comme le montre la figure 1.10, l'émetteur optique est caractérisé par son diagramme de rayonnement  $D_{tx}$  [ $sr^{-1}$ ] en fonction de la direction  $\vec{\omega}$ , sa position  $M_{tx}$  et son orientation  $\vec{n}_{tx}$  (la normale à la surface). L'intensité optique de l'émetteur  $I_{tx}$  [ $W/sr$ ], définie par la puissance optique émise par unité d'angle solide, peut être exprimée par l'équation suivante :

$$I_{tx}(\vec{\omega}) = P_T \cdot D_{tx}(\vec{\omega}). \quad (1.10)$$

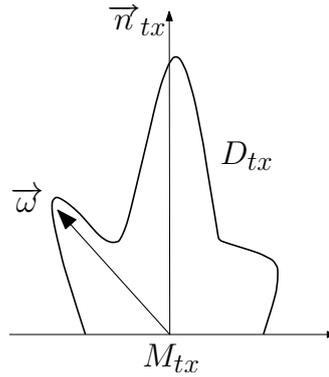


FIGURE 1.10 – Caractéristiques générales d'un émetteur optique.

Les émetteurs LED possèdent un diagramme d'émission plus large que celui des émetteurs à diode laser. Ce type d'émetteur est donc plus adapté aux liaisons non directionnelles. Les conditions de sécurité oculaire sont plus simples à satisfaire avec une LED qu'avec une diode laser, qui fonctionne généralement avec des faisceaux optiques très étroits. En plus, les LED sont généralement moins coûteuses que les diodes lasers, avec une plus longue durée de vie. Enfin, les LED peuvent atteindre des puissances bien supérieures à celles autorisées par les diodes lasers.

Les principaux avantages des diodes lasers par rapport aux LED sont leur rendement énergétique élevée, leur large bande passante (LED : une dizaines de kHz à une centaines de MHz, diode laser : une dizaine de kHz à une dizaine de GHz) et leur largeur spectrale relativement étroite (LED : 25 à 100 *nm*, diode laser : 0.1 à 5 *nm*) [53]. Bien que les diodes lasers offrent plusieurs avantages par rapport aux LED, une grande partie des systèmes de communications optiques sans fil utilisent actuellement des LED.

Il existe plusieurs modèles de simulation d'émetteurs optiques, basés sur des modèles théoriques tels que le modèle Lambertien généralisé, ou expérimentaux issus de la modélisation mathématique des résultats de mesures sur des produits commercialisés, tels que les modèles « NSPW345CS » du fabricant « Nichia » et « Luxeon » de « Lumileds Philips ».

### 1.2.2.1 Modèle purement diffus

Le modèle d'émetteur le plus simple est le modèle purement diffus. Comme le montre la figure 1.11, ce modèle consiste à émettre un rayonnement uniforme sur tout l'hémisphère supérieur de l'émetteur, par rapport à sa normale  $\vec{n}_{tx}$ , indépendamment de la direction du rayon lumineux  $\vec{\omega}$ . Son diagramme de rayonnement est exprimé comme suit :

$$D_{tx}(\vec{\omega}, \vec{n}_{tx}) = \frac{1}{2\pi}. \quad (1.11)$$

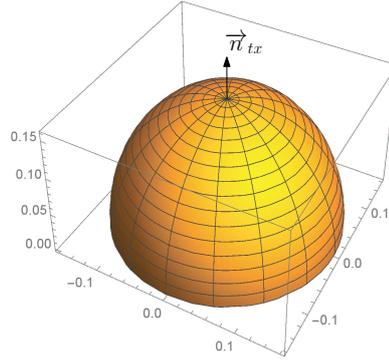


FIGURE 1.11 – Illustration du modèle purement diffus.

### 1.2.2.2 Modèle Lambertien généralisé

Le modèle le plus largement utilisé dans la simulation du canal optique sans fil est le modèle Lambertien généralisé. Par rapport au modèle diffus, ce modèle peut simuler des émetteurs diffus et directs ayant une symétrie uniaxiale autour de la normale. Il est caractérisé par l'ordre  $m$  de son diagramme d'émission qui contrôle sa directivité, et s'écrit [9] :

$$D_{tx}(\vec{\omega}, \vec{n}_{tx}, m) = \frac{m+1}{2\pi} |\vec{n}_{tx} \cdot \vec{\omega}|^m. \quad (1.12)$$

L'ordre  $m$  est relié à l'angle d'émission à mi-puissance  $\Theta_{1/2}$  entre la direction du rayon lumineux  $\vec{\omega}_{\Theta_{1/2}}$  et la direction de l'émetteur  $\vec{n}_{tx}$  par :

$$m = \frac{-\ln 2}{\ln(\cos \Theta_{1/2})}. \quad (1.13)$$

La figure 1.12 présente deux diagrammes de rayonnement correspondants à deux valeurs typiques de l'angle  $\Theta_{1/2}$ , généralement utilisées pour simuler des émetteurs diffus et directs, à savoir  $\Theta_{1/2} = 60^\circ$  pour un émetteur Lambertien standard avec  $m = 1$ , et  $\Theta_{1/2} = 15^\circ$  pour un émetteur Lambertien directif avec  $m = 20$ .

Récemment, une étude à été menée pour calculer la valeur optimale de l'ordre de l'émetteur Lambertien généralisé pour des liaisons optiques sans fil LOS non-directionnelles [71].

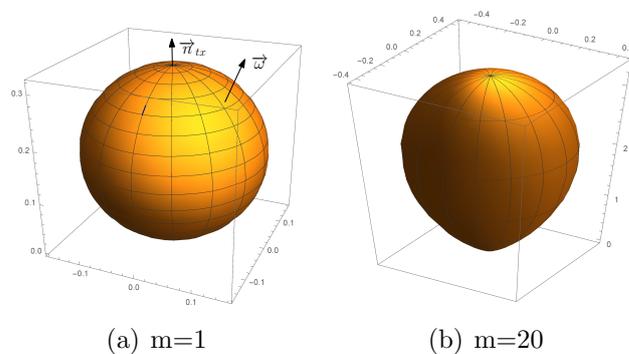


FIGURE 1.12 – Illustration du modèle Lambertien généralisé.

### 1.2.2.3 Modèles expérimentaux

Les modèles expérimentaux ont été introduit par Moreno *et. al* [72]. Ils sont basés sur une représentation analytique généralisée du diagramme de rayonnement des émetteurs sous forme d'un mélange de distributions gaussiennes, sur laquelle ont été appliqués des ajustements numériques pour représenter une grande variété de produits disponibles sur le marché (NSPW345CS Nichia, XLamp XR-E de chez Cree, LUXEON Rebel de Lumileds Philips, etc.).

**Modèle d'émetteur Luxeon Rebel de Lumileds Philips** Le modèle LUXEON Rebel de Lumileds Philips possède un diagramme de rayonnement assez particulier : l'intensité maximale n'est pas associée à la normale de l'émetteur. Son diagramme de rayonnement est exprimé par :

$$D_{tx}(\vec{\omega}, \vec{n}_{tx}) = g_0 \sum_i g_{1_i} \exp \left[ -\ln 2 \left( \frac{|\vec{n}_{tx} \cdot \vec{\omega}| - g_{2_i}}{g_{3_i}} \right)^2 \right]. \quad (1.14)$$

où  $g_0 = 0.22$ ,  $g_{1_1} = 0.76$ ,  $g_{2_1} = 0^\circ$ ,  $g_{3_1} = 29^\circ$ ,  $g_{1_2} = 1.10$ ,  $g_{2_2} = 45^\circ$  et  $g_{3_2} = 21^\circ$ .

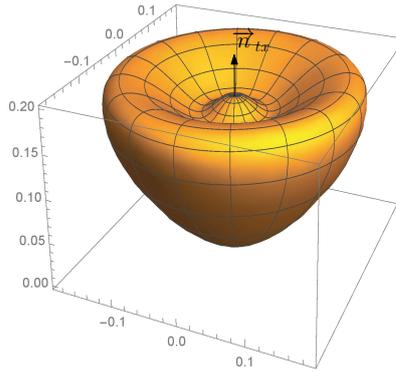


FIGURE 1.13 – Illustration du modèle expérimental d'émetteur Luxeon Rebel de Lumileds Philips.

**Modèle d'émetteur NSPW345CS de Nichia** Contrairement à tous les modèles présentés ci-dessus, le modèle d'émetteur NSPW345CS est un modèle dont le rayonnement est dépendant de l'angle d'azimut (rayonnement asymétrique). Son diagramme de rayonnement est donné par l'expression suivante :

$$D_{tx}(\vec{\omega}, \vec{n}_{tx}) = g_0 \sum_i g_{1_i} \exp \left[ -\ln 2 (|\theta| - g_{2_i})^2 \left( \frac{\cos^2 \phi}{(g_{3_i}^2)} + \frac{\sin^2 \phi}{(g_{4_i}^2)} \right) \right]. \quad (1.15)$$

où  $g_0 = 0.69$ ,  $g_{1_1} = 0.13$ ,  $g_{2_1} = 45^\circ$ ,  $g_{3_1} = g_{4_1} = 18^\circ$ ,  $g_{1_2} = 1$ ,  $g_{2_2} = 0$ ,  $g_{3_2} = 38^\circ$  et  $g_{4_2} = 22^\circ$ .

Ce modèle est applicable si le diagramme de rayonnement de l'émetteur à modéliser présente une certaine asymétrie en azimut. Cette asymétrie peut conduire

à des comportements différents du canal optique sans fil dans les deux directions azimutales perpendiculaires [73].

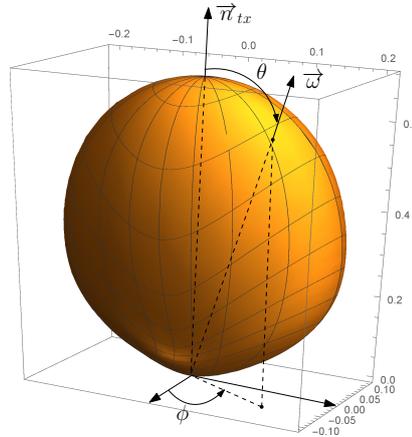


FIGURE 1.14 – Illustration du modèle expérimental d'émetteur NSPW345CS de Nichia.

### 1.2.3 Récepteurs optiques

Le rôle du récepteur optique est de convertir la puissance optique reçue en courant électrique, en détectant le faisceau de photons sur la surface du photo-détecteur. Comme illustré par la figure 1.15, le récepteur est caractérisé par sa position  $M_{rx}$ , son orientation  $\vec{n}_{rx}$ , son FOV et l'aire  $A_{rx}$  de son photo-détecteur.

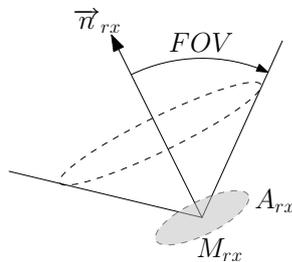


FIGURE 1.15 – Caractéristiques générales d'un récepteur optique.

Une autre caractéristique importante du récepteur est la sensibilité  $S$  de son photo-détecteur vis-à-vis du spectre optique. Elle est exprimée ainsi [69, 74] :

$$S_{(A/W)} = \eta \frac{\lambda q}{hc} \approx \eta \frac{\lambda_{(\mu m)}}{1.23985_{(\mu m \cdot W/A)}}, \quad (1.16)$$

où  $\eta$  représente l'efficacité quantique du photo-détecteur en fonction de la longueur d'onde  $\lambda$ ,  $h \approx 6.63 \times 10^{-34} m^2 kg/s$  est la constante de *Planck* et  $c \approx 3 \times 10^8 m/s$  la célérité de la lumière.

Les photo-détecteurs utilisés dans les systèmes optiques sans fil sont généralement fabriqués à base de photodiodes PIN ou de photodiodes à avalanche. Le plus courant est le photo-détecteur PIN, en raison de sa faible tension de polarisation, et

de sa tolérance aux fluctuations de température (bruit thermique relativement plus faible). En outre, les photos-détecteurs PIN sont moins coûteux que les photodiodes à avalanche. Cependant, les photo-détecteurs PIN sont moins sensibles, avec un plus faible rendement quantique par rapport aux photodiodes à avalanche [57] [31].

La puissance optique d'un faisceaux lumineux arrivant au niveau du récepteur dans son champ de vision FOV est directement liée à l'aire effective du photo-détecteur  $A_{eff} = A_{rx} \cos \theta$ . En d'autres termes, la puissance transportée est atténuée en fonction de  $\theta$ , l'angle d'arrivée du faisceau. Il existe des dispositifs optiques appelés concentrateurs [5, 75–77], qui permettent d'augmenter virtuellement l'aire effective du photo-détecteur, et ainsi d'augmenter l'efficacité de collection des photons en réduisant leur angle d'arrivée. La figure 1.16 illustre le principe de fonctionnement d'un concentrateur hémisphérique.

Un autre type de concentrateurs très utilisés dans les systèmes de communications infrarouges est le concentrateur CPC « Compound Parabolic Concentrator », qui a la propriété d'atteindre des gains plus élevés par rapport aux concentrateurs hémisphériques [78, 79]. Cependant, l'utilisation d'un tel concentrateur peut réduire considérablement le FOV du récepteur, ce qui le rend particulièrement adapté pour les liens directifs [80].

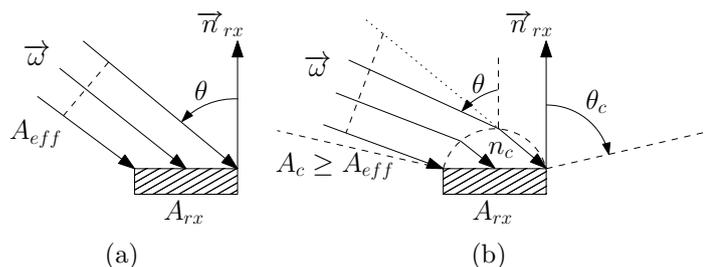


FIGURE 1.16 – Illustration d'un récepteur (a) sans (b) avec concentrateur hémisphérique.

L'expression générale du gain du concentrateur  $g_c(\theta)$  est la suivante :

$$g_c(\theta) = \begin{cases} \frac{n_c^2}{\sin^2 \theta} & \text{si } 0 \leq \theta \leq \theta_c, \\ 0 & \text{sinon,} \end{cases} \quad (1.17)$$

où,  $n_c$  est l'indice de réfraction à l'intérieur du concentrateur et  $\theta_c$  représente son champ de vision. L'utilisation d'un concentrateur est généralement accompagnée par l'introduction d'un filtre avec un gain  $T_f(\theta)$  pour réduire l'intensité du photocourant due au bruit ambiant [5].

### 1.2.4 Modèles de réflecteurs : Fonction de Distribution de Réflectance Bidirectionnelle

Les performances des liaisons optiques sans fil, particulièrement les liaisons diffuses et quasi-diffuses, dépendent du degré de réflectivité des surfaces de l'environne-

ment de transmission. Cela implique qu'une connaissance précise des caractéristiques de réflexion de ces surfaces est nécessaire pour étudier le comportement du canal optique sans fil.

Les modèles de réflecteurs, généralement appelés modèles de BRDF « Bidirectional Reflectance Distribution Function », permettent de modéliser les propriétés de réflexion de la lumière sur une surface donnée [70]. Ils sont définis comme le rapport entre le rayonnement réfléchi dans la direction de réflexion  $\vec{\omega}_r$  sur le rayonnement reçu depuis la direction d'incidence  $\vec{\omega}_i$  (cf. figure 1.17) :

$$f_r(x, \vec{\omega}_i \rightarrow \vec{\omega}_r) = \frac{dL_r(x, \vec{\omega}_r, t)}{L_i(x, \vec{\omega}_i, t) |\vec{\omega}_i \cdot \vec{n}| d\vec{\omega}_i} \quad (1.18)$$

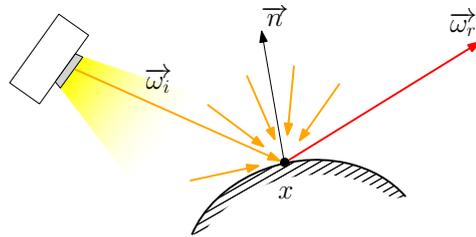


FIGURE 1.17 – Réflexion d'un rayon lumineux.

Une BRDF doit obéir à deux conditions : la loi de conservation d'énergie (1.19) et la loi de réciprocité (1.20) [81] :

$$0 \leq \int_{\Omega_x} f_r(x, \vec{\omega}_i \rightarrow \vec{\omega}_r) |\vec{n} \cdot \vec{\omega}_r| d\vec{\omega}_r \leq 1, \quad (1.19)$$

$$f_r(x, \vec{\omega}_i \rightarrow \vec{\omega}_r) = f_r(x, \vec{\omega}_r \rightarrow \vec{\omega}_i). \quad (1.20)$$

Il y a plusieurs modèles mathématiques de BRDF qui caractérisent une grande variété de matériaux. Ces modèles peuvent être classés en trois catégories, à savoir les modèles empiriques, les modèles géométriques et les modèles physiques [82].

Les modèles empiriques, tels que le modèle de *Lambert* et le modèle de *Blinn-Phong*, proposent des modélisations relativement simples de la réflexion sur des surfaces lisses et rugueuses, qui correspondent bien aux données expérimentales.

Les modèles physiques tels que le modèle de *Beckmann-Spizzichino* [83] et le modèle de *Maxwell-Beard* [84], se basent sur la théorie des ondes électromagnétiques pour construire un modèle de BRDF. Les modèles géométriques, tels que le modèle d'*Oren-Nayar* et le modèle de *Torrance-Sparrow* [85] qui a été repris et amélioré en deux temps par *Cook-Torrance* [86] et par *Xiao et al* [87], s'appuient sur l'optique géométrique, notamment pour contrôler la réflexion spéculaire et modéliser la réflexion sur des surfaces rugueuses.

Selon le critère de Rayleigh, une surface est considérée comme rugueuse si la hauteur maximale de ses irrégularités  $\zeta$  vérifie la relation suivante [83] :

$$\zeta \geq \frac{\lambda}{8 \times \sin \theta}. \quad (1.21)$$

Prenant l'exemple d'un rayonnement infrarouge à  $950nm$  dans une direction normale à la surface de réflexion, cette surface est considérée comme rugueuse si  $\zeta \geq 0.118\mu m$ .

Les modèles géométriques et les modèles physiques sont majoritairement utilisés dans les domaines de l'informatique graphique. Ils génèrent des images de synthèse avec un rendu très réaliste, grâce à leur complexité par rapport aux modèles empiriques [70]. Dans nos simulations, nous utilisons uniquement les modèles empiriques, car ils satisfont largement les besoins de la caractérisation du canal optique sans fil.

#### 1.2.4.1 Modèle diélectrique

La réflexion est dite purement spéculaire lorsqu'il y a une seule direction de réflexion possible  $\vec{\omega}_m$  (direction miroir, cf. Figure 1.18) pour un rayon lumineux incident dans la direction  $\vec{\omega}_i$ . Cette direction est calculée comme suit :

$$\vec{\omega}_m = \vec{\omega}_i + 2\vec{n} |\vec{\omega}_i \cdot \vec{n}|. \quad (1.22)$$

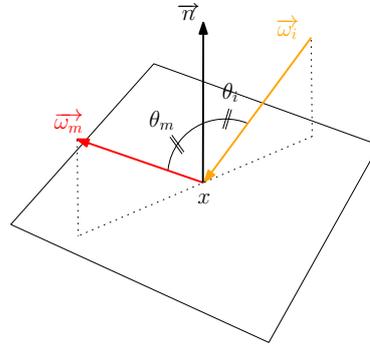


FIGURE 1.18 – Illustration du modèle diélectrique.

Cette réflexion purement spéculaire est due au fait que la taille des irrégularités de la surface est très faible par rapport à la longueur d'onde ( $\zeta \ll \lambda$ ). Idéalement, l'énergie du rayon incident est entièrement réfléchi ; en pratique une partie de l'énergie peut être absorbée, diffusée ou réfractée par la surface.

Pour une onde optique polarisée, la réflexion sur un matériau diélectrique est modélisé par la réflexion spéculaire suivant la loi de réflexion de *Snell-Descartes* :

$$n_1 \cdot \sin(\theta_i) = n_2 \cdot \sin(\theta_t), \quad (1.23)$$

et les lois de *Fresnel* :

$$\rho_e = \frac{n_1 \cdot \cos \theta_i - n_2 \cdot \cos \theta_t}{n_1 \cdot \cos \theta_i + n_2 \cdot \cos \theta_t}, \quad (1.24)$$

$$\rho_m = \frac{n_1 \cdot \cos \theta_t - n_2 \cdot \cos \theta_i}{n_1 \cdot \cos \theta_t + n_2 \cdot \cos \theta_i}, \quad (1.25)$$

avec  $\rho_e$  le coefficient de réflexion de la partie polarisée transverse électrique,  $\rho_m$  le coefficient de réflexion de la partie polarisée transverse magnétique de l'onde optique,  $n_1$  l'indice de réfraction du milieu de propagation (généralement l'air avec  $n_1 \approx 1$ ),  $n_2$  l'indice de réfraction de la surface de réflexion et  $\theta_t$  l'angle de transmission de la lumière à travers la surface.

Pour une onde optique non polarisée, l'équation de la BRDF s'écrit :

$$f_r(x, \vec{\omega}_i, \vec{\omega}_r) = F_r(\vec{\omega}_i) \frac{\delta(\vec{\omega}_r - \vec{\omega}_i)}{\cos \theta_i} \quad (1.26)$$

avec

$$F_r(\vec{\omega}_i) = \frac{\rho_m + \rho_e}{2}. \quad (1.27)$$

#### 1.2.4.2 Modèle de Lambert

Le modèle de Lambert a été introduit par Johann Heinrich Lambert en 1760. Il modélise des surfaces réfléchissantes diffuses idéales qui réfléchissent la lumière incidente uniformément dans toutes les directions, quel que soit l'angle de réflexion (*cf.* Figure 1.19). Son expression est :

$$f_r(x, \vec{\omega}_i \rightarrow \vec{\omega}_r) = \frac{\rho}{\pi}, \quad (1.28)$$

où le coefficient de réflexion  $\rho$  propre à la surface est égal au rapport entre le flux réfléchi et le flux incident. Ce coefficient varie de 0 pour un matériau parfaitement absorbant, à 1 pour un matériau parfaitement réfléchissant. Ce modèle vérifie les conditions de réciprocité et de conservation d'énergie.

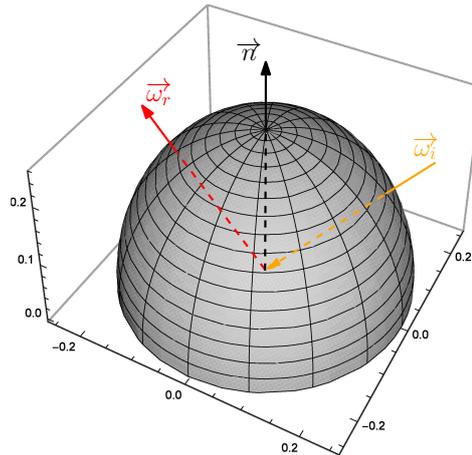


FIGURE 1.19 – Illustration du modèle de Lambert.

Des mesures expérimentales pour déterminer le coefficient de réflexion pour une variété de matériaux couramment utilisés dans les espaces intérieurs, comme les surfaces peintes, panneaux en bois, textiles, et murs en plâtre, ont été effectués dans les

travaux de *Gfeller* [9]. Ces mesures ont été réalisées dans la gamme infrarouge avec  $\lambda = 950nm$ . Les coefficients de réflexion mesurés varient entre 0,4 et 0,9. Parmi les matériaux les plus utilisés pour la modélisation des environnements de simulation en optique sans fil, on trouve les murs en plâtre blanc avec un coefficient de réflexion généralement entre 0,7 et 0,85 en fonction de la texture de la surface. À partir de ces résultats, *Gfeller* a considéré que le diagramme de rayonnement infrarouge de la plupart des matériaux utilisés dans les espaces intérieurs pourrait être correctement modélisés par le modèle de Lambert.

Il faut noter que le coefficient de réflexion varie en fonction de la longueur d'onde. Ces variations sont relativement faibles dans le domaine infrarouge et le coefficient de réflexion est généralement assimilé à une mesure moyenne [9, 88, 89]. Par contre, dans le spectre visible ces variations sont plus significatives. Par conséquent, il faut tenir compte de cette caractéristique pour les systèmes VLC. La figure 1.20 illustre ces variations pour un ensemble de matériaux de construction et les compare avec la densité spectrale de puissance PSD d'une WLED [90].

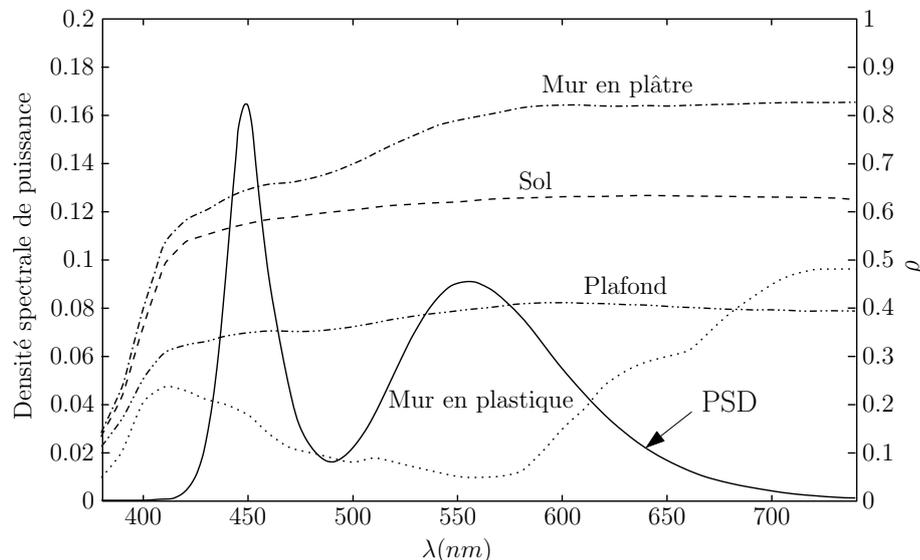


FIGURE 1.20 – Caractérisation expérimentale des propriétés de réflexion d'un ensemble de matériaux de construction dans le spectre visible [90].

### 1.2.4.3 Modèle de Blinn-Phong

Une étude expérimentale réalisé par *Lomba et. al* [89] a montré que certains types de matériaux utilisés pour la simulation du canal optique sans fil, notamment les surfaces lisses avec une importante composante spéculaire, ne peuvent être modélisés fidèlement par le biais d'un modèle de Lambert. Il propose donc, l'utilisation du modèle de *Bui T. Phong* [91]. Plusieurs travaux postérieurs ont utilisés ce modèle de BRDF [65, 66, 80, 88, 89, 92–96]. Cependant, le modèle de Phong ne vérifie pas la condition de conservation d'énergie décrite dans (1.19).

Le Modèle de Blinn-Phong est introduit en 1977 par *James F. Blinn* [97] (cf. Figure 1.21) sur la base du modèle de Phong [91]. Il utilise une interpolation li-

néaire entre une partie Lambertienne diffuse, et une partie directive. Ce modèle est normalisé et vérifie les conditions (1.19) et (1.20). Sa BRDF est exprimée par :

$$f_r(x, \vec{\omega}_i \rightarrow \vec{\omega}_r) = \rho \left( \frac{\alpha}{\pi} + (1 - \alpha) D(x, \vec{\omega}_i \rightarrow \vec{\omega}_r) \right), \quad (1.29)$$

où  $\alpha$  est le paramètre de l'interpolation linéaire.

La partie directive  $D(x, \vec{\omega}_i \rightarrow \vec{\omega}_r)$  correspond à une réflexion purement spéculaire sur une surface virtuelle dont la normale  $\vec{\omega}_h$  est donnée par (cf. Figure 1.21) :

$$\vec{\omega}_h = \frac{\vec{\omega}_r - \vec{\omega}_i}{\|\vec{\omega}_r - \vec{\omega}_i\|}. \quad (1.30)$$

$D$  est finalement modélisé en utilisant la distribution de Blinn suivante :

$$D(x, \vec{\omega}_i \rightarrow \vec{\omega}_r) = \frac{\sigma + 2}{2\pi} |\vec{n} \cdot \vec{\omega}_h|^\sigma. \quad (1.31)$$

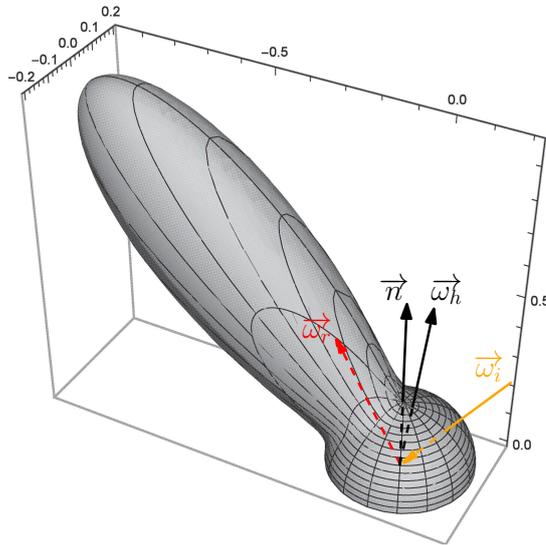


FIGURE 1.21 – Illustration du modèle de Blinn-Phong ( $\alpha = 0.85$  et  $\sigma = 60$ ).

## 1.2.5 Méthodes de simulation

### 1.2.5.1 Méthodes de simulation statistique

Afin d'estimer une réponse impulsionnelle, les méthodes statistiques ont l'avantage de la simplicité et requièrent généralement très peu de paramétrage et de modélisation de l'environnement de simulation, tout en essayant de généraliser les résultats sur un large ensemble de scénarios éventuels. Ces modèles sont généralement issus de l'expérimentation.

Il existe plusieurs modèles statistiques. Le plus répandu est le modèle proposé par Carruthers *et. al.*, sous le nom CBM « Ceiling Bounce Model ». Il est dédié aux liaisons diffuses [98, 99].

Le modèle CB est fondé sur deux hypothèses : premièrement, comme son nom l'indique, une seule surface réfléchissante (le plafond), généralement Lambertienne, est considérée dans le calcul de l'estimation de la réponse impulsionnelle. Cette surface est représentée par un plan horizontal infini. Deuxièmement, l'émetteur et le récepteur pointent verticalement vers le plafond. Il faut noter que le principe de fonctionnement de ce modèle reste valable pour une configuration inversée, avec les deux capteurs qui pointent vers le sol.

Une autre simplification peut être envisagée, en plaçant les deux capteurs à hauteurs égales  $H$  par rapport au plafond (sur un même plan horizontal  $z = H$ ), avec  $M_{tx} = (x_1, y_1, H)$  et  $M_{rx} = (x_2, y_2, H)$ .

La réponse impulsionnelle  $\hat{h}(t, a)$  généralisée d'un canal de propagation diffus en considérant la réflexion sur le plafond est modélisée en fonction du gain statique  $H_o$  et du modèle CB,  $h_c(t, a)$ . Elle dépend d'un paramètre temporel noté  $a$  lié à la dispersion des retards  $\tau_{rms}$  :

$$\hat{h}(t, a) = H_o \times h_c(t, a), \quad (1.32)$$

avec,

$$h_c(t, a) = \frac{6a^6}{(t+a)^7} u(t), \quad (1.33)$$

$$H_o = \frac{\rho_c A_{rx} H^4}{\pi^2} \int_{S_c} \frac{dxdy}{(H^2 + (x-x_1)^2 + (y-y_1)^2)(H^2 + (x-x_2)^2 + (y-y_2)^2)^2}, \quad (1.34)$$

$$a = \frac{2H}{c}, \quad (1.35)$$

et

$$\tau_{rms} = \frac{a}{12} \sqrt{\frac{13}{11}}, \quad (1.36)$$

où  $S_c$  représente la surface du plafond et  $\rho_c$  son coefficient de réflexion.

Le modèle CB peut être étendu afin de modéliser l'impact des réflexions d'ordre supérieur ainsi que l'influence du masquage de la liaison dû à la mobilité de l'environnement. Pour cela, il suffit de modifier la valeur du paramètre  $a$  comme suit :

$$a(\text{avec masquage}) = 12 \sqrt{\frac{11}{13}} (2.1 - 5.0 + 20.8s^2) \tau_{rms}, \quad (1.37)$$

$$a(\text{sans masquage}) = 12 \sqrt{\frac{11}{13}} (2.1 + 9.4s) \tau_{rms}, \quad (1.38)$$

avec  $s$  défini par le rapport de la distance horizontale de l'émetteur et du récepteur  $d_{M'_{tx}, M'_{rx}}$  sur la diagonale  $d_{M'_{tx}, M'_{rx}}$  (cf. Figure 1.22).

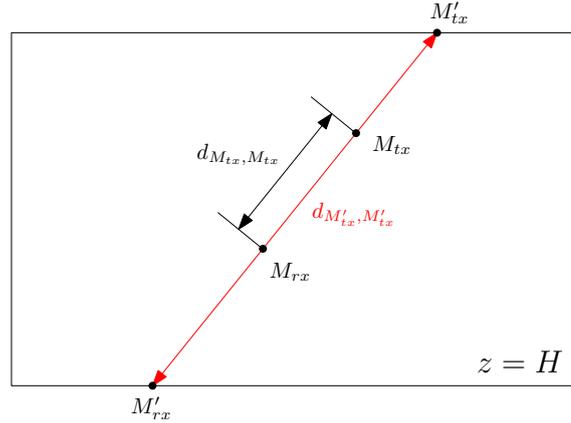


FIGURE 1.22 – Normalisation des paramètres géométriques du modèle CB par rapport aux dimensions de la scène de simulation.

D'autres ajustements des paramètres  $H_o$  et  $\tau_{rms}$  par rapport à la directivité de l'émetteur  $m$  et sa localisation par rapport au récepteur ont été proposés dans [98–101] :

$$H_o(\text{sans masquage}, m = 1.85) = 10^{0.37 - 1.20s + 2.55s^2} \times H_o, \quad (1.39)$$

$$H_o(\text{sans masquage}, m = 1.00) = 10^{0.18 + s} \times H_o, \quad (1.40)$$

$$H_o(\text{avec masquage}, m = 1.00) = 10^{-0.14 + 1.02s} \times H_o, \quad (1.41)$$

$$\tau_{rms}(m) = -2.37 + 0.007m + (0.8 - 0.002m) \times d_{M_{tx}, M_{rx}}. \quad (1.42)$$

Ces modèles statistiques ne sont pas très précis. Cependant, ils proposent une solution rapide pour caractériser un canal de propagation optique dans certains environnements typiques, en termes d'atténuation de puissance et de dispersion des retards.

### 1.2.5.2 Méthode de radiosité

La méthode de Gfeller-Bapst [9] introduite en 1979 est l'une des premières méthodes proposée pour estimer la réponse impulsionnelle d'un canal optique sans fil. Elle est basée sur les principes de la méthode de radiosité largement connue dans les domaines de l'informatique graphique. L'inconvénient de cette méthode est qu'elle est limitée à une seule réflexion.

En 1991, Barry *et. al* [102, 103] ont généralisé cette méthode pour simuler le canal optique sans fil en considérant plusieurs profondeurs de réflexion. En se mettant dans le cas applicatif de cette méthode, toutes les surfaces réfléchissantes de la scène doivent être purement diffuses et ne dépendent pas de la direction d'incidence du flux lumineux, ce qui fait à la fois la simplicité et le défaut de cette méthode. Le modèle généralement utilisé est le modèle de Lambert. L'émetteur est une source Lambertienne généralisée avec une position  $M_{tx}$  et une orientation  $\vec{n}_{tx}$ . Le récepteur

est caractérisé par un FOV, une position  $M_{rx}$ , une orientation  $\vec{n}_{rx}$  et l'aire de sa surface  $A_{rx}$ . L'environnement de simulation  $S$  est subdivisé en  $N$  petites surfaces élémentaires ou *Patch* de taille  $\Delta A_s$  (cf. Figure 1.24).

En pratique les ondes optiques émises par l'émetteur peuvent rebondir plusieurs fois (théoriquement à l'infini) sur les surfaces de l'environnement de propagation avant d'atteindre le récepteur. Les trajets de propagation des ondes optiques réfléchis  $k$  fois forment ce qu'on appelle la contribution à la réponse impulsionnelle d'ordre  $k$ , notée  $h^{(k)}(t, M_{tx}, M_{rx})$ . Pour une configuration de liaison émetteur-récepteur dans un environnement donné, la réponse impulsionnelle du canal de propagation optique sans fil  $h(t, M_{tx}, M_{rx})$  peut s'exprimer de la manière suivante :

$$h(t, M_{tx}, M_{rx}) = \sum_{k=0}^{\infty} h^{(k)}(t, M_{tx}, M_{rx}) \quad (1.43)$$

Généralement, la puissance apportée par les contributions d'ordre supérieur à partir d'un certain seuil  $r$  est négligeable par rapport aux contributions d'ordre inférieur. Donc, en fixant le nombre de réflexion maximum des contributions, l'équation (1.43) devient :

$$h(t, M_{tx}, M_{rx}) \approx \sum_{k=0}^r h^{(k)}(t, M_{tx}, M_{rx}) \quad (1.44)$$

En premier lieu, on considère la contribution à la réponse impulsionnelle du trajet direct entre l'émetteur et le récepteur, notée  $h^{(0)}(t, M_{tx}, M_{rx})$  (cf. Figure 1.23). En considérant le flux lumineux élémentaire de chaque angle solide  $d\Omega_{rx}$  visible par le récepteur en provenance de l'émetteur, l'expression intégrale de  $h^{(0)}$  s'écrit :

$$h^{(0)}(t, M_{tx}, M_{rx}) = \int_{\Omega_{rx}} \frac{m+1}{2\pi} \cos^n(\phi) \text{rect}\left(\frac{\theta}{\text{FOV}}\right) \delta\left(t - \frac{d}{c}\right) d\Omega_{rx}, \quad (1.45)$$

où  $d$  est la distance séparant l'émetteur et le récepteur :

$$d = \|\overrightarrow{M_{tx}M_{rx}}\|, \quad (1.46)$$

$\phi$  est l'angle formée par les deux vecteurs  $\vec{n}_{tx}$  et  $\overrightarrow{M_{rx}M_{tx}}$  :

$$\cos(\phi) = \frac{\vec{n}_{tx} \cdot \overrightarrow{M_{rx}M_{tx}}}{d}, \quad (1.47)$$

$\theta$  est l'angle formée par les deux vecteurs  $\vec{n}_{rx}$  et  $\overrightarrow{M_{tx}M_{rx}}$  :

$$\theta = \cos^{-1}\left(\frac{\vec{n}_{rx} \cdot \overrightarrow{M_{tx}M_{rx}}}{d}\right), \quad (1.48)$$

et la fonction  $\text{rect} : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$  est une fonction rectangulaire définie par :

$$\text{rect}(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } |x| \leq 1, \\ 0 & \text{sinon.} \end{cases} \quad (1.49)$$

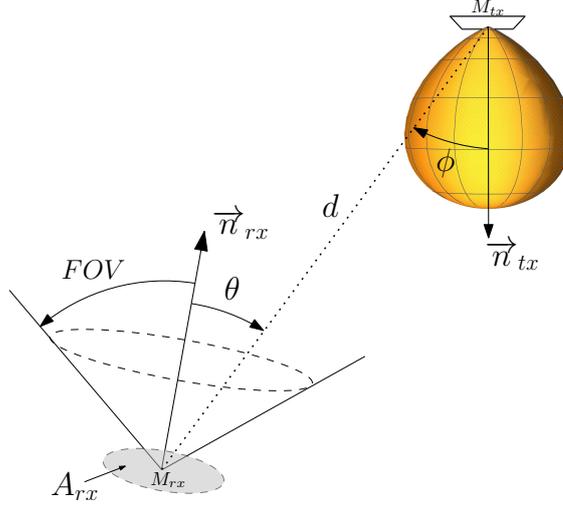


FIGURE 1.23 – Trajet LOS entre l'émetteur et le récepteur.

En prenant les hypothèses que le récepteur est ponctuel et que  $A_{rx} \ll d^2$ , on peut effectuer l'approximation suivante sur l'angle solide  $d\Omega_{rx}$  :

$$d\Omega_{rx} \approx \frac{\cos(\theta)}{d^2} d\mu(M_{rx}), \quad (1.50)$$

avec

$$\int_{S_{rx}} d\mu(M_{rx}) = A_{rx}. \quad (1.51)$$

En remplaçant les équations (1.50) et (1.51) dans (1.45), on obtient :

$$h^{(0)}(t, M_{tx}, M_{rx}) = \frac{m+1}{2\pi} \cos^n(\phi) \text{rect}\left(\frac{\theta}{\text{FOV}}\right) \delta\left(t - \frac{d}{c}\right) \frac{\cos(\theta)}{d^2} A_{rx}. \quad (1.52)$$

Pour la réflexion d'ordre égale à 1, le calcul de  $h^{(1)}(t, M_{tx}, M_{rx})$  se fait en deux étapes. On évalue d'abord la quantité d'énergie contenue sur l'aire de chacune des surfaces élémentaires  $d\mu(M_s)$  de la pièce par rapport à l'émetteur. Si une surface élémentaire est dans le champ de vision du récepteur, on évalue l'énergie échangée entre cette surface et le récepteur. Finalement, la puissance reçue par le récepteur est égale à l'intégrale des puissances reçues de chaque surface en visibilité avec celui-ci :

$$h^{(1)}(t, M_{tx}, M_{rx}) = \int_S h^{(0)}(t, M_{tx}, M_s) * h^{(0)}(t, M_s, M_{rx}) d\mu(M_s), \quad (1.53)$$

où l'opérateur  $*$  représente le produit de convolution.

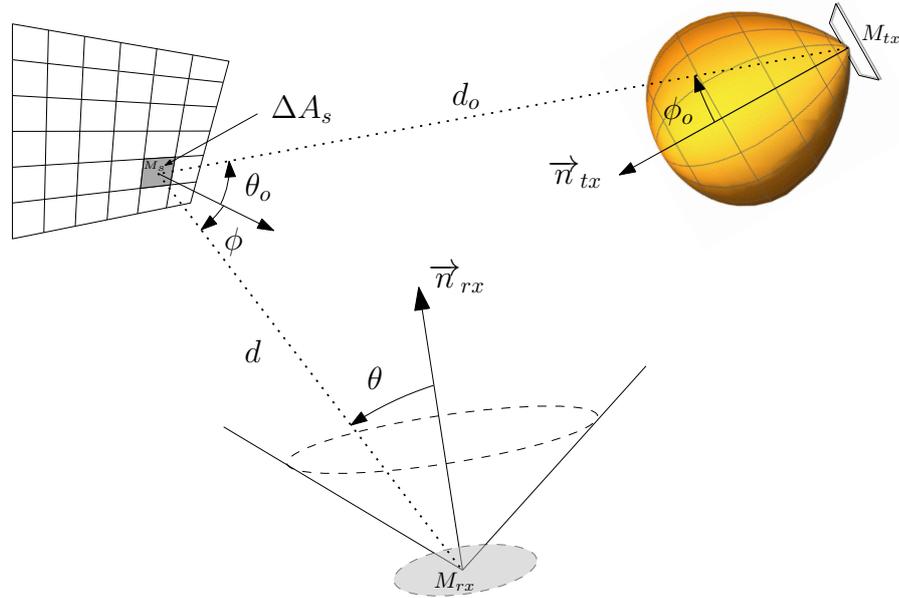


FIGURE 1.24 – Trajet non-LOS entre l'émetteur et le récepteur.

Ainsi, et de la même façon, les contributions à la réponse impulsionnelle des réflexions d'ordre supérieur  $h^{(k)}(t, M_{tx}, M_{rx})$  sont calculées en plusieurs étapes par le biais d'un processus itératif, avec :

$$h^{(k)}(t, M_{tx}, M_{rx}) = \int_S h^{(0)}(t, M_{tx}, M_s) * h^{(k-1)}(t, M_s, M_{rx}) d\mu(M_s). \quad (1.54)$$

En appliquant le résultat de l'équation 1.52 sur les points  $M_{tx}$  et  $M_s$  dans l'équation 1.54, on obtient l'expression intégrale de la contribution  $h^{(k)}(t, M_{tx}, M_{rx})$  :

$$h^{(k)}(t, M_{tx}, M_{rx}) = \frac{m+1}{2\pi} \int_S \frac{\rho_s \cos^n(\phi_o) \cos(\theta_o)}{d_o^2} \times \text{rect}\left(\frac{2\theta_o}{\pi}\right) h^{(k-1)}\left(t - \frac{d_o}{c}, M_s, M_{rx}\right) d\mu(M_s). \quad (1.55)$$

Après discrétisation de la scène en  $N$  surfaces élémentaires d'aire égale à  $\Delta A_s$ , on peut écrire l'estimation suivante :

$$\hat{h}^{(k)}(t, M_{tx}, M_{rx}) = \frac{m+1}{2\pi} \sum_{i=1}^N \frac{\rho_i \cos^n(\phi_o) \cos(\theta_o)}{d_o^2} \times \text{rect}\left(\frac{2\theta_o}{\pi}\right) h^{(k-1)}\left(t - \frac{d_o}{c}, M_i, M_{rx}\right) \Delta A_s. \quad (1.56)$$

La méthode de radiosité est assez simple à implanter. Néanmoins, elle introduit un biais dans le résultat de l'estimation de la réponse impulsionnelle du canal, en raison de la discrétisation, souvent régulière, de l'environnement de simulation. Cela

implique aussi que cette méthode dépend fortement de la complexité de l'environnement et de la taille des surfaces élémentaires  $\Delta A_s$ , utilisées pour discrétiser la scène de simulation. En effet, la réduction de la taille de ces patchs (à savoir, l'augmentation de la résolution de la discrétisation) pour plus de précision, conduit également à une augmentation exponentielle du temps de calcul. Ceci est dû au fait que la complexité de calculer  $h^{(k)}$  avec la méthode de radiosit  est approximativement proportionnelle    $N^k$ . Cette m thode est donc peu efficace pour les profondeurs de r flexion relativement  lev es ( $k \geq 3$ ). Cela repr sente le plus grand handicap de cette m thode. Le troisi me inconv nient de cette m thode,  galement li    la complexit  de l'environnement de simulation, est l'importance de l'espace m moire requis pour le stockage de toutes les informations des interactions entre les diff rents patchs.

Dans l'objectif d'optimiser les performances de cet algorithme, plusieurs modifications lui ont  t  apport es : l'algorithme DUSTIN [104] propose une nouvelle fa on d'organiser et stocker les donn es selon une discr tisation du temps de propagation. Il diminue ainsi l'espace m moire requis et la complexit  de la m thode. Cette algorithme pr voit aussi une simulation simultan e de la r ponse impulsionnelle de plusieurs r cepteurs (liaison SIMO « Single Input Multiple Outputs »). Outre l'optimisation propos e dans l'algorithme DUSTIN, l'algorithme SCOPE [105] propose une adaptation de la taille des patchs avec une r solution spatiale de discr tisation qui diminue progressivement avec le nombre de r flexion  $k$ . Cette adaptation permet d'augmenter la pr cision de l'estimation des contributions d'ordre inf rieur, au d triment des contributions d'ordre sup rieur par n gligence de leurs apports en puissance   la r ponse impulsionnelle. Par contre, cette solution n'est pas toujours justifiable car, comme nous allons le constater dans la partie 4.2.1, dans certaines configurations les r flexions d'ordre sup rieur (jusqu'  8 r flexions) peuvent contribuer de mani re consid rable. Carruthers *et. al* proposent une m thode it rative bas e sur la m thode r cursive de Barry, avec la possibilit  d'ajouter des objets bloquants dans l'environnement de simulation [58, 106]. Cette m thode permet aussi de simuler des liaisons   plusieurs  metteurs (MISO « Multiple Inputs Single Output »). Alqudah *et. al* proposent un mod le calculant la r ponse impulsionnelle d'un canal de propagation MIMO « Multiple Inputs Multiple Outputs » diffus [107]. Finalement, Lee *et. al* g n ralise le mod le de Barry en incluant la d pendance du rayonnement des  metteurs aux longueurs d'ondes et   la r flectance spectrale  $\rho(\lambda)$  [90].

Toutefois, ces am liorations ne r solvent pas totalement le principal probl me de lenteur de cette m thode, li    une complexit  de calcul toujours  lev e. Par ailleurs, en plus du biais introduit, l'utilisation de cette m thode implique l'obligation d'avoir exclusivement des mat riaux purement diffus (mod le de Lambert).

### 1.2.5.3 M thodes bas es lancer de rayons

Le premier algorithme de lancer de rayons a  t  propos  par *A. Appel* en 1968 pour le calcul d'images de synth se [108]. Depuis, les m thodes de lancer de rayons sont largement utilis es dans les domaines de l'informatique graphique et de la simulation du canal de propagation radio [109].

Dans le contexte de la simulation du canal de propagation optique sans fil, la première méthode basée lancer de rayons, appelée MCA « Monte Carlo Algorithm », a été proposée par López-Hernández *et. al* en 1998 [110], et améliorée par la suite (MMCA « Modified MCA ») dans [88, 93, 95, 111–115].

Bien que cette méthode repose sur un modèle déterministe de l'environnement de simulation et sur une connaissance précise des principes physiques de la théorie de propagation des ondes optiques, elle emploie une technique d'intégration stochastique appelée MC « Monte Carlo ». Les principaux avantages de cette méthode sont les trois suivants. En premier lieu, la dépendance linéaire de la complexité de calcul vis-à-vis du nombre de réflexions, contrairement à la méthode de radiosité. Soit la contribution  $\hat{h}^{(k)}(t)$  d'ordre  $k$  à la réponse impulsionnelle, la complexité de calcul de cette contribution est approximativement proportionnelle au terme  $k \times N$ , avec  $N$  le nombre de rayons lancés. En second lieu, un deuxième avantage est la possibilité de modéliser les réflecteurs de l'environnement de simulation avec des modèles plus réalistes, autres que les modèles purement diffus utilisés obligatoirement dans la méthode de radiosité. Et en dernier lieu, cette méthode est facilement parallélisable avec une précision paramétrable par l'utilisateur et directement liée au nombre de rayons lancés.

Avant de présenter cette méthode, commençons par le principe de fonctionnement des algorithmes de lancer de rayons, illustré par la figure 1.25. Il consiste à lancer un certain nombre de rayons dans des directions choisies aléatoirement dans l'espace 3D. Chaque rayon est caractérisé soit par un point de départ et un point d'arrivée, soit par un point et une direction de départ.

Chaque trajet de propagation est formé par les rebonds du rayon lancé au départ, avec des directions sont choisis aléatoirement. À chaque rebond la puissance lumineuse transportée par le rayon est atténuée en faisant intervenir le phénomène physique de réflexion sur les surfaces de la scène, jusqu'à ce qu'il ait effectué un certain nombre de réflexions ou qu'il ait atteint le retard maximum fixé.

Un point de réflexion est déterminé à partir de la première (la plus proche) intersection du rayon avec les objets et les surfaces de la scène (*cf.* Figure 1.25). Une intersection contient non seulement la position du point d'intersection, mais aussi la normale en ce point et la BRDF associée à la surface d'intersection. Suivant un principe similaire, les tests de visibilité entre deux points sont effectués.

En conservant les mêmes caractéristiques de l'émetteur et du récepteur que dans le paragraphe précédent, son principe de fonctionnement est le suivant :

La contribution du trajet direct  $h^{(0)}(t, M_{tx}, M_{rx})$  est calculée de la même façon que pour la méthode de radiosité.

En considérant  $k$  réflexions, l'estimation de la contribution à la réponse impulsionnelle  $\hat{h}^{(k)}(t, M_{tx}, M_{rx})$ , s'écrit :

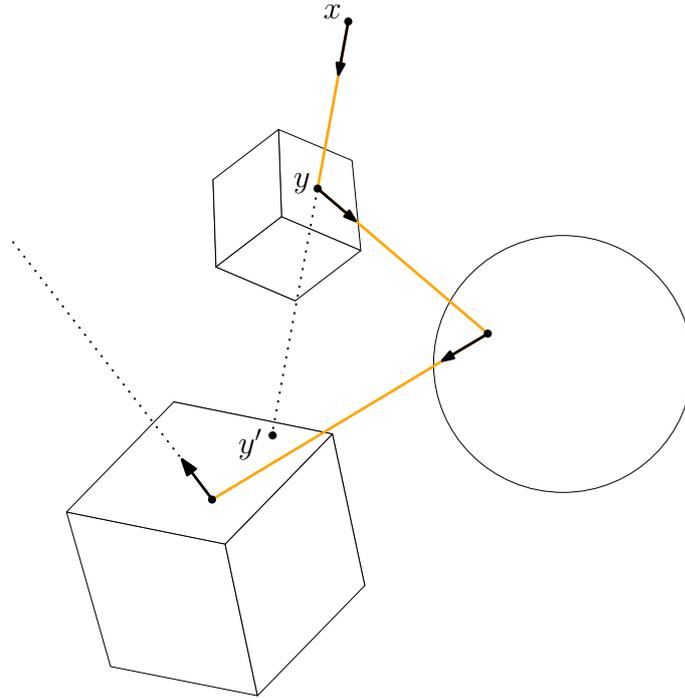


FIGURE 1.25 – Illustration du principe du lancer de rayons.

$$\hat{h}^{(k)}(t, M_{tx}, M_{rx}) = \frac{1}{N} \sum_{s=1}^N \left( \prod_{j=1}^{k-1} \rho_j \right) fr(x_k, \vec{\omega}_i \rightarrow \vec{\omega}_r) \cos(\theta) \\ \times \text{rect} \left( \frac{\theta}{\text{FOV}} \right) \frac{1}{d_{x_k, M_{rx}}^2} A_{rx} \delta \left( t - \left( \sum_{j=1}^k \frac{d_{x_{j-1}, x_j}}{c} \right) - \frac{d_{x_j, M_{rx}}}{c} \right), \quad (1.57)$$

avec,

$$\hat{h}(t, M_{tx}, M_{rx}) = \sum_{k=0}^r \hat{h}^{(k)}(t, M_{tx}, M_{rx}).$$

Cette équation, un peu obscure, est sensée représenter la résolution d'une intégrale par la méthode d'intégration de Monte Carlo. Paradoxalement, l'équation intégrale à l'origine de ce résultat et les paramètres stochastiques de la méthode de Monte Carlo appliquée ne sont pas clairement définis. C'est pour cette raison principale que nous proposons dans ce mémoire, une nouvelle formalisation du problème qui sera à la base de nos algorithmes de simulation.

Les principales améliorations apportées à cette méthode sont les suivantes :

- Utilisation de la technique NEE « Next Event Estimation », qui consiste à tester systématiquement pour chaque rayon lancé la visibilité entre chaque point de réflexion et le récepteur, pour ajouter une éventuelle contribution de ce trajet. Cette technique permet de réduire la complexité de l'algorithme [111–113].

- Utilisation du modèle de Phong pour modéliser les surfaces directives [88,115].
- Prise en compte de la dépendance des réflecteurs vis-à-vis de la longueur d'onde dans le calcul de la réponse impulsionnelle [93, 114, 116, 117].
- Utilisation d'une structure accélératrice basée sur une grille régulière pour limiter le nombre de calculs à effectuer pour chaque test de visibilité [93,114].
- Parallélisation de l'algorithme et utilisation d'objets au format CAD « Computer-Aided Design » dans l'environnement de simulation [93,114].
- Définition d'un critère d'arrêt de la propagation d'un rayon en utilisant une technique appelée « Russian Roulette » en choisissant aléatoirement pour chaque réflexion de continuer ou de stopper sa propagation selon la valeur du coefficient de réflexion de la surface [118]. Cette méthode permet d'éviter le calcul des trajets qui apportent relativement peu d'énergie à la réponse impulsionnelle. Néanmoins, cette optimisation ajoute de la variance au résultat de l'estimation.

Bien que cet algorithme soit relativement efficace, son principal inconvénient est que l'intégration de Monte Carlo est cachée dans l'expression de l'estimation de la réponse impulsionnelle. En conséquence, les techniques de réduction de variance utilisés en statistique ne peuvent y être facilement ajoutées, alors qu'elles devraient être très utiles ici pour accélérer sa convergence.

Un algorithme similaire, appelé PTA « Photon Tracing Algorithm », a été proposé dans [119]. Cet algorithme est composé de deux étapes : premièrement, distribuer de façon aléatoire des photons à travers la scène et stocker les données géométriques liés à cette distribution (positions des photons, puissance transportée, BRDF de la surface d'intersection, etc.). Cette procédure est appelée construction d'une « photon-map ». Finalement, exécuter une procédure traditionnelle de lancer de rayons en assimilant chaque photon à une nouvelle source virtuelle de lumière. Cette méthode a l'avantage d'être plus rapide que la méthode MMCA pour un même nombre de rayons/photons lancés, mais avec moins de précision comme cela a été démontré dans [94].

### 1.2.5.4 Méthode hybride

Récemment, une nouvelle méthode de simulation hybride appelée CDMMC « Combined Deterministic and Modified Monte Carlo » a été proposé dans [120]. Elle combine la méthode de Radiosité et MMCA.

Le principe de cette méthode repose sur l'utilisation de la méthode de Barry pour calculer la contribution de la première réflexion de chaque surface élémentaire de la scène de simulation. En partant de ce résultat, un processus de lancer de rayons est exécuté pour chaque surface avec un nombre réduit de rayons.

Cette méthode est moins complexe que la méthode MMCA classique pour des profondeurs de réflexion faibles, car elle réduit le nombre d'opérations de base en

exploitant les avantages de la méthode de radiosit . Cependant, cette simplification conduit   une baisse de l'efficacit  de l'estimation de la r ponse impulsionnelle, notamment pour les profondeurs de r flexion sup rieures   2. D'apr s les r sultats de [120], la m thode CDMMC n cessite dans certaines configurations plus de 100% d' chantillons en plus par rapport   la m thode MMCA, ce qui la rend finalement plus c teuse en temps de calcul.

N anmoins, la partie d terministe de la m thode CDMMC lui permet de connecter plusieurs sources, dans le cas des liaisons MISO, sans augmenter le nombre d' chantillons requis pour maintenir le m me niveau de pr cision par rapport   une liaison SISO. Cela repr sente le principale avantage de cette m thode par rapport   la m thode MMCA, qui n cessite l'utilisation d'autant de nouveau  chantillons pour chaque source.

### 1.3 Environnements de r f rence

Dans ce m moire nous utilisons plusieurs sc nes de simulation r f renc es dans des travaux pr c dents sur la simulation du canal optique sans fil. La premi re sc ne, qui est tr s simple, est appel e Barry-A (*cf.* Figure 1.26). Elle correspond   la configuration A dans [103]. Elle est de dimension  $5 \times 5 \times 3m$ . Le mod le d' metteur est Lambertien ( $m = 1$ ). Le r cepteur est plac  sur le sol dans le coin sud-ouest de la pi ce et orient  vers le haut. Toutes les surfaces sont purement diffuses (mod le de Lambert) ayant un coefficient de r flexion de 0.8 (mat riaux peu absorbants),   l'exception du sol qui a un coefficient de r flexion de 0.3 (mat riau assez absorbant). Ses caract ristiques g om triques sont d taill es dans la table 1.2.

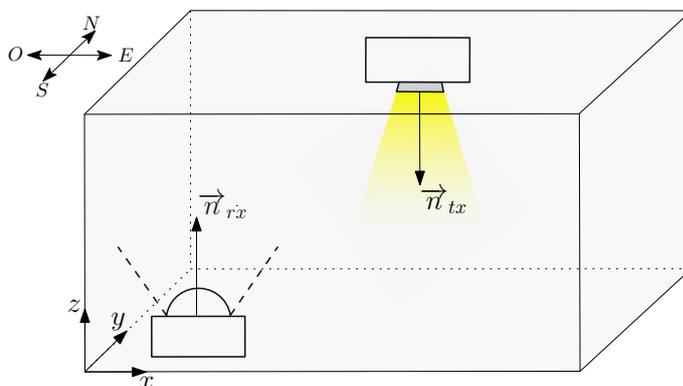


FIGURE 1.26 – Illustration de la sc ne Barry-A.

Nous utilisons d'autres environnements de simulation plus complexes, notamment les sc nes Kahn-A, Kahn-B et Kahn-C inspir es par [61] (*cf.* Figure 1.27, Table 1.1 et Table 1.2). Elles partagent la m me g om trie, mais diff rent aux niveaux des mat riaux et des positions de l' metteur et du r cepteur. Ces sc nes contiennent plus de zones d'ombre comparativement   Barry-A. Dans ce cas, la communication entre l' metteur et le r cepteur d pend de la puissance lumineuse qui passe par la porte s parant les deux pi ces. et des propri t s r fl chissantes des mat riaux indiqu es dans la table 1.2.

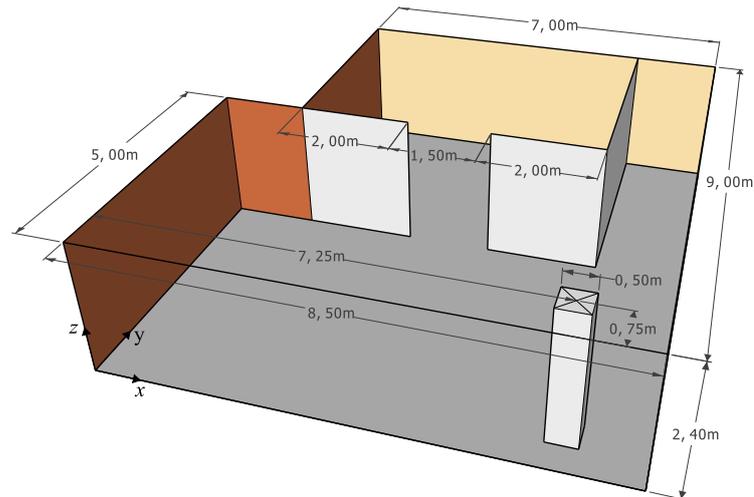


FIGURE 1.27 – Géométrie des scènes Kahn-A, Kahn-B et Kahn-C.

Matériaux	Paramètres de réflexion			
	Modèle de Lambert	Modèle de Blinn-Phong		
	$\rho$	$\rho$	$\alpha$	$\sigma$
Aluminium	0.95	-	-	-
Bois	0.73	-	-	-
Bois verni	-	0.75	0.3	97
Bois de pin	0.91	-	-	-
Ciment	0.57	-	-	-
Formica (plastique)	-	0.85	0.14	112
Mur en plastique	0.48	-	-	-
Mur en plâtre	0.83	-	-	-
Mur peint	0.56	-	-	-
Mur standard	0.8	-	-	-
Peinture noir	0.037	-	-	-
Plafond standard	0.8	-	-	-
Sol en céramique	0.16	-	-	-
Sol standard	0.3	-	-	-
Tapis sombre	0.09	-	-	-
Tuiles acoustiques texturées	0.3	-	-	-
Tuiles en enduit de vinyle	0.65	-	-	-
Verre	-	0.03	0	280

TABLE 1.1 – Liste non exhaustive de matériaux se trouvant dans les environnements intérieurs [61, 65, 88–90, 95, 121].

Configurations		Barry-A	Kahn-A	Kahn-B	Kahn-C
Dimensions de la pièce		$5 \times 5 \times 3 \text{ m}^3$	$8.5 \times 9 \times 2.4 \text{ m}^3$	$8.5 \times 9 \times 2.4 \text{ m}^3$	$8.5 \times 9 \times 2.4 \text{ m}^3$
Matériaux utilisés	Mur nord	Mur standard	Mur standard	Mur peint	Mur peint
	Mur sud	Mur standard	Mur standard	Tuiles acoustiques texturées	Tuiles acoustiques texturées
	Mur est	Mur standard	Mur standard	Tuiles acoustiques texturées	Tuiles acoustiques texturées
	Mur ouest	Mur standard	Mur standard	Bois verni	Bois verni
	Plafond	Mur standard	Mur standard	Tuiles en enduit de vinyle	Tuiles en enduit de vinyle
	Sol	Sol standard	Sol standard	Tapis sombre	Tapis sombre
	Colonne	–	Mur standard	Mur standard	Mur standard
	Séparation des murs	–	Mur standard	Mur standard	Mur standard
Émetteur	Position (x,y,z)	(2.5, 2.5, 3)	(7, 0.75, 2)	(7, 0.75, 2)	(7, 0.75, 1.2)
	Taille	$1 \text{ cm}^2$	$1 \text{ cm}^2$	$1 \text{ cm}^2$	$1 \text{ cm}^2$
	Azimut	$0^\circ$	$180^\circ$	$180^\circ$	$180^\circ$
	Élévation	$180^\circ$	$90^\circ$	$90^\circ$	$90^\circ$
Récepteur	Position (x,y,z)	(0.5, 1, 0)	(6.5, 8.5, 0.0)	(6.5, 8.5, 0.0)	(5, 5, 1.2)
	Taille	$1 \text{ cm}^2$	$1 \text{ cm}^2$	$1 \text{ cm}^2$	$1 \text{ cm}^2$
	FOV	$85^\circ$	$90^\circ$	$90^\circ$	$70^\circ$
	Azimut	$0^\circ$	$0^\circ$	$0^\circ$	$90^\circ$
	Élévation	$0^\circ$	$0^\circ$	$0^\circ$	$90^\circ$

TABLE 1.2 – Configurations de nos scènes de test.

## 1.4 Conclusion

Dans cette partie nous avons présenté les caractéristiques principales des systèmes de transmission optique sans fil, proposés aujourd'hui par la communauté scientifique, comme une solution alternative ou complémentaire à la transmission radio dans certaines applications.

Nous avons aussi passé en revue les méthodes existantes de simulation du canal optique sans fil en précisant leurs avantages et leurs inconvénients. Les méthodes qui proposent, aujourd'hui, les meilleures performances en terme de précision et de temps de calcul, reposent sur du lancer de rayons et sur l'intégration de Monte Carlo.

Nous proposons dans la suite de travailler sur ce type de méthode, mais en partant d'une formulation plus explicite du problème et en introduisant ensuite plusieurs techniques d'optimisations. Ensuite, nous présentons d'autres méthodes, basées sur l'utilisation des chaînes de Markov, pour des simulations encore plus efficaces dans des environnements complexes.

Ces nouvelles méthodes sont finalement utilisées pour mesurer l'impact des paramètres d'une scène indoor sur les performances d'une communication VLC. Les paramètres considérés sont : la nature des émetteurs, des matériaux constituant l'environnement, le niveau de détail géométrique ainsi que la mobilité des personnes.



# Chapitre 2

## Simulation par méthodes basées Monte Carlo

### Sommaire

---

<b>2.1</b>	<b>Introduction</b>	<b>53</b>
<b>2.2</b>	<b>Méthode de Monte Carlo</b>	<b>54</b>
2.2.1	Généralités	54
2.2.2	Taux de convergence	55
2.2.3	Échantillonnage des variables aléatoires	56
2.2.4	Transformation entre distributions	58
<b>2.3</b>	<b>Application aux équations de transport de la lumière</b>	<b>59</b>
2.3.1	Équations du transport de la lumière	60
2.3.2	Résolution de l'équation de potentiel : Algorithme MCS	62
2.3.3	Résolution de l'équation de rendu : Algorithme MCG	80
<b>2.4</b>	<b>Algorithme de Monte Carlo Bidirectionnel</b>	<b>87</b>
2.4.1	Validation et discussion	90
<b>2.5</b>	<b>Conclusion</b>	<b>92</b>

---

### 2.1 Introduction

Dans ce chapitre nous associons la méthode d'intégration stochastique de Monte Carlo aux algorithmes de lancer de rayons dans le contexte de la simulation du canal de propagation optique sans fil. En premier lieu, nous explicitons des travaux antérieurs basés sur une première équation de transport de la lumière, en proposant une nouvelle formulation théorique de l'algorithme MCS (Monte Carlo ray-Shooting). Une optimisation de la convergence de cet algorithme est présentée. En seconde lieu, nous proposons un deuxième algorithme de simulation appelé MCG (Monte Carlo ray-Gathering) basé sur une seconde équation de transport de la lumière. Finalement, nous proposons un troisième algorithme bidirectionnel appelé MCB (Monte Carlo Bidirectional path tracing) issu de la fusion des deux précédents algorithmes.

Avant de détailler ces algorithmes, nous présentons des notions générales ainsi que le principe de l'intégration par la méthode de Monte Carlo.

## 2.2 Méthode de Monte Carlo

### 2.2.1 Généralités

Cette méthode a été publiée pour la première fois en 1953 par N. Metropolis *et al.*, avec une application au domaine de la physique moléculaire. Depuis, cette méthode est utilisée dans de nombreux problèmes de calcul numérique d'intégrale.

Pour exposer le principe de cette méthode, soit  $I$  une intégrale donnée telle que :

$$I = \int_{\Omega} f(x) dx. \quad (2.1)$$

La méthode de Monte Carlo approxime cette intégrale en utilisant un échantillonnage aléatoire de la variable  $x$  sur son domaine d'intégration [122] :

$$\hat{I} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{f(x_i)}{p(x_i)}. \quad (2.2)$$

Dans sa forme basique, l'estimation  $\hat{I}$  de l'intégrale  $I$  est obtenue en calculant la moyenne sur  $N$  échantillons indépendants  $x_1, \dots, x_N$  pondérés par leurs probabilités d'échantillonnage associées, *i.e* par leur *pdf* (Probability Density Function) notée  $p(x)$  (*cf.* Figure 2.1).

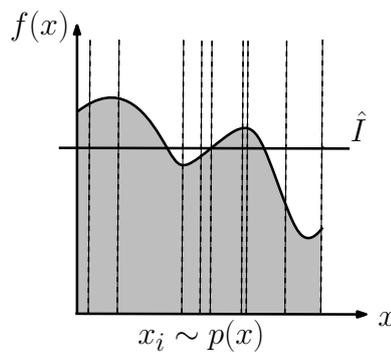


FIGURE 2.1 – Principe de la méthode d'intégration de Monte Carlo.

Notons que le nombre d'échantillons  $N$  peut être choisi indépendamment de la dimension de l'intégrande  $f(x)$ . De plus, la *pdf*  $p$  est une fonction positive et normalisée :

$$\forall x \in \Omega, p(x) \geq 0 \quad \text{et} \quad \int_{\Omega} p(x) dx = 1. \quad (2.3)$$

Pour vérifier la convergence de l'estimateur de Monte Carlo vers le bon résultat, il suffit de calculer son espérance mathématique  $E[\hat{I}]$  :

$$E[\hat{I}] = E \left[ \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{f(x_i)}{p(x_i)} \right]. \quad (2.4)$$

Nous avons par définition :

$$E[f(x)] = \int_{\Omega} f(x)p(x)dx. \quad (2.5)$$

Il vient :

$$E \left[ \hat{I} \right] = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \int_{\Omega} \frac{f(x)}{p(x)} p(x)dx = \int_{\Omega} f(x)dx = I. \quad (2.6)$$

Cela confirme que l'estimation converge en moyenne vers le résultat de l'intégrale.

### 2.2.2 Taux de convergence

Le fait de montrer que l'estimateur de Monte Carlo converge vers le bon résultat n'est pas suffisant pour justifier son utilisation. Un bon taux de convergence est aussi important [122]. Pour déterminer le taux de convergence de l'intégration de Monte Carlo, nous commençons par calculer la variance de  $\hat{I}$ . Pour simplifier le calcul, notons  $g(x) = f(x)/p(x)$ . Donc :

$$\hat{I} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N g(x_i). \quad (2.7)$$

Ce qui nous donne :

$$\text{Var} [g(x)] = E [g(x)^2] - E [g(x)]^2 = \int_{\Omega} f(x)g(x)dx - I^2. \quad (2.8)$$

En supposant que cette quantité soit finie, il est facile de vérifier que la variance de  $\hat{I}$  décroît linéairement avec  $N$  :

$$\text{Var}(\hat{I}) = \text{Var} \left( \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N g(x_i) \right) = \frac{1}{N^2} \text{Var} \left( \sum_{i=1}^N g(x_i) \right) = \frac{\text{Var}(g(x))}{N}. \quad (2.9)$$

Ainsi l'écart-type est

$$\sigma \left[ \hat{I} \right] = \frac{1}{\sqrt{N}} \sigma [g(x)]. \quad (2.10)$$

Ceci montre que l'erreur quadratique moyenne converge à un taux de  $O(N^{-1/2})$ . En d'autres termes, pour diviser l'erreur de l'estimation par un facteur 2, il faut multiplier le nombre d'échantillons par un facteur 4. Ceci représente une convergence relativement lente pour cette version élémentaire de la méthode de Monte Carlo.

Néanmoins, ce taux de convergence est indépendant de la dimension et de la régularité de l'intégrande (la méthode reste applicable pour les fonctions présentant

des discontinuités contrairement aux méthodes d'intégration numériques standards), faisant d'elle l'intégration numérique la plus utilisée pour les intégrales sur des domaines complexes, notamment dans le domaine de l'optique sans fil.

### 2.2.3 Échantillonnage des variables aléatoires

L'estimateur de Monte Carlo nécessite la génération de variables aléatoires selon des densités de probabilités arbitraires propres au domaine de définition de l'intégrande.

Les deux méthodes les plus utilisées pour l'échantillonnage des variables aléatoires sont la méthode d'inversion et la méthode de Von Neumann, ou méthode de rejet [122] [70].

#### 2.2.3.1 Méthode d'inversion

La technique d'inversion est une méthode efficace qui consiste à transformer de manière analytique des variables aléatoires uniformes en des variables aléatoires suivant une densité cible  $p(x)$ , en passant par le calcul de la fonction de densité cumulative *CDF* « Cumulative Distribution Function » notée  $P(x)$ . L'expression générale de la *CDF* la reliant avec sa pdf sur le domaine d'échantillonnage  $\Omega$  est la suivante :

$$\begin{aligned} P(x) &= p(y \in \Omega, y \leq x) \\ &= \int_{-\infty}^x p(y) dy. \end{aligned} \quad (2.11)$$

Le principe d'inversion de la *CDF* pour tirer des échantillons  $x_i$  selon la pdf, est illustré par la figure 2.2. Il consiste à effectuer la transformation suivante :

$$x_i = P^{-1}(\xi_i), \quad (2.12)$$

en supposant que la fonction *CDF* soit analytiquement réversible, avec  $\xi_i$  un échantillon de la variable aléatoire  $\xi$  qui suit une loi uniforme sur l'intervalle  $[0, 1]$ , loi notée  $U(0, 1)$ .

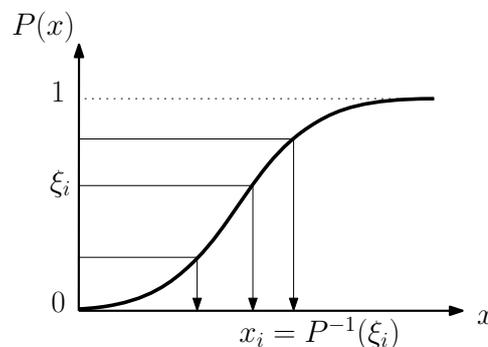


FIGURE 2.2 – Principe de la méthode d'inversion

### 2.2.3.2 Méthode de Von Neumann

Cette méthode trouve son utilité principalement dans deux cas de figure : premièrement pour des fonctions de densité de probabilité difficilement intégrables ne permettant pas de calculer leur *CDF*, et deuxièmement, dans le cas où il n'est pas possible ou très coûteux en terme de temps de calcul d'inverser analytiquement ces fonctions *CDF*.

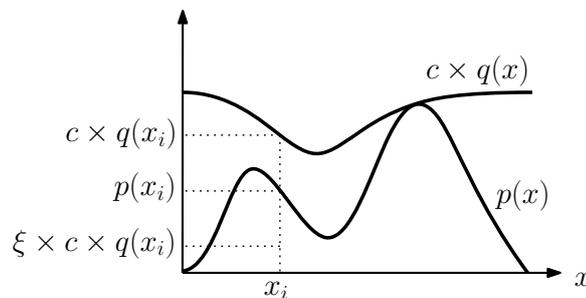


FIGURE 2.3 – Principe de la méthode de Von Neumann

Comme il est illustré par la figure 2.3, supposons que nous avons une densité  $p(x)$  selon laquelle nous voulons échantillonner aléatoirement, et qu'il est assez difficile d'effectuer ce tirage pour les raisons évoquées précédemment. Supposons aussi que nous avons une autre densité  $q(x)$  à partir de laquelle nous savons générer des échantillons, telle que :

$$\forall x \in \Omega, p(x) \leq c \times q(x), \quad (2.13)$$

avec  $c$  une constante positive quelconque.

L'échantillonnage par rejet consiste alors à générer des échantillons selon la densité  $q(x)$ , puis à vérifier pour chaque échantillon  $x_i$  la condition suivante :

$$\xi \times c \times q(x_i) \leq p(x_i), \quad (2.14)$$

avec  $\xi$  une variable aléatoire réelle qui suit une loi uniforme  $U(0, 1)$ . Si cette condition est vérifiée,  $x_i$  est renvoyé comme échantillon. Sinon une nouvelle paire  $(x_i, \xi)$  est générée. Ce processus est résumé dans l'algorithme 1.

---

**Algorithme 1** : Méthode de Von Neumann

---

**répéter**

- | calculer un nouvel échantillon  $x_i$  selon  $q(x)$
- | calculer un nouvel échantillon  $\xi_i$  selon  $U(0, 1)$

**jusqu'à**  $\xi_i \times c \times q(x_i) \leq p(x_i)$ ;

utiliser l'échantillon accepté  $x_i$

---

La valeur de la constante  $c$  doit être choisie de telle manière que la courbe  $c \times q(x)$  soit la plus proche possible de la courbe  $p(x)$  pour limiter le nombre de rejets et optimiser la vitesse du processus d'échantillonnage.

### 2.2.4 Transformation entre distributions

Dans la description de la méthode d'inversion, nous avons introduit une technique générant des échantillons selon une distribution en transformant des variables aléatoires uniformes de manière particulière. Dans ce paragraphe, nous allons étudier le problème plus général de la distribution qui en résulte, lorsque nous transformons des échantillons à partir d'une distribution arbitraire vers une autre distribution avec une matrice de transformation, notée  $T$ .

Supposons donnée la variable aléatoire  $x$  de dimension  $d$  et de fonction de densité de probabilité  $q(x)$ . Soit  $y$  une nouvelle variable aléatoire telle que  $y = T(x)$ , où  $T$  est une bijection. Nous aimerions trouver la fonction de densité de probabilité  $p(y)$  de la variable aléatoire  $y$ .

Dans ce cas, les densités de probabilité sont liées par la relation suivante :

$$p(y) = p(T(x)) = \frac{q(x)}{|\det J_T(x)|}, \quad (2.15)$$

où  $\det J_T(x)$  est le déterminant du Jacobien de la matrice de transformation  $T$  définie par :

$$T : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^n \\ \begin{pmatrix} x_1 \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix} \mapsto \begin{pmatrix} y_1 \\ \vdots \\ y_n \end{pmatrix} \quad (2.16)$$

et le Jacobien ou matrice Jacobienne de  $T$  :

$$J_T(x) = \begin{pmatrix} \frac{\partial y_1}{\partial x_1} & \cdots & \frac{\partial y_1}{\partial x_n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial y_n}{\partial x_1} & \cdots & \frac{\partial y_n}{\partial x_n} \end{pmatrix} \quad (2.17)$$

Ce genre de transformation est essentiel dans notre travail pour le tirage d'échantillons à partir de variables multidimensionnelles.

Rappelons que dans notre application le domaine d'intégration des directions sur une hémisphère  $\Omega$  correspond à un ensemble de directions dans un hémisphère. On peut noter qu'il est relativement complexe de définir ce domaine en coordonnées cartésiennes. En revanche celui-ci est beaucoup plus explicite dans le système de coordonnées sphériques. Nous allons donc procéder au changement de coordonnées suivant :

$$p(x, y, z) = p(T(r, \theta, \phi)) = \frac{q(r, \theta, \phi)}{|\det J_T(r, \theta, \phi)|}, \quad (2.18)$$

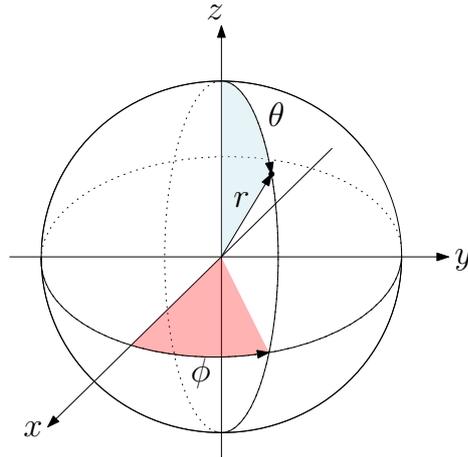


FIGURE 2.4 – Coordonnées sphériques d'un point de l'espace.

Soit la représentation en coordonnées sphériques des points de la sphère avec la densité de probabilité correspondante :

$$\begin{aligned} T(r, \theta, \phi) : \mathbb{R}_+ \times [0, \pi] \times [0, 2\pi] &\rightarrow \mathbb{R}^3 \\ \begin{pmatrix} r \\ \theta \\ \phi \end{pmatrix} &\mapsto \begin{pmatrix} x \\ y \\ z \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} r \sin \theta \cos \phi \\ r \sin \theta \sin \phi \\ r \cos \theta \end{pmatrix}. \end{aligned} \quad (2.19)$$

La forme du Jacobien de la matrice de transformation est alors la suivante :

$$\begin{aligned} J_T(r, \theta, \phi) &= \begin{pmatrix} \frac{\partial x}{\partial r} & \frac{\partial x}{\partial \theta} & \frac{\partial x}{\partial \phi} \\ \frac{\partial y}{\partial r} & \frac{\partial y}{\partial \theta} & \frac{\partial y}{\partial \phi} \\ \frac{\partial z}{\partial r} & \frac{\partial z}{\partial \theta} & \frac{\partial z}{\partial \phi} \end{pmatrix} \\ &= \begin{pmatrix} \sin \theta \cos \phi & r \cos \theta \cos \phi & -r \sin \theta \sin \phi \\ \sin \theta \sin \phi & r \cos \theta \sin \phi & r \sin \theta \cos \phi \\ \cos \theta & -r \sin \theta & 0 \end{pmatrix}. \end{aligned} \quad (2.20)$$

Ceci nous donne l'expression de la valeur absolue de son déterminant :

$$|\det J_T(r, \theta, \phi)| = r^2 \sin \theta, \quad (2.21)$$

d'où la relation suivante entre les deux densités  $p$  et  $q$  :

$$p(x, y, z) = \frac{q(r, \theta, \phi)}{r^2 \sin \theta}. \quad (2.22)$$

## 2.3 Application aux équations de transport de la lumière

Cette section applique les méthodes de Monte Carlo aux deux équations de transport de la lumière présentées dans le prochain paragraphe.

### 2.3.1 Équations du transport de la lumière

Les équations de transport de la lumière LTE (Light Transport Equation) sont des équations intégrales récursives de Fredholm de dimension infinie qui gère la distribution de l'énergie lumineuse dans un environnement de propagation d'onde optique. Elle formalisent les interactions physiques de base de la lumière en contact avec la matière, notamment les phénomènes physiques de réflexion et de transmission. Elle sont utilisées principalement en informatique graphique pour résoudre le problème de la répartition de la lumière à travers une scène [2, 3, 70, 122–124].

Il existe deux formulations de LTE : l'équation de rendu et l'équation en potentiel. Il est courant de mentionner que ces deux équations sont en réalité deux opérateurs adjoints, dans le sens où elles sont symétriques.

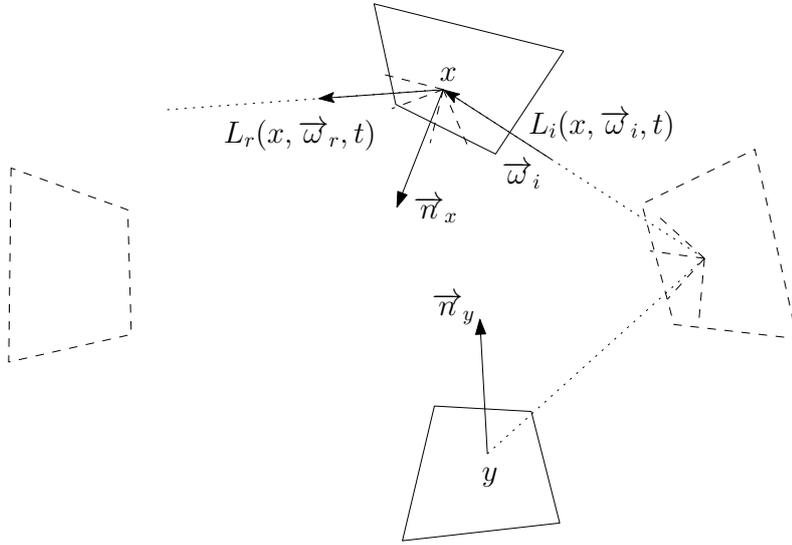


FIGURE 2.5 – Illustration de l'équation de rendu

L'équation du rendu introduite par James T. Kajiya [2], aussi appelée équation d'illumination globale, est largement utilisée en synthèse d'images pour résoudre le problème de répartition de la lumière à travers une scène modélisée. Comme le montre la figure 2.5, cette équation décrit les différentes interactions qui se produisent entre l'onde lumineuse émise par une source et les éléments constituant la scène. L'analogie entre cette problématique et celle de la communication optique sans fil en environnement « indoor » nous amène à l'utilisation de cette équation pour modéliser le canal de propagation optique sans fil, en lui ajoutant la dimension temporelle. Elle s'exprime donc par :

$$L_r(x, \vec{\omega}_r, t) = L_e(x, \vec{\omega}_r, t) + \int_{\Omega_x} f_r(x, \vec{\omega}_i \rightarrow \vec{\omega}_r) L_i(x, \vec{\omega}_i, t) |\vec{\omega}_i \cdot \vec{n}| d\vec{\omega}_i, \quad (2.23)$$

où  $L_e(x, \vec{\omega}_r, t)$  représente la luminance auto-émise par la surface dans la direction  $\vec{\omega}_r$ ,  $L_i$  est la luminance incidente dans la direction  $\vec{\omega}_i$ ,  $\vec{n}$  est la normale à la surface au point  $x$  et  $f_r(x, \vec{\omega}_i \rightarrow \vec{\omega}_r)$  est la BRDF de la surface caractérisant ses propriétés

réfléchissantes au point  $x$  en considérant le sens de propagation  $\vec{\omega}_i \rightarrow \vec{\omega}_r$ .

L'équation en potentiel décrit l'action potentielle d'une source lumineuse directionnelle et unitaire localisée au point  $x$ , rayonnant dans une seule direction  $\vec{\omega}_x$  (cf. Figure 2.6). En d'autres termes, elle décrit la quantité de lumière qu'un récepteur donné peut collecter à partir d'un point de surface  $x$ . De ce fait, cette équation est duale de l'équation du rendu. Elle est donnée par [123, 124] :

$$W(x, y, \vec{\omega}_x, t) = W_e(x, y, \vec{\omega}_x, t) + \int_{\Omega_z} f_r(z, \vec{\omega}_x \rightarrow \vec{\omega}_z) W(z, y, \vec{\omega}_z, t) |\vec{\omega}_z \cdot \vec{n}_z| d\vec{\omega}_z, \quad (2.24)$$

où  $z$  est le point le plus proche vu par  $x$  dans la direction  $\vec{\omega}_x$  (cf. Figure 2.6),  $W_e(x, y, \vec{\omega}_x, t)$  modélise l'action potentielle directe de la source ponctuelle au point  $x$  sur le point de réception  $y$  dans la direction  $\vec{\omega}_x$  et  $W(z, y, \vec{\omega}_z, t)$  modélise l'action potentielle du point  $z$  sur le point de réception  $y$  dans la direction  $\vec{\omega}_z$ .

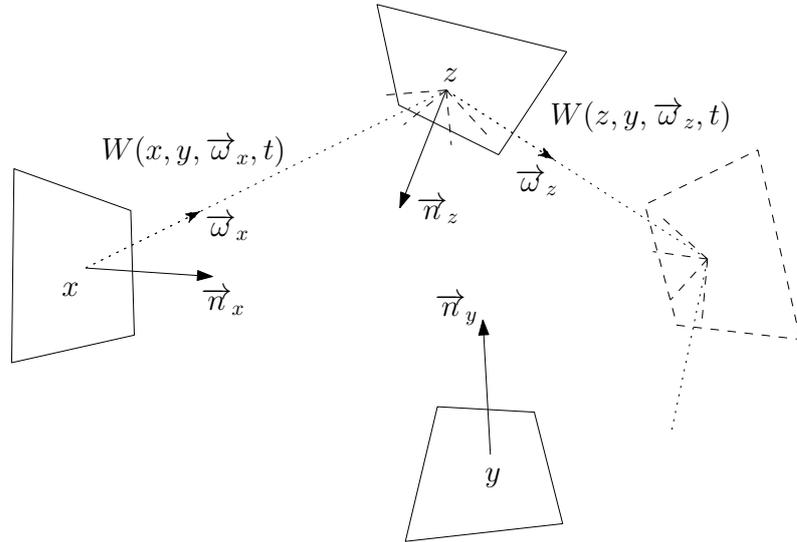


FIGURE 2.6 – Illustration d'une action en potentiel (équation de potentiel)

Comme il a été mentionné plus haut, la difficulté liée aux LTE est qu'elles sont des équations intégrales récursives de Fredholm de dimension infinie. Par conséquent, il est très difficile de les résoudre en utilisant des méthodes d'intégration numérique standard, telles que la formule du rectangle, la formule du trapèze, la formule de Simpson, etc. Parmi d'autres méthodes de résolution de cette équation, nous nous sommes particulièrement intéressés aux méthodes de Monte Carlo associées aux algorithmes de lancer de rayons [2, 3, 70, 122–124].

Dans les parties 2.3.2 et 2.3.3 nous proposons deux formalismes mathématiques pour résoudre les équations LTE, en associant les techniques de Monte Carlo aux algorithmes de lancer de rayons dans le contexte de la simulation du canal de propagation optique sans fil. Cela conduit à deux algorithmes de simulation, chacun

associé à une LTE particulière.

Avant de décrire ces algorithmes, rappelons que nous cherchons à estimer la réponse impulsionnelle du canal  $h(M_{tx}, M_{rx}, t)$ . En partant de l'équation (1.9), notant  $E(M_{tx}, y, t)$  l'éclairement reçu au point  $y$  du récepteur en provenance de l'émetteur positionné au point  $M_{tx}$ , et en assimilant le récepteur à un point positionné en  $M_{rx}$ , la puissance de rayonnement reçue au temps  $t$  est :

$$\begin{aligned} h(M_{tx}, M_{rx}, t) &= \int_{S_{rx}} E(M_{tx}, y, t) d\mu(y) \\ &= A_{rx} \times E(M_{tx}, M_{rx}, t), \end{aligned} \quad (2.25)$$

où  $A_{rx}$  est l'aire de la surface du récepteur.

En pratique, la réponse impulsionnelle est subdivisée en plusieurs contributions d'ordre  $k$  en fonction du nombre de réflexions jusqu'à un nombre maximum de réflexions  $r$  :

$$h(M_{tx}, M_{rx}, t) = \sum_{k=0}^r h_k(M_{tx}, M_{rx}, t) = \sum_{k=0}^r A_{rx} E_k(M_{tx}, M_{rx}, t). \quad (2.26)$$

Notons enfin que la contribution du trajet direct  $h_0(M_{tx}, M_{rx}, t)$  est calculée a priori de la même manière que celle décrite précédemment dans la partie 1.2.5.2.

### 2.3.2 Résolution de l'équation de potentiel : Algorithme MCS

L'algorithme MCS consiste à lancer des rayons depuis une source lumineuse. Il est donc formalisé à l'aide de l'équation de potentiel, dans lequel nous avons introduit la notion de temps de propagation. En outre, il faut savoir échantillonner des trajets de propagation, entre l'émetteur et le récepteur, afin d'appliquer la méthode de Monte Carlo, exprimer correctement le potentiel en tout point de la scène par rapport au point de réception, et formaliser les interactions éventuelles reliant chaque couple de réflecteurs dans l'environnement de simulation.

#### 2.3.2.1 Échantillonnage de trajets

L'intégration des équations LTE se fait sur un domaine  $\Omega_{x_i}$  : un hémisphère unitaire, qui correspond aux directions d'incidence ou de réflexion associées à chaque point de réflexion  $x_i$ .

De ce fait, l'échantillonnage d'un trajet n'est autre que l'échantillonnage de ses directions, sachant qu'un trajet de propagation représente un ensemble de directions successives. En utilisant des coordonnées sphériques, une direction peut être représentée par deux données dimensionnelles  $(\theta, \phi)$ , qui correspond à un point  $p$  situé sur la surface de  $\Omega_{x_i}$ .

### 2.3. APPLICATION AUX ÉQUATIONS DE TRANSPORT DE LA LUMIÈRE

En utilisant un système de coordonnées sphériques local  $(\vec{t}, \vec{b}, \vec{n})$  basé sur la normale  $\vec{n}$  au point  $x_i$ , les coordonnées d'un tel point  $p$  sont :

$$\begin{cases} x = \sin \theta \cos \phi, \\ y = \sin \theta \sin \phi, \\ z = \cos \theta. \end{cases} \quad (2.27)$$

Dans le système de coordonnées global, il suit :

$$\vec{\omega} = x\vec{t} + y\vec{b} + z\vec{n}. \quad (2.28)$$

Toutes nos opérations d'échantillonnage sont effectuées dans les systèmes de coordonnées locaux et transformées par la suite en les transposant dans le système de coordonnées global pour la génération des directions.

Pour échantillonner une direction  $\vec{\omega}$  selon une pdf  $p(\vec{\omega})$  il suffit donc d'échantillonner les deux variables aléatoires  $\theta$  et  $\phi$ , respectivement selon les pdf  $p(\theta)$  et  $p(\phi)$  associées à  $p(\vec{\omega})$ .

Rappelons que l'angle solide élémentaire est défini comme la surface élémentaire d'un ensemble de points sur la sphère unité, ce qui nous permet d'écrire la transformation suivante :

$$d\vec{\omega} = \sin \theta d\theta d\phi \quad (2.29)$$

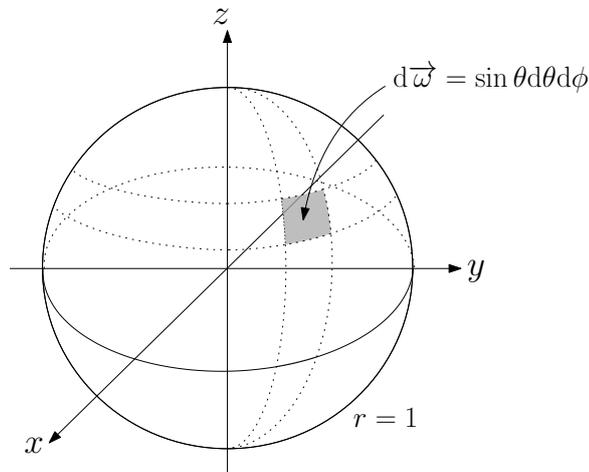


FIGURE 2.7 – Notion d'angle solide

Pour un échantillonnage uniforme sur  $\Omega_{x_i}$  la pdf  $p(\vec{\omega}) = K$  est constante et vérifie la condition suivante :

$$\int_{\Omega} p(\vec{\omega}) d\vec{\omega} = 1. \quad (2.30)$$

En remplaçant l'expression de  $p(\vec{\omega})$  dans la condition (2.30), nous obtenons :

$$K \int_{\Omega} d\vec{\omega} = 1. \quad (2.31)$$

Or

$$\int_{\Omega} d\vec{\omega} = 2\pi, \quad (2.32)$$

et donc

$$p(\vec{\omega}) = K = \frac{1}{2\pi}. \quad (2.33)$$

À partir de l'équation (2.30) nous avons :

$$\int_{\Omega} p(\vec{\omega}) d\vec{\omega} = \iint p(\theta, \phi) d\theta d\phi = 1. \quad (2.34)$$

Nous pouvons tirer l'expression de la densité  $p(\theta, \phi)$  telle que :

$$p(\vec{\omega}) d\vec{\omega} = p(\theta, \phi) d\theta d\phi. \quad (2.35)$$

En remplaçant l'expression de  $d\vec{\omega}$  dans l'égalité précédente, nous obtenons :

$$p(\vec{\omega}) \sin(\theta) d\theta d\phi = p(\theta, \phi) d\theta d\phi. \quad (2.36)$$

Donc :

$$p(\theta, \phi) = \frac{\sin \theta}{2\pi}. \quad (2.37)$$

Ensuite, nous décomposons  $p(\theta, \phi)$  en deux fonctions de densité de probabilités marginales  $p(\theta)$  et  $p(\phi)$  telles que :

$$p(\theta) = \int_0^{2\pi} p(\theta, \phi) d\phi = \sin \theta, \quad (2.38)$$

et la fonction de densité de probabilité conditionnelle  $p(\phi/\theta)$  :

$$p(\phi/\theta) = \frac{p(\theta, \phi)}{p(\theta)} = \frac{1}{2\pi}. \quad (2.39)$$

Pour choisir des échantillons selon les deux lois de probabilités  $p(\theta)$  et  $p(\phi/\theta)$  nous utilisons la méthode d'inversion en passant par le calcul des densités de probabilité cumulative  $P(\theta)$  et  $P(\phi/\theta)$ .

$$P(\theta) = \int_0^{\theta} p(\theta') d\theta' = 1 - \cos \theta. \quad (2.40)$$

Ainsi que,

$$P(\phi/\theta) = \int_0^{\phi} p(\phi'/\theta) d\phi' = \frac{\phi}{2\pi} \quad (2.41)$$

avec  $\xi_{\theta}$  et  $\xi_{\phi}$  deux variables aléatoires suivant la loi uniforme.

Après inversion de la CDF nous obtenons les échantillons selon la pdf  $p(\theta, \phi)$  désirée :

$$P^{-1}(\xi_{\theta}) = \theta \rightarrow \theta = \cos^{-1}(1 - \xi_{\theta}), \quad (2.42)$$

$$P^{-1}(\xi_{\phi}) = \phi \rightarrow \phi = 2\pi\xi_{\phi}. \quad (2.43)$$

### 2.3.2.2 Géométrie entre deux réflecteurs

Rappelons l'équation de potentiel (2.24) sous sa formulation directionnelle. Pour résoudre cette équation, il est nécessaire de représenter l'élément d'angle solide  $d\vec{\omega}$  dans un système de coordonnées donné. Cela peut s'avérer compliqué, et requiert un calcul coûteux reposant sur des angles sphériques.

Une solution à ce problème consiste à utiliser une formulation surfacique de l'équation de potentiel. Cette formulation permet de considérer les échanges entre tous les points d'une surface notée  $S'$  et centrée en  $x'$  avec une autre surface source notée  $S$  et centrée en  $x$  (cf. Figure 2.8).

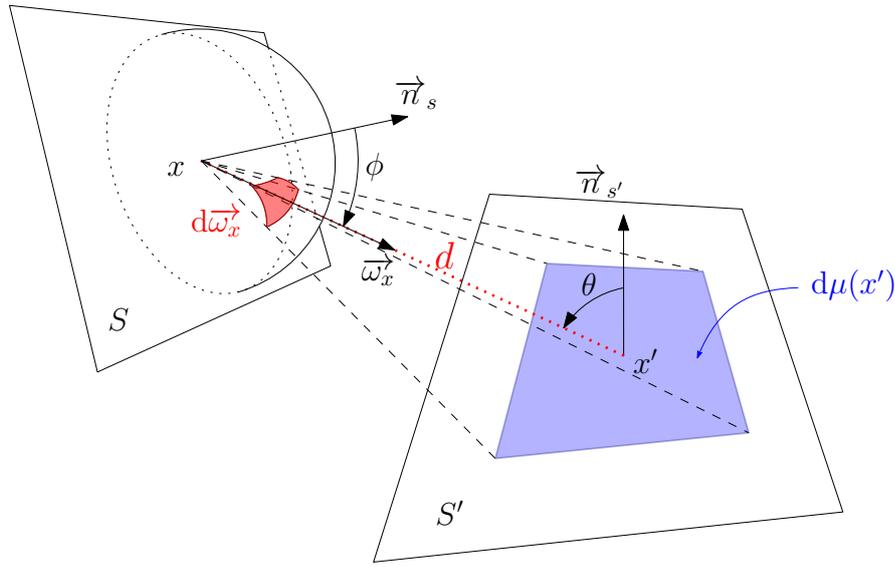


FIGURE 2.8 – Géométrie entre deux surfaces de la scène : angle solide d'une surface projetée à une distance  $d$ .

Avant de définir l'expression d'un angle solide, rappelons la notion d'un angle  $\alpha$  en radian formé par un arc circulaire centré en  $x$ , de rayons  $r$  et de longueur  $l$  :

$$\alpha = \frac{l}{r}. \quad (2.44)$$

L'angle solide  $d\vec{\omega}_x$  en stéradian est défini par analogie à la notion d'angle et s'exprime en fonction de sa surface projetée  $d\mu(x')$  comme suit :

$$d\vec{\omega}_x = \frac{|\vec{\omega} \cdot \vec{n}_{s'}| d\mu(x')}{d^2} = \frac{\cos(\theta) d\mu(x')}{d^2} \quad (2.45)$$

où  $\cos(\theta)$  est un facteur géométrique dû à l'orientation de la surface  $S'$  selon un angle d'incidence  $\theta$  par rapport à sa normale  $\vec{n}_{s'}$  (cf. Figure 2.9).

Dans le cas d'un hémisphère, l'angle solide doit vérifier la condition suivante :

$$\forall d\vec{\omega}_x \subset \Omega_x : 0 \leq d\vec{\omega}_x \leq 2\pi \quad (2.46)$$

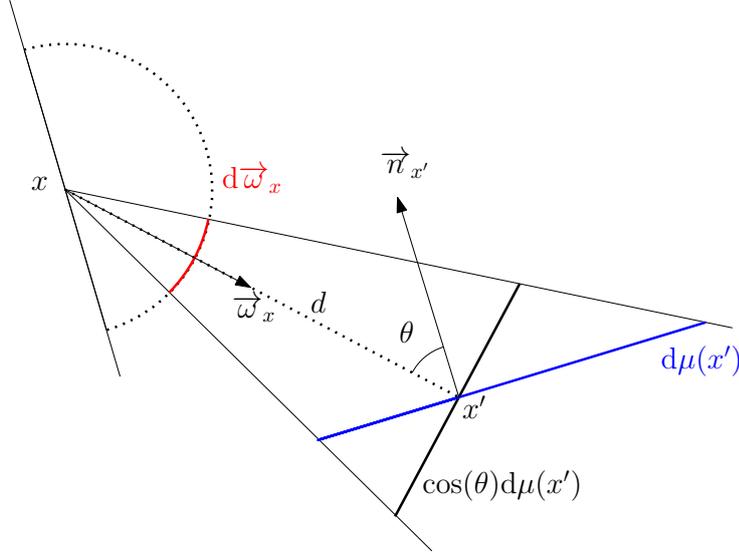


FIGURE 2.9 – Géométrie entre deux surfaces de la scène : facteur géométrique dû à l'inclinaison de la surface réceptrice par rapport à la direction d'incidence.

À partir de cette condition et l'équation (2.45), nous obtenons l'inégalité suivante :

$$\begin{aligned} \forall x' \in \mathbb{R}^3, d \in \mathbb{R}^* : 0 &\leq \frac{|\vec{\omega} \cdot \vec{n}_{s'}| d\mu(x')}{d^2} \leq 2\pi \\ &: 0 \leq d\mu(x') \leq \frac{2\pi d^2}{|\vec{\omega} \cdot \vec{n}_{s'}|} \end{aligned} \quad (2.47)$$

Sachant que  $d\mu(x') \leq S'$ , nous exprimons la nouvelle condition reliant la surface  $S'$  et la distance  $d$  :

$$\forall S' \in \mathbb{R}^*, d \in \mathbb{R}^* : 0 \leq S' \leq \frac{2\pi d^2}{|\vec{\omega} \cdot \vec{n}_{s'}|} \quad (2.48)$$

En prenant l'hypothèse que  $d\mu(x') \ll d^2$ , nous vérifions la condition (2.48) et nous pouvons assimiler  $d\vec{\omega}_x$  à un plan (*cf.* Figure 2.9). À partir de là, nous pouvons passer de la formulation directionnelle des LTE à une formulation surfacique en utilisant l'équation (2.45). Cette relation nous servira pour formaliser l'interaction entre le dernier point de réflexion et les différents points du récepteur. Précisons que dans le cas où la condition (2.48) n'est pas vérifiée, nous revenons à la formulation directionnelle.

### 2.3.2.3 Formalisation de l'algorithme

À présent nous formalisons l'algorithme MCS. Suivant les travaux de Pattanaik et Murdur dans [3, 125], l'éclairement reçu au niveau d'un récepteur positionné en  $M_{rx}$  pour un rayonnement émis par une source positionnée en  $M_{tx}$  est :

$$E(M_{tx}, M_{rx}, t) = \int_{\Omega_{tx}} L_e(M_{tx}, \vec{\omega}_0, t) W(M_{tx}, M_{rx}, \vec{\omega}_0, t) |\vec{\omega}_0 \cdot \vec{n}_{tx}| d\vec{\omega}_0, \quad (2.49)$$

### 2.3. APPLICATION AUX ÉQUATIONS DE TRANSPORT DE LA LUMIÈRE

où  $L_e(M_{tx}, \vec{\omega}_0, t)$  désigne le rayonnement sortant dans la direction  $\vec{\omega}_0$  et  $\vec{n}_{tx}$  est la direction de la source.

En déroulant cette équation, comme le montre la figure 2.10, l'éclairement après  $k$  réflexions s'écrit :

$$E_k(M_{tx}, M_{rx}, t) = \int_{\Omega_{tx}} \dots \int_{\Omega_k} f_k(\bar{x}, t) d\vec{\omega}_0 \dots d\vec{\omega}_k, \quad (2.50)$$

où  $\bar{x} = (M_{tx}, x_1, x_2, \dots, x_k, M_{rx})$  est un trajet de propagation de la lumière construit à partir de  $k$  points de réflexion, les domaines  $\Omega_i$  décrivent les directions sortantes aux points  $x_i$ , et  $f_k(\bar{x}, t)$  est :

$$f_k(\bar{x}, t) = |\vec{\omega}_0 \cdot \vec{n}_{tx}| L_e(M_{tx}, \vec{\omega}_0, t) \text{rect} \left( \frac{|\overrightarrow{x_k M_{rx}} \cdot \vec{n}_{rx}|}{\cos(\text{FOV}) \|\overrightarrow{x_k M_{rx}}\|} \right) \\ W_l(x_k, M_{rx}, t) \times \prod_{i=1}^k f_r(x_i, \vec{\omega}_{i-1} \rightarrow \vec{\omega}_i) |\vec{\omega}_i \cdot \vec{n}_i|, \quad (2.51)$$

où la fonction *rect* vérifie l'appartenance de la direction  $\overrightarrow{x_k M_{rx}}$  au champ de vision du récepteur et  $W_l(x_k, M_{rx}, t)$  modélise une réception directe de l'action potentielle du dernier point de réflexion  $x_k$  dans la direction  $\overrightarrow{x_k M_{rx}}$  sur le point de réception  $M_{rx}$ .

Pour exprimer cette action potentielle nous appliquons l'approximation introduite dans l'équation (2.45) :

$$W_l(x_k, M_{rx}, t) = V(x_k, M_{rx}) \frac{|\overrightarrow{x_k M_{rx}} \cdot \vec{n}_{rx}|}{\|\overrightarrow{x_k M_{rx}}\|^3}, \quad (2.52)$$

avec  $V(x_k, M_{rx})$  la fonction de visibilité, égale à 1 si les points  $x_k$  et  $M_{rx}$  sont visibles l'un l'autre, et 0 autrement.

Pour résoudre l'équation (2.50) nous appliquons une intégration par la méthode de Monte Carlo en effectuant un échantillonnage des directions  $\vec{\omega}_j$  en chaque point de réflexion  $x_j$ . Il en résulte l'estimateur de Monte Carlo suivant :

$$\hat{E}_k(M_{tx}, M_{rx}, t) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{f_k(\bar{x}_i, t)}{p(\bar{x}_i)}, \quad (2.53)$$

où  $\hat{E}_k$  est stocké sous forme d'un tableau d'éclaircements, dont chaque case est associée à un intervalle de temps  $\Delta t_i \subset [t_{min} \dots t_{max}]$ , et où  $p(\bar{x}_i)$  est la *pdf* associée au modèle d'échantillonnage utilisé, telle que :

$$p(\bar{x}_i) = \prod_{j=0}^{k-1} p(x_j, \vec{\omega}_j), \quad (2.54)$$

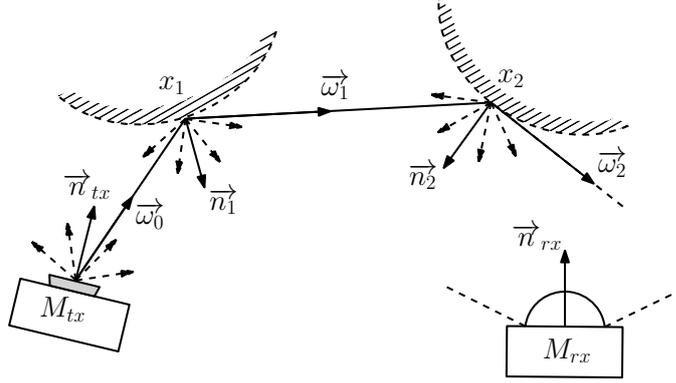


FIGURE 2.10 – Contribution d'un trajet avec l'algorithme MCS.

avec,  $p(x_j, \vec{\omega}_j)$  la probabilité de choisir la direction  $\vec{\omega}_j$  au point  $x_j$ .

Vu qu'avec cette version élémentaire de l'algorithme MCS, seul le dernier point de réflexion est connecté au récepteur, il est donc nécessaire de répéter ce processus pour chaque profondeur  $k = \{1, \dots, r\}$  afin d'estimer toutes les contributions  $\hat{h}_k$  de la réponse impulsionnelle. Cela introduit beaucoup de calculs redondants, notamment au niveau du nombre des tests d'intersection qui sont les plus gourmands en terme de temps de calcul. Dans la prochaine partie (2.3.2.4), nous introduisons une technique qui permet d'obtenir un même résultat tout en réduisant l'effort de calcul.

### 2.3.2.4 Estimation du prochain évènement et simulation multi-antennes

Comme mentionné dans le paragraphe précédent, la version élémentaire de l'algorithme MCS représente une solution itérative pour estimer les contributions de la réponse impulsionnelle, ce qui se traduit par un certain nombre d'opérations redondantes. Pour augmenter l'efficacité de cette méthode, nous lui avons intégré une technique connue sous l'appellation d'estimation du prochain évènement (NEE « Next Event Estimation »).

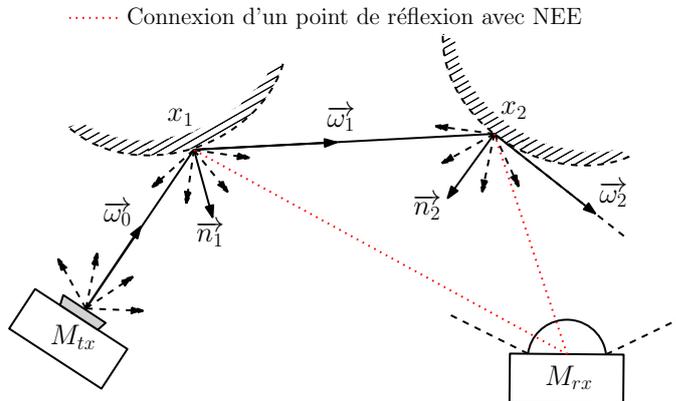


FIGURE 2.11 – Algorithme MCS avec la technique NEE.

La technique NEE consiste à ajouter la contribution de chaque point de réflexion en le connectant au récepteur si le test de visibilité de cette connexion est vérifié.

Cette opération est effectuée pour tous les points de réflexion constituant le trajet de propagation avant de simuler une réflexion supplémentaire (*cf.* Figure 2.11). De cette manière chaque nouveau trajet de longueur  $k$  construit entre un émetteur et un récepteur produit  $k$  sous-trajets potentiellement contribuant. Cette technique permet donc d'estimer toutes les contributions de la réponse impulsionnelle en une seule étape, et ainsi de réduire le temps de calcul nécessaire pour un résultat équivalent par rapport à la version MCS sans NEE.

Cette technique repose donc sur la décomposition suivante :

$$\begin{aligned}
 E(M_{tx}, M_{rx}, t) &= \int_{\Omega_{tx}} L_e(M_{tx}, \vec{\omega}_0, t) W(M_{tx}, M_{rx}, \vec{\omega}_0, t) |\vec{\omega}_0 \cdot \vec{n}_{tx}| d\vec{\omega}_0 \\
 &= \int_{\Omega_{tx}} L_e(M_{tx}, \vec{\omega}_0, t) |\vec{\omega}_0 \cdot \vec{n}_{tx}| \\
 &\quad \times \left( W_l^*(x_1, M_{rx}, t) + \int_{\Omega_1} W^*(x_1, M_{rx}, \vec{\omega}_1, t) d\vec{\omega}_1 \right) d\vec{\omega}_0 \\
 &= \int_{\Omega_{tx}} L_e(M_{tx}, \vec{\omega}_0, t) W_l^*(x_1, M_{rx}, t) |\vec{\omega}_0 \cdot \vec{n}_{tx}| d\vec{\omega}_0 \\
 &\quad + \int_{\Omega_{tx}} L_e(M_{tx}, \vec{\omega}_0, t) |\vec{\omega}_0 \cdot \vec{n}_{tx}| \int_{\Omega_1} W^*(x_1, M_{rx}, \vec{\omega}_1, t) d\vec{\omega}_0 d\vec{\omega}_1,
 \end{aligned} \tag{2.55}$$

avec

$$W^*(x_1, M_{rx}, \vec{\omega}_1, t) = f_r(x_1, \vec{\omega}_0 \rightarrow \vec{\omega}_1) W(x_1, M_{rx}, \vec{\omega}_1, t) |\vec{\omega}_1 \cdot \vec{n}_1|, \tag{2.56}$$

et

$$W_l^*(x_1, M_{rx}, t) = f_r(x_1, \vec{\omega}_0 \rightarrow \overline{x_1 M_{rx}}) W_l(x_1, M_{rx}, t) |\vec{\omega}_0 \cdot \vec{n}_1|. \tag{2.57}$$

En déroulant l'équation (2.55) pour  $k$  réflexions nous obtenons :

$$\begin{aligned}
 E_k(M_{tx}, M_{rx}, t) &= \int_{\Omega_{tx}} f_1(\{M_{tx}, x_{(1)}, M_{rx}\}, t) d\vec{\omega}_0 \\
 &\quad + \int_{\Omega_{tx}} \int_{\Omega_1} f_2(\{M_{tx}, x_{(1)}, x_{(2)}, M_{rx}\}, t) d\vec{\omega}_0 d\vec{\omega}_1 \\
 &\quad \vdots \\
 &\quad + \int_{\Omega_{tx}} \dots \int_{\Omega_k} f_k(\vec{x}, t) d\vec{\omega}_0 \dots d\vec{\omega}_k.
 \end{aligned} \tag{2.58}$$

Ainsi, la nouvelle expression de l'estimateur de Monte Carlo associée à l'algorithme MCS avec NEE, devient :

$$\begin{aligned}
 E_k(M_{tx}, M_{rx}, t) &= \frac{1}{N} \sum_{s=1}^N \frac{|\vec{\omega}_0 \cdot \vec{n}_{tx}| L_e(M_{tx}, \vec{\omega}_0, t)}{p_0(M_{tx}, \vec{\omega}_0)} \\
 &\quad \times \sum_{i=1}^k \left( W_l(x_i, M_{rx}, t) \prod_{j=1}^i \frac{f_r(x_j, \vec{\omega}_{j-1} \rightarrow \vec{\omega}_j) |\vec{\omega}_j \cdot \vec{n}_j|}{p_j(x_j, \vec{\omega}_j)} \right),
 \end{aligned} \tag{2.59}$$

avec  $p_{j=i}(x_j, \vec{\omega}_j) = 1$  puisqu'il s'agit d'une connexion systématique de chaque dernier point de réflexion au récepteur.

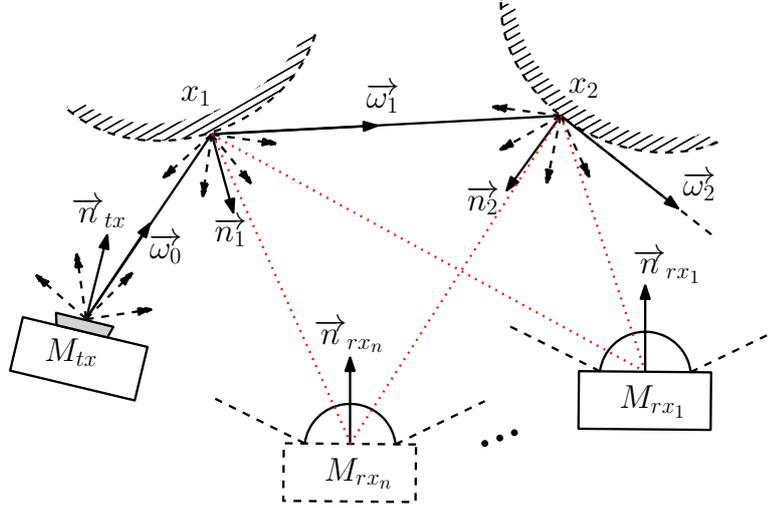


FIGURE 2.12 – Algorithme MCS avec les techniques NEE et MCP.

En étendant ce procédé, nous pouvons connecter chaque point de réflexion du trajet  $(M_{tx}, x_1, \dots, x_k)$  avec plusieurs récepteurs à la fois pour simuler un canal de propagation SIMO, avec un seul processus de Monte Carlo, sans avoir à relancer des rayons pour chaque couple émetteur-récepteur (*cf.* Figure 2.12). Cette technique, appelée MCP « Multiple Connections of Path », permet à l'algorithme MCS d'optimiser le calcul de toutes les réponses impulsionnelles des sous-canaux SISO, et d'être particulièrement efficace dans ce cas de figure.

### 2.3.2.5 Échantillonnage d'importance

Il existe différentes techniques de réduction de variance pour accélérer la convergence de l'estimation avec les méthodes MC. Parmi elles, nous utilisons la technique dite échantillonnage d'importance.

L'échantillonnage d'importance exploite le fait que l'estimateur de Monte Carlo converge plus rapidement si les échantillons sont tirés à partir d'une distribution  $p(x)$  similaire à la fonction  $f(x)$  à intégrer. Il s'agit d'une stratégie qui permet de distribuer les échantillons en privilégiant les régions où la fonction a les valeurs les plus importantes.

La variance de l'estimateur dépend particulièrement du choix de la fonction de densité de probabilité utilisée. En effet, plus la densité est proche de la fonction  $f$ , et plus la variance de l'estimation est faible.

Rappelons l'expression de l'équation en potentiel 2.24 :

$$W(M_{tx}, M_{rx}, \vec{\omega}_{tx}, t) = W_e(M_{tx}, M_{rx}, \vec{\omega}_{tx}, t) + \int_{\Omega_y} f_r(y, \vec{\omega}_{tx} \rightarrow \vec{\omega}_y) W(y, M_{rx}, \vec{\omega}_y, t) |\vec{\omega}_y \cdot \vec{n}_y| d\vec{\omega}_y.$$

Si les directions choisies aléatoirement sont rasantes à la surface, le terme en cosinus  $|\vec{\omega}_y \cdot \vec{n}_y|$  est proche de zéro, engendrant des contributions à l'intégrale faibles et probablement écartées de la moyenne calculée, ce qui n'est pas très intéressant pour approcher rapidement son estimation. Il est donc utile de disposer d'une méthode qui génère des directions (ou angle solide) voisines du sommet de l'hémisphère, là où le cosinus est voisin de 1. Mathématiquement, cela signifie que nous voulons échantillonner des directions  $\vec{\omega}$  selon une densité  $p(\vec{\omega}) \propto \cos \theta$  avec,

$$p(\vec{\omega}) = K \times \cos \theta. \quad (2.60)$$

Pour calculer la pdf  $p(\theta, \phi)$ , nous remplaçons les expressions de  $d\vec{\omega}$  (2.29) et  $p(\vec{\omega})$  (2.60) dans la condition de normalisation (2.30), et nous obtenons l'égalité suivante :

$$\int_{\Omega} p(\vec{\omega}) d\vec{\omega} = \int_0^{\frac{\pi}{2}} \int_0^{2\pi} K \cos \theta \sin \theta d\theta d\phi = \int_0^{\frac{\pi}{2}} \int_0^{2\pi} p(\theta, \phi) d\theta d\phi = 1. \quad (2.61)$$

À partir de là nous obtenons  $K = \frac{1}{\pi}$  et nous pouvons tirer l'expression de la densité  $p(\theta, \phi)$  telle que :

$$p(\theta, \phi) = \frac{1}{\pi} \cos \theta \sin \theta = \frac{\sin(2\theta)}{2\pi}. \quad (2.62)$$

Pour échantillonner selon la densité calculée  $p(\theta, \phi)$ , nous décomposons cette dernière en deux fonctions de densité de probabilité disjointes, l'une marginale et l'autre conditionnelle. La fonction de densité de probabilité marginale  $p(\theta)$  est :

$$p(\theta) = \int_0^{2\pi} p(\theta, \phi) d\phi = \sin(2\theta). \quad (2.63)$$

La fonction de densité de probabilité conditionnelle  $p(\phi/\theta)$  est :

$$p(\phi/\theta) = \frac{p(\theta, \phi)}{p(\theta)} = \frac{1}{2\pi}. \quad (2.64)$$

Pour tirer des échantillons selon les deux lois de probabilités  $p(\theta)$  et  $p(\phi/\theta)$ , nous calculons leurs densités de probabilité cumulatives respectives  $P(\theta)$  et  $P(\phi/\theta)$ , et utilisons par la suite la méthode d'inversion pour le calcul des échantillons en utilisant deux échantillons  $\xi_\theta$  et  $\xi_\phi$  suivant la loi uniforme  $U(0, 1)$ .

$$P(\theta) = \int_0^\theta p(\theta') d\theta' = \frac{1}{2} (1 - \cos(2\theta)), \quad (2.65)$$

et :

$$P(\phi/\theta) = \int_0^\phi p(\phi'/\theta) d\phi' = \frac{\phi}{2\pi}. \quad (2.66)$$

Après inversion de la CDF, nous obtenons les échantillons selon la pdf  $p(\theta, \phi)$  désirée :

$$P^{-1}(\xi_\theta) = \theta \rightarrow \theta = \frac{1}{2} \cos^{-1}(1 - 2\xi_\theta), \quad (2.67)$$

$$P^{-1}(\xi_\phi) = \phi \rightarrow \phi = 2\pi\xi_\phi. \quad (2.68)$$

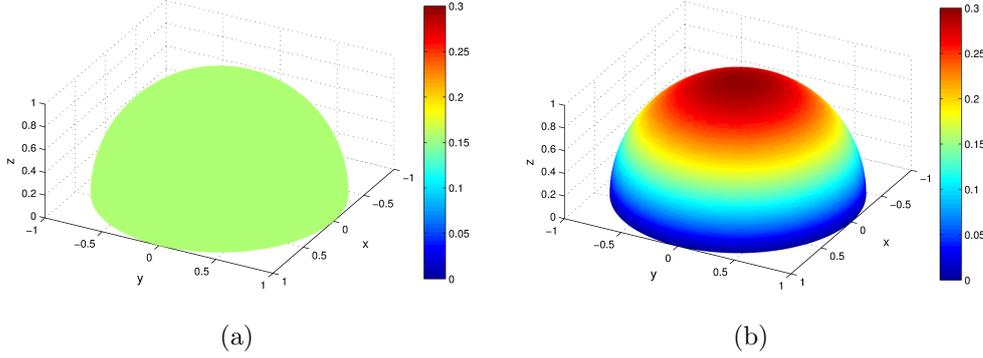


FIGURE 2.13 – Résultat de l'échantillonnage des directions représentées sur une sphère unité : (a) échantillonnage uniforme avec  $p(\omega)=1/2\pi$ ; (b) échantillonnage d'importance en cosinus avec  $p(\omega)=\cos \theta/\pi$ .

La figure 2.13 montre que l'utilisation de cette technique d'échantillonnage permet d'obtenir une concentration des directions autour de la normale, alors qu'un échantillonnage uniforme ne privilégie aucune direction.

### 2.3.2.6 Validation et discussion

Nous entamons cette partie par la validation des résultats de simulation de l'algorithme MCS sur la scène de Barry-A, en les confrontant avec les résultats de la méthode de radiosité.

Notez que la version de radiosité utilisée pour la comparaison est celle proposée par Carruthers et Kannan dans [58], qui représente une version accélérée de la méthode de Barry [102,103] en terme de temps de calcul, tout en fournissant les mêmes résultats de simulation.

Rappelons que pour cette méthode, chaque surface est subdivisée en plusieurs éléments de surface. En partant des travaux de Carruthers et Kannan, nous choisissons une subdivision spatiale uniforme avec un facteur de subdivision constant noté  $N_{div}$ , *i.e.*, chaque surface de dimensions  $1m \times 1m$  est divisée en  $N_{div} \times N_{div}$  éléments de dimensions  $1/N_{div} \times 1/N_{div} m^2$ .

### 2.3. APPLICATION AUX ÉQUATIONS DE TRANSPORT DE LA LUMIÈRE

Le nombre d'éléments de surfaces pour une scène rectangulaire vide (comme c'est le cas pour la scène de Barry-A) est égale à  $2N_{div}(L_x \times L_y + L_y \times L_z + L_x \times L_z)$ , d'où l'expression de la complexité de la méthode de radiosit  suivante :

$$\text{Complexit  (radiosit )} = (2N_{div}(L_x \times L_y + L_y \times L_z + L_x \times L_z))^k \quad (2.69)$$

avec  $L_x$ ,  $L_y$  et  $L_z$  respectivement la longueur, la largeur et la hauteur de la pi ce, et  $k$  le nombre de r flexions consid r .

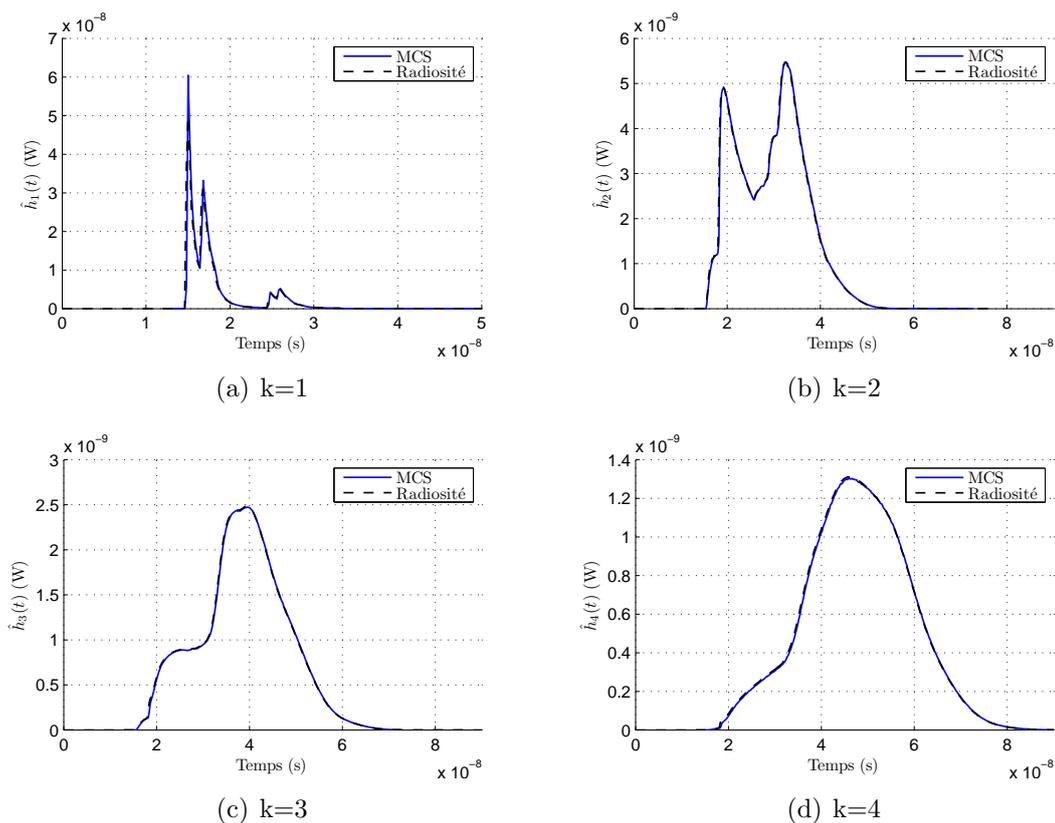


FIGURE 2.14 – Barry-A : comparaison des r sultats de simulations des m thodes MCS avec  $N = 10^7$  et radiosit  avec  $N_{div} = 26$ .

La figure 2.14 pr sente le r sultat d'estimation des contributions de la r ponse impulsionnelle d'ordre  $k = 1, 2, 3, 4$  pour les m thodes MCS et radiosit . Ce r sultat montre que les deux m thodes convergent vers la m me solution de l'estimation, avec des courbes tr s proches en termes de formes g n rales, puissances re ues et de retards. Les puissances totales re ues de chaque contribution sont rapport es dans la Table 2.1.

Les diff rences existantes entre les r sultats des deux m thodes sont dues au fait que la m thode de radiosit  d pend fortement de la r solution de la subdivision utilis e pour discr tiser la sc ne de simulation. En effet, la r duction de la taille des  l ments de surface, *i.e.* l'augmentation de la r solution de la discr tisation pour plus de pr cision, conduit  galement   une augmentation exponentielle de la

complexité. Notez que la complexité de l'algorithme MCS est approximée avec la relation suivante :

$$\text{Complexité (MCS)} = kN_s N \quad (2.70)$$

avec  $N_s$  le nombre de surfaces constituant la scène de simulation (égale à 6 pour le cas de la scène de Barry-A),  $N$  étant le nombre de rayons lancés.

TABLE 2.1 – Barry-A : puissance reçue  $\Phi$  ( $\mu W$ ) après convergence.

Nombre de réflexions	Complexité de calcul		Puissance reçue ( $\mu W$ )	
	Radiosité	MCS	Radiosité	MCS
$k = 0$	-	-	1.2321	1.2321
$k = 1$	3080	$5.9952 \times 10^7$	0.5049	0.5042
$k = 2$	$9.4864 \times 10^6$	$1.1990 \times 10^8$	0.4297	0.4295
$k = 3$	$2.9218 \times 10^{10}$	$1.7985 \times 10^8$	0.2581	0.2576
$k = 4$	$8.9992 \times 10^{13}$	$2.3980 \times 10^8$	0.1786	0.1783
$k \leq 4$	$9.0021 \times 10^{13}$	$2.3980 \times 10^8$	2.6034	2.6017

La table 2.1 présente une comparaison des complexités de calcul des deux méthodes. Elle montre que pour des profondeurs de réflexion faibles ( $k = 1$  et  $k = 2$ ) la méthode de radiosité est moins complexe que l'algorithme MCS. Cependant, pour les profondeurs  $\geq 3$ , la complexité de l'algorithme MCS croît linéairement, contrairement à celle de la méthode de radiosité qui croît de façon exponentielle.

Afin de comparer les performances de l'algorithme MCS avec la méthode de radiosité [58] et les méthodes basées rayons existantes PTA [119] et MMCA [94, 95, 113], nous avons choisi deux critères de comparaison selon le type de l'algorithme :

- Pour l'algorithme de radiosité, nous choisissons un critère de comparaison sur l'erreur normalisée, exprimé par :

$$\text{erreur normalisée}(N_{div}) = \max_{1 \leq j \leq J} \left\{ \frac{\hat{h}_{(N_{div})}(\Delta t_j) - \hat{h}_{(N_{div}-1)}(\Delta t_j)}{\hat{h}_{(N_{div}-1)}(\Delta t_j)} \right\}, \quad (2.71)$$

où  $J = (t_{max} - t_{min})/\Delta t$ .

Cette mesure quantifie la convergence des deux algorithmes MCS et radiosité, et permet ainsi leur comparaison.

- Pour les algorithmes basés lancer de rayons (PTA et MMCA) nous choisissons un critère de comparaison sur l'erreur relative introduite par Oswaldo *et. al*

dans [95], et exprimé par :

$$erreur\ relative(\Delta t_j) = \left[ \frac{\sum_{i=1}^{N_{\Delta t_j}^c} C_{i,j}^2}{\left(\sum_{i=1}^{N_{\Delta t_j}^c} C_{i,j}\right)^2} - \frac{1}{N_{\Delta t_j}} \right]^{-\frac{1}{2}}, \quad (2.72)$$

où  $\Delta t_j$  est le  $j$ ème intervalle de temps,  $C_i^j$  la  $i$ ème contribution non nulle,  $N_{\Delta t_j}^c$  le nombre des contributions non nulles et  $N_{\Delta t_j}$  le nombre total des contributions.

Ce choix de deux critères différents est justifié par le fait que ces deux types d'algorithmes présentent deux paramètres de convergence différents à savoir, respectivement, la résolution de la subdivision de l'environnement de simulation et le nombre de rayons/photons lancés. Pour les méthodes déterministes comme la méthode de radiosit , les mesures statistiques li s   la variance telle que l'erreur relative ne sont pas applicables.

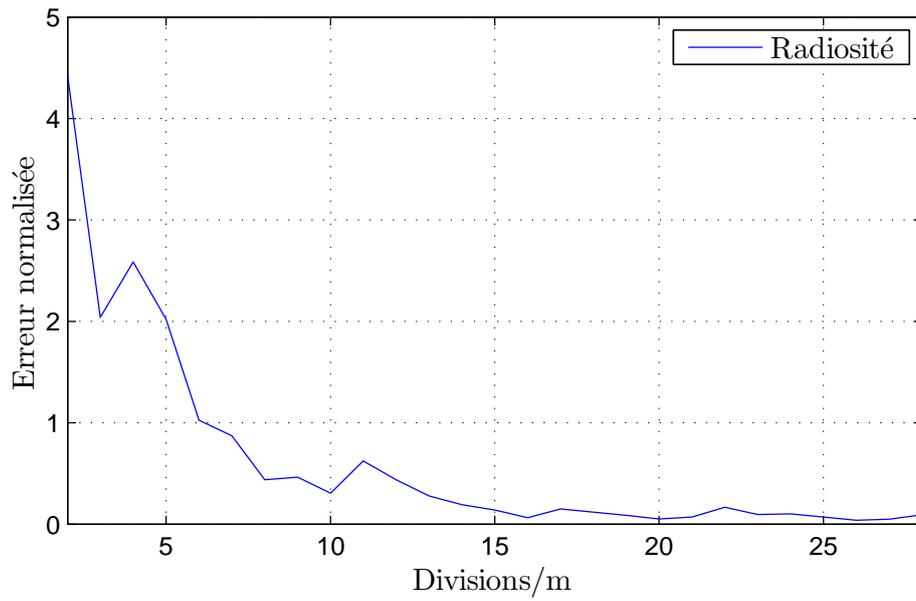
Commen ons par la comparaison MCS/radiosit . La figure 2.15 pr sente des courbes de convergence en terme de l'erreur normalis e des deux algorithmes en fonction du param tre de convergence de chacun.   partir de ces r sultats, nous tra ons des courbes de temps de calcul pour quelques valeurs de l'erreur.

Comme le montre la figure 2.16, l'algorithme MCS est en moyenne 355 fois plus rapide que la m thode de radiosit , avec un maximum de 585 pour une erreur  gale   0.3.

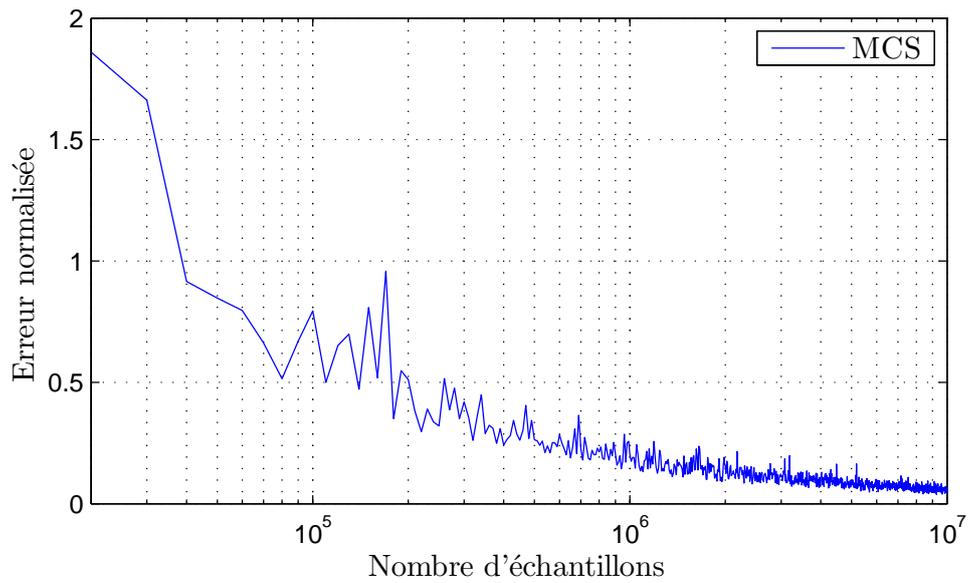
La deuxi me  tude comparative consiste   confronter l'algorithme MCS avec des algorithmes de Monte Carlo bas s lancer de rayons/photons, en se basant sur les r sultats d'une  tude faite dans [94] sur la sc ne Barry-A. En utilisant le m me environnement et les m mes param tres de simulation,   savoir  $k \leq 10$  et  $N = 5 \times 10^5$ , nous obtenons le r sultat pr sent  dans la figure 2.17.

Ce r sultat montre que l'algorithme PTA pr sente des performances comparables   celles des algorithmes MCS et MMCA pour la premi re, voire la deuxi me r flexion. En revanche il est tr s sensible vis- -vis des r flexions d'ordre sup rieur relativement aux deux autres m thodes. On peut constater aussi que les algorithmes MCS et MMCA ont des performances globalement similaires avec un l ger avantage pour l'algorithme MCS.

Pour quantifier ces diff rences de performances nous utilisons l'erreur relative



(a)

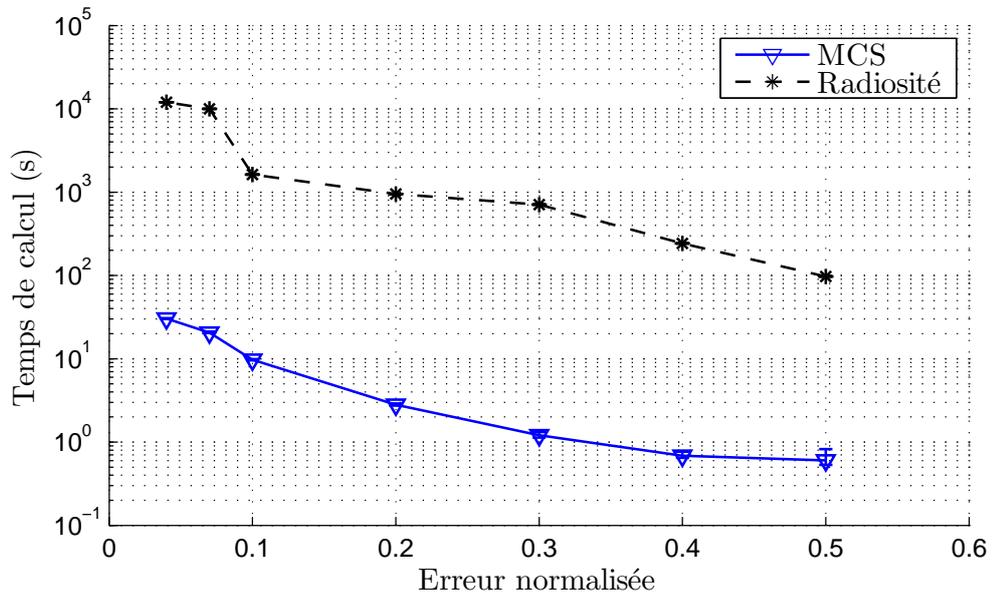


(b)

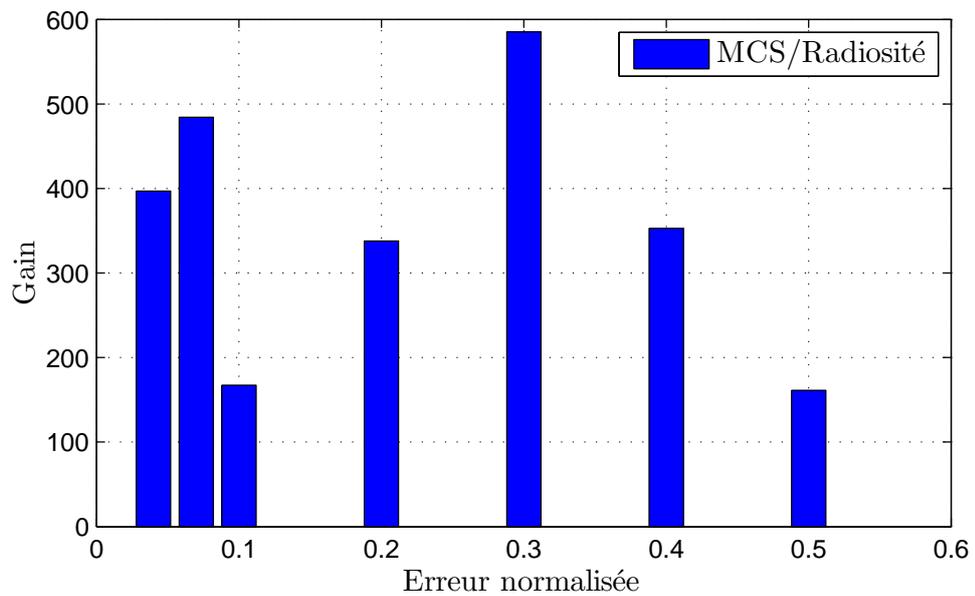
FIGURE 2.15 – Étude de la convergence de : (a) la méthode de radiosité ; (b) l'algorithme MCS sur la scène Barry-A avec  $r=4$ .

moyenne (ERM) exprimée par [94] :

$$\text{erreur relative moyenne} = \frac{\sum_{j=1}^J \hat{h}(\Delta t_j) \times \text{erreur relative}(\Delta t_j)}{\sum_{j=1}^J \hat{h}(\Delta t_j)}. \quad (2.73)$$



(a)



(b)

FIGURE 2.16 – Étude comparative du (a) temps de calcul de l’algorithme MCS avec la méthode de radiosit  (b) gain en temps de calcul de MCS par rapport   la m thode de radiosit  sur la sc ne Barry-A avec  $r = 4$ .

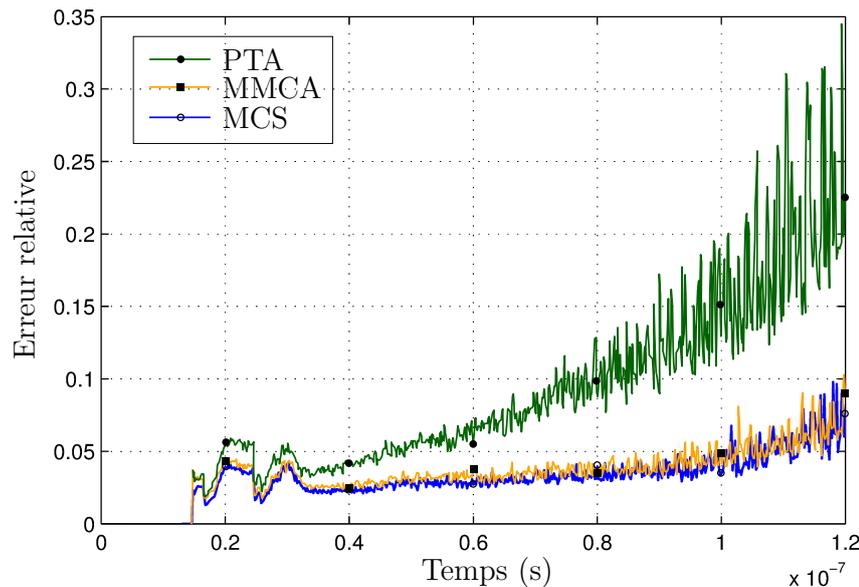


FIGURE 2.17 – Résultats de comparaison entre les algorithmes MCS, MMCA et PTA.

Les résultats de cette comparaison sont rapportés dans la table 2.2.

	MCS	MMCA	PTA
erreur relative moyenne	0.026538	0.029889	0.047364
Méthode vs. MCS	-	+12.63%	+78.48%

TABLE 2.2 – Comparaison des méthodes PTA, MMCA et MCS.

Ces résultats montrent que MCS est plus efficace que PTA et MMCA, avec une réduction de l'erreur relative moyenne de 12% par rapport à MMCA et de 78% par rapport à PTA. Il faut noter que les deux algorithmes MCS et MMCA ont la même complexité de calcul, alors que PTA est 28% moins complexe [94]. En tenant compte de ce facteur, MCS est plus efficace que l'algorithme PTA.

Notez que les résultats de l'algorithme MCS présentés dans cette partie sont obtenus en utilisant la version complète de l'algorithme, avec les deux techniques de réduction de variance à savoir, l'estimation du prochain évènement et l'échantillonnage d'importance.

Nous proposons dans un premier temps d'étudier l'impact, en terme de temps de calcul, de l'introduction de la technique NEE présentée dans la partie 2.3.2.4, à la version élémentaire de l'algorithme MCS. Les résultats pour la scène Barry-A sont présentés par la figure 2.18. Ces résultats montrent que la réduction de l'effort de calcul par la technique NEE, permet d'accélérer les temps de calcul de l'algorithme MCS, qui est jusqu'à 5.2 fois plus rapide, par rapport à sa version élémentaire, pour  $k = 10$ . De plus, ce facteur d'accélération continue d'augmenter avec le nombre de

réflexions considérées. Ce résultat est dû au fait que, pour  $k$  réflexions, l'algorithme MCS avec la technique NEE réalise  $k$  opérations d'intersection et  $k$  opérations de connexion, alors que la version sans NEE réalise  $k(k+1)/2$  opérations d'intersection et  $k$  opérations de connexion. Le gain en terme d'effort de calcul est donc estimé à  $\approx (k+1)/2$ , une opération d'intersection étant légèrement plus coûteuse qu'une opération de connexion.

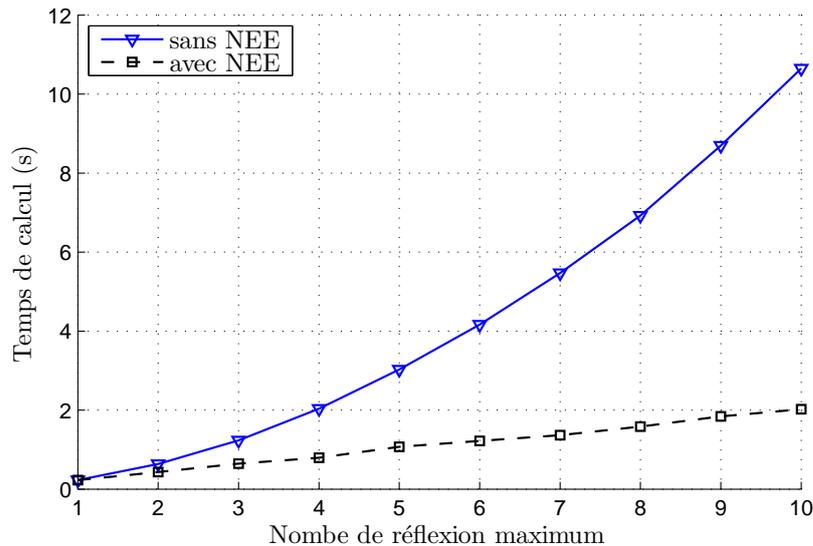


FIGURE 2.18 – Résultat du temps de calcul de l'algorithme MCS avec et sans NEE en fonction du nombre de réflexions pour la scène Barry-A avec  $N = 5 \times 10^5$ .

Nous étudions enfin l'influence de l'échantillonnage d'importance sur la convergence de l'estimation. Pour cela, nous reprenons le dernier environnement de simulation et nous calculons l'erreur relative et l'erreur relative moyenne de l'estimation en utilisant l'algorithme MCS avec et sans échantillonnage d'importance (*i.e* échantillonnage d'importance en cosinus *vs.* échantillonnage uniforme).

Le résultat présenté par la figure 2.19 montre que l'échantillonnage d'importance réduit de manière significative l'erreur de l'estimation, notamment pour les réflexions d'ordre supérieur ( $> 2$  associé à la plage temporelle  $t > 0.4 \times 10^{-7} s$  de la réponse impulsionnelle, *cf.* Figures 2.19 et 2.14, avec un gain de 52.5% sur l'erreur relative moyenne (*cf.* table 2.3).

	Uniforme	En cosinus	Gain
Erreur relative moyenne	0.040471	0.026538	52.5%

TABLE 2.3 – Comparaison des méthodes d'échantillonnage.

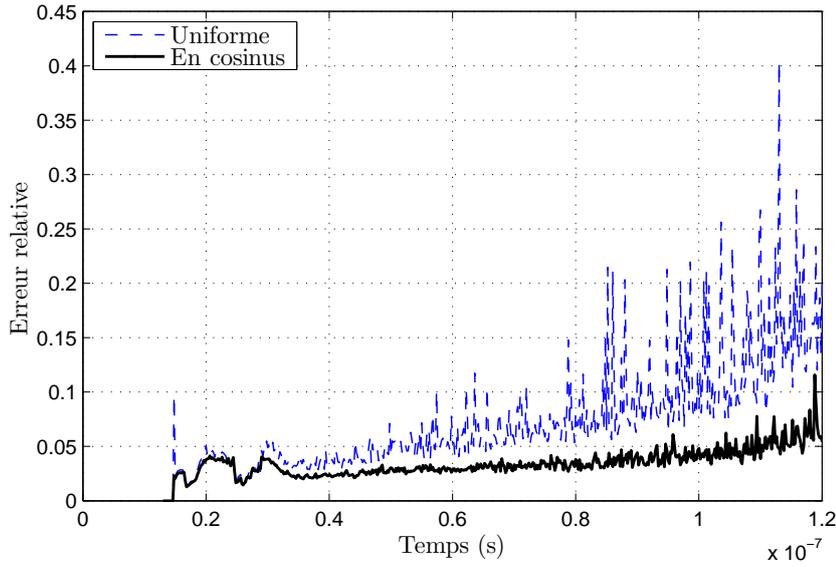


FIGURE 2.19 – Comparaison entre l'échantillonnage uniforme et l'échantillonnage d'importance en cosinus avec MCS et  $k \leq 10$ .

### 2.3.3 Résolution de l'équation de rendu : Algorithme MCG

Le principe de base de l'algorithme MCG, comme le montre la figure 2.20, consiste à générer des rayons aléatoires à partir du récepteur, et non plus depuis l'émetteur comme l'algorithme MCS. Ces rayons sont propagés en effectuant des réflexions successives sur les surfaces de la scène de simulation, en utilisant le même processus d'échantillonnage des directions que celui décrit dans la partie 2.3.2.1. Pour formaliser l'algorithme MCG nous nous basons cette fois sur l'équation de rendu (2.23) dont nous rappelons l'équation :

$$L_r(x, \vec{\omega}_r, t) = L_e(x, \vec{\omega}_r, t) + \int_{\Omega_x} f_r(x, \vec{\omega}_i \rightarrow \vec{\omega}_r) L_i(x, \vec{\omega}_i, t) |\vec{\omega}_i \cdot \vec{n}| d\vec{\omega}_i.$$

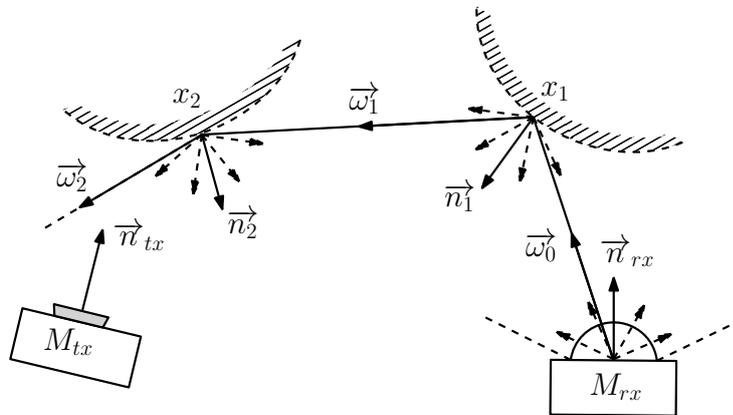


FIGURE 2.20 – Contribution d'un trajet avec l'algorithme MCG.

Comme décrit dans la partie 2.3.1, l'équation en potentiel exprime l'action potentielle d'une source unitaire directionnelle. L'équation de rendu modélise le processus inverse, à savoir la luminance réfléchiée en un point  $x$  dans la direction  $\vec{\omega}_r$ . Elle est définie comme la somme de la luminance émise par le point  $x$  plus la luminance réfléchiée depuis ce point.

En déroulant cette équation après remplacement dans la relation 1.8 qui relie la luminance et l'éclairement reçu en un point  $x$ , l'éclairement reçu au récepteur  $M_{rx}$  après  $k$  réflexions est :

$$E_k(x, M_{rx}, t) = \int_{\Omega_0} \dots \int_{\Omega_k} g_k(\bar{x}, t) d\vec{\omega}_0 \dots d\vec{\omega}_k, \quad (2.74)$$

où  $\bar{x} = (M_{rx}, x_1, x_2, \dots, x_k, M_{tx})$  est un trajet partant du récepteur construit avec  $k$  points de réflexion, chaque domaine  $\Omega_i$  décrit l'ensemble des directions d'incidence aux points de réflexions  $x_i$ , et  $g_k$  est :

$$g_k(\bar{x}, t) = |\vec{\omega}_0 \cdot \vec{n}_{rx}| \text{rect} \left( \frac{|\vec{\omega}_0 \cdot \vec{n}_{rx}|}{\cos(\text{FOV})} \right) \times L_l(M_{tx}, x_k, t) \prod_{i=1}^k f_r(x_i, \vec{\omega}_{i-1} \rightarrow \vec{\omega}_i) |\vec{\omega}_i \cdot \vec{n}_i|, \quad (2.75)$$

où  $L_l(M_{tx}, x_k, t)$  est la luminance rayonnée depuis le point émetteur  $M_{tx}$  et reçue au dernier point de réflexion  $x_k$  :

$$L_l(M_{tx}, x_k, t) = L_e(M_{tx}, \overrightarrow{M_{tx}x_k}, t) V(x_k, M_{tx}) \frac{|\overrightarrow{M_{tx}x_k} \cdot \vec{n}_{tx}|}{\|\overrightarrow{M_{tx}x_k}\|^3}. \quad (2.76)$$

Il reste à présent à appliquer une intégration de Monte Carlo sur l'équation (2.74) pour calculer l'estimation de l'éclairement au point récepteur  $M_{rx}$ . En notant  $p(\bar{x}_i)$  la *pdf* d'échantillonnage des trajets depuis le récepteur, l'expression de l'estimateur de Monte Carlo résultant est :

$$\hat{E}_k(M_{tx}, M_{rx}, t) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{g_k(\bar{x}_i, t)}{p(\bar{x}_i)}. \quad (2.77)$$

Notez que la contribution du trajet direct est calculée de la même manière que pour l'algorithme MCS.

### 2.3.3.1 Estimation du prochain évènement et simulation multi-antennes

De même que pour MCS dans sa version élémentaire, l'algorithme MCG présente des caractéristiques itératives, traduites par un effort de calcul important. Pour réduire cet effort de calcul, nous utilisons la même technique que celle utilisée dans l'algorithme MCS : l'estimation du prochain évènement. Cette dernière consiste ici à relier chaque point de réflexion à l'émetteur dans le cas SISO. Pour chaque test de connexion, une contribution est potentiellement ajoutée avant de choisir une nouvelle

direction aléatoire pour la réflexion (cf. Figure 2.21). Le nouvel estimateur de Monte Carlo de l'algorithme MCG est donné par :

$$E_k(M_{tx}, M_{rx}, t) = \frac{1}{N} \sum_{s=1}^N \frac{|\vec{\omega}_{rx} \cdot \vec{n}_{rx}|}{p_0(M_{rx}, \vec{\omega}_{rx})} \times \sum_{i=1}^k \left( L_l(M_{tx}, x_i, t) \prod_{j=1}^i \frac{f_r(x_j, \vec{\omega}_{j-1} \rightarrow \vec{\omega}_j) |\vec{\omega}_j \cdot \vec{n}_j|}{p_j(x_j, \vec{\omega}_j)} \right), \quad (2.78)$$

avec  $p_{j=i}(x_j, \vec{\omega}_j) = 1$  pour la connexion du dernier point de réflexion à l'émetteur.

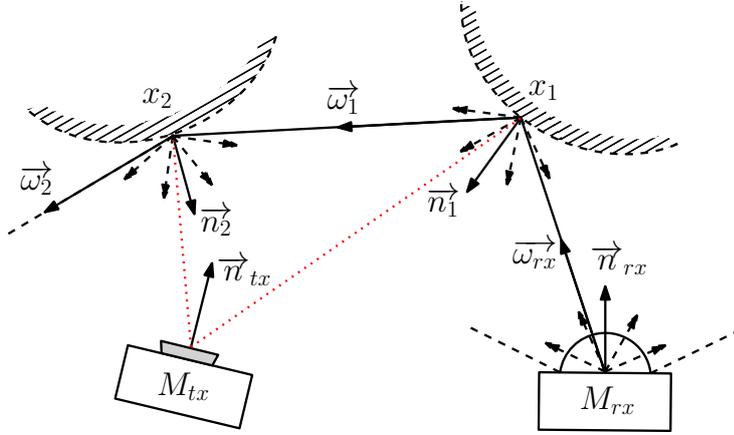


FIGURE 2.21 – Algorithme MCG avec la technique NEE.

Dans le cas MISO, ce procédé est étendu en connectant chaque point de réflexion aux différents émetteurs avec la technique MCP (cf. Figure 2.22). Ainsi, les réponses impulsionnelles associées à tous les couples émetteur-récepteur peuvent être calculées en un seul processus MC. Cela rend l'algorithme MCG plus adapté pour ce type de simulation.

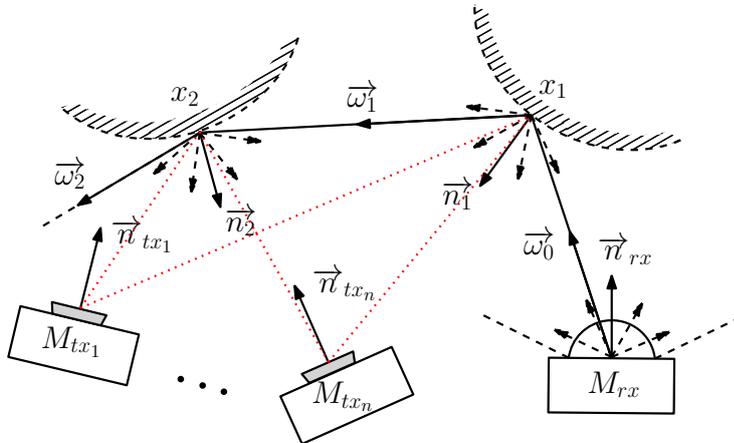


FIGURE 2.22 – Algorithme MCG avec les techniques NEE et MCP.

2.3.3.2 Réduction de variance : échantillonnage par rejet

Rappelons que l'algorithme MCG repose sur l'idée de lancer des rayons dans des directions aléatoires depuis le récepteur. Cela signifie que toutes les directions choisies en dehors du FOV du récepteur portent un rayonnement nul, et donc ne contribuent pas à l'estimation de la réponse impulsionnelle. Ces échantillons à contribution nulle augmentent la variance de l'estimation et diminuent la vitesse de convergence de l'algorithme, en particulier pour les faibles FOV (*i.e.* récepteur directif). Pour résoudre ce problème, nous utilisons un échantillonnage par rejet au niveau du récepteur pour la première direction de chaque trajet de propagation. Cette technique consiste à rejeter les directions en dehors du FOV, et ainsi à optimiser le calcul en propageant seulement des échantillons potentiellement contributifs.

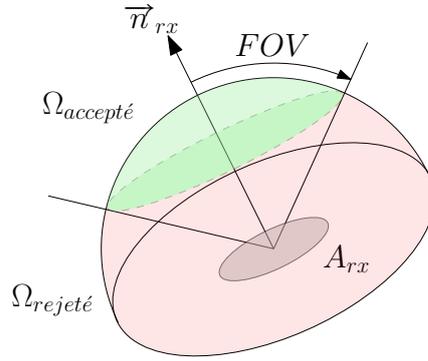


FIGURE 2.23 – Illustration de l'échantillonnage par rejet des directions avec l'algorithme MCG.

La Probabilité de tirer une direction  $\vec{\omega}$  est alors :

$$\begin{aligned}
 p(\vec{\omega}) &= (S_{\Omega_{\text{accepté}}})^{-1} = \left( \int_{\Omega_{\text{accepté}}} d\vec{\omega} \right)^{-1} \\
 &= \left( \int_0^{\text{FOV}} \int_{-\pi}^{\pi} \sin\theta d\theta d\phi \right)^{-1} = (2\pi (1 - \cos(\text{FOV})))^{-1}
 \end{aligned}
 \tag{2.79}$$

où  $\Omega_{\text{accepté}}$  et  $S_{\Omega_{\text{accepté}}}$  qui sont respectivement l'ensemble des directions acceptées et son angle solide.

Le taux de rejet peut alors être exprimé par :

$$\begin{aligned}
 \text{Taux de rejet} &= \frac{S_{\Omega_{\text{rejeté}}}}{S_{\Omega_{\text{accepté}}} + S_{\Omega_{\text{rejeté}}}} = \frac{S_{\Omega_{\text{rejeté}}}}{S_{\Omega}} \\
 &= \frac{2\pi \cos(\text{FOV})}{2\pi} = \cos(\text{FOV})
 \end{aligned}
 \tag{2.80}$$

Notez que l'échantillonnage par rejet dans un FOV de taille réduite peut ralentir le processus d'échantillonnage (*cf.* table 2.4). Pour la scène de Barry-A et donc un FOV= 85°, le taux de rejet est de 8.72%.

FOV(°)	10	20	30	40	50	60	70	80
Taux de rejet	98.48%	93.97%	86.60%	76.60%	64.28%	50%	34.20%	17.36%

TABLE 2.4 – Taux de rejet en fonction du FOV du récepteur.

Il faut noter aussi, que la technique d'échantillonnage d'importance, présentée dans la partie 2.3.2.5, est appliquée de la même façon sur l'algorithme MCG en plus de l'échantillonnage par rejet de la première direction.

### 2.3.3.3 Validation et discussion

Pour valider les résultats et comparer les performances de l'algorithme MCG avec celles des méthodes précédentes, nous suivons la même démarche que dans la partie 2.3.2.6. En premier lieu, nous comparons les résultats d'estimation de la réponse impulsionnelle sur la scène de Barry-A.

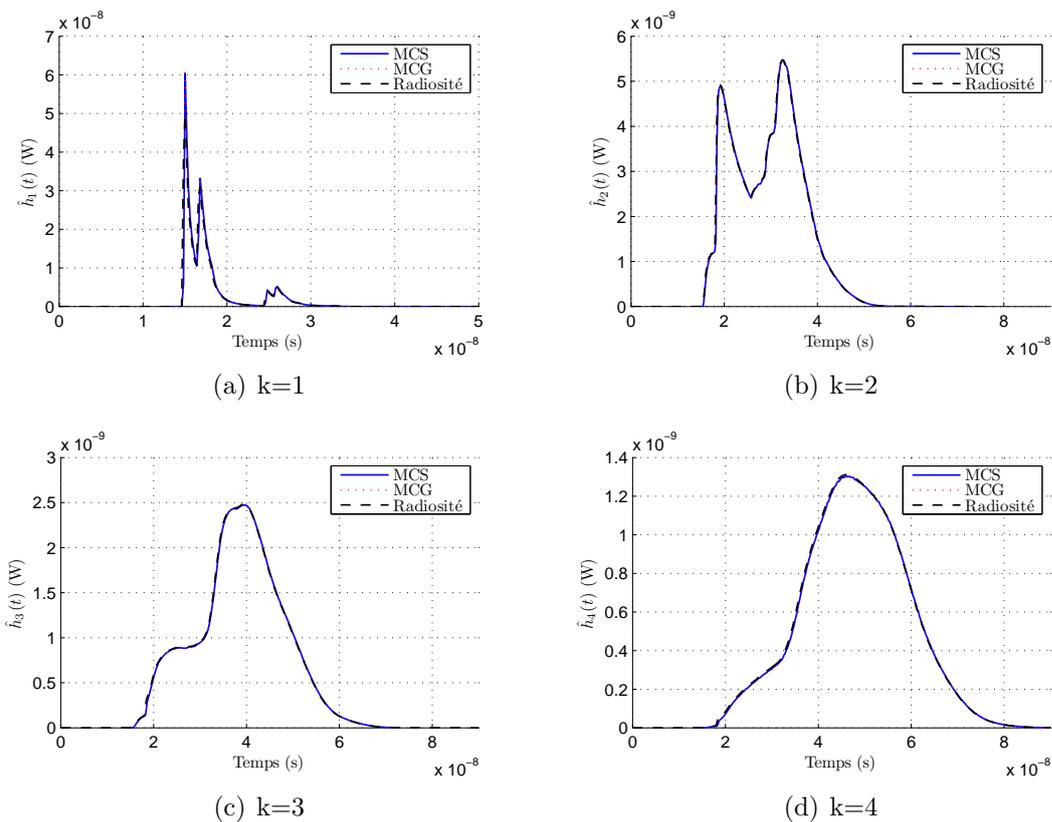
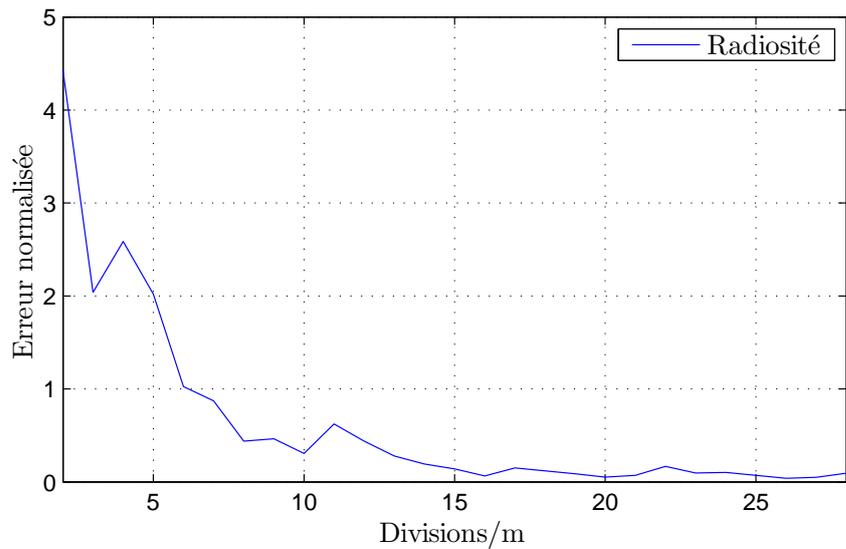
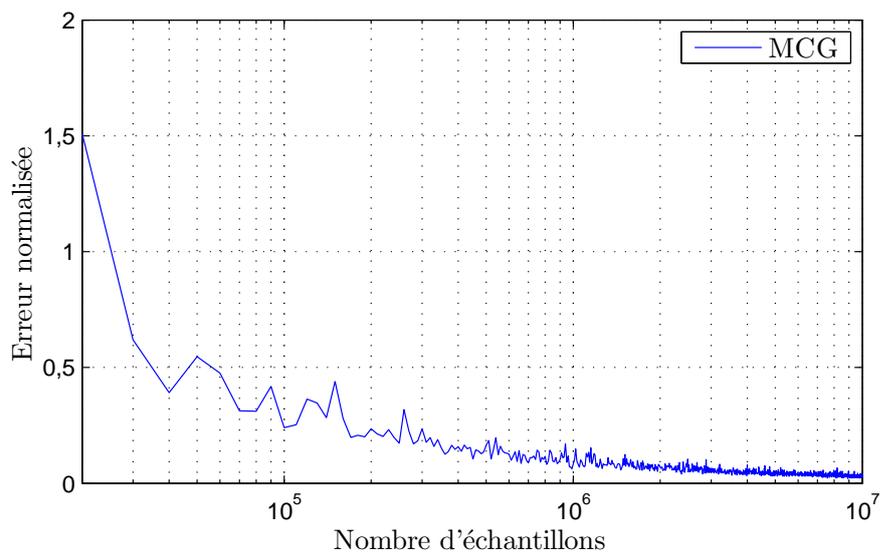


FIGURE 2.24 – Comparaisons des résultats de simulation de MCS, MCG et radiosité sur la scène Barry-A.

Nous constatons que les résultats des contributions de la réponse impulsionnelle pour  $k = \{1, 2, 3, 4\}$  sont très similaires, ce qui nous amène à conclure que l'algorithme MCG converge vers le même résultat, et donc à valider son fonctionnement.



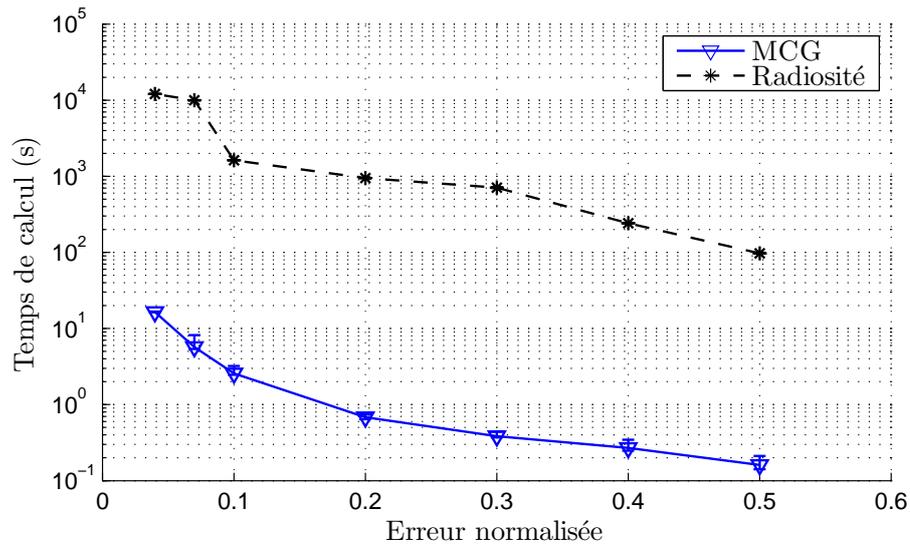
(a)



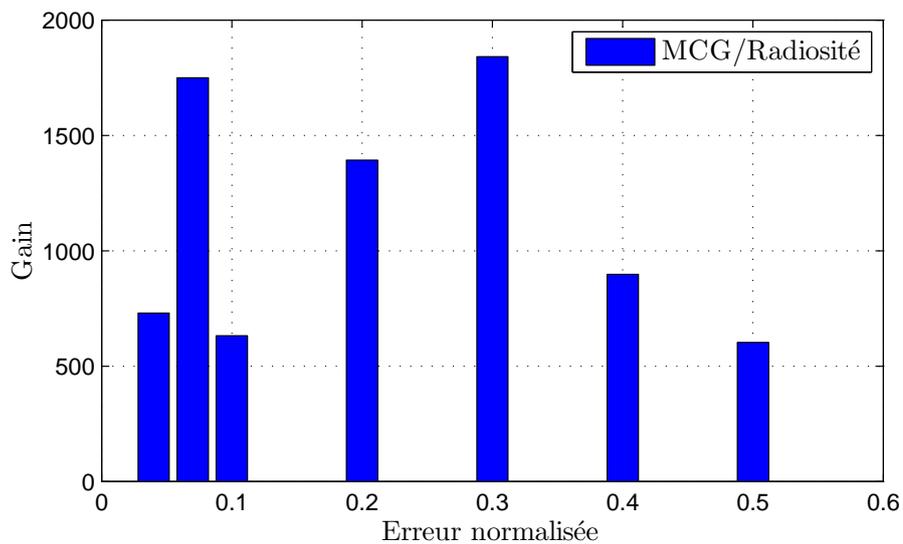
(b)

FIGURE 2.25 – Étude comparative de la convergence de (a) la méthode de radiosité (b) l'algorithme MCG sur la scène Barry-A avec  $r = 4$ .

En second lieu, nous confrontons MCG à la méthode de radiosité en procédant d'abord à l'étude de leurs vitesses de convergence. Les résultats de l'erreur normalisée sont présentés dans la figure 2.25. On remarque qu'à partir de 15 *division/m* pour la radiosité et  $2 \times 10^5$  échantillons pour MCG, on commence à avoir une convergence de l'erreur de l'estimation. Pour comparer ces deux vitesses de convergence, nous procédons maintenant à la comparaison du temps de calcul mis par chacun des deux algorithmes pour atteindre des niveaux de précision équivalents.



(a)



(b)

FIGURE 2.26 – Étude comparative du (a) temps de calcul de l’algorithme MCG avec la méthode de radiosité (b) gain en temps de calcul de MCS par rapport à la méthode de radiosité sur la scène Barry-A avec  $r = 4$ .

La figure 2.26 illustre les résultats du temps de calcul des deux algorithmes MCG et radiosité pour quelques valeurs cibles de l’erreur normalisée. Ces résultats montrent que l’algorithme MCG est en moyenne 1120 fois plus rapide que la méthode de radiosité, avec un maximum d’accélération d’un facteur 1841 pour une erreur égale à 0.3.

En dernier lieu nous comparons les performances de l’algorithme MCG avec

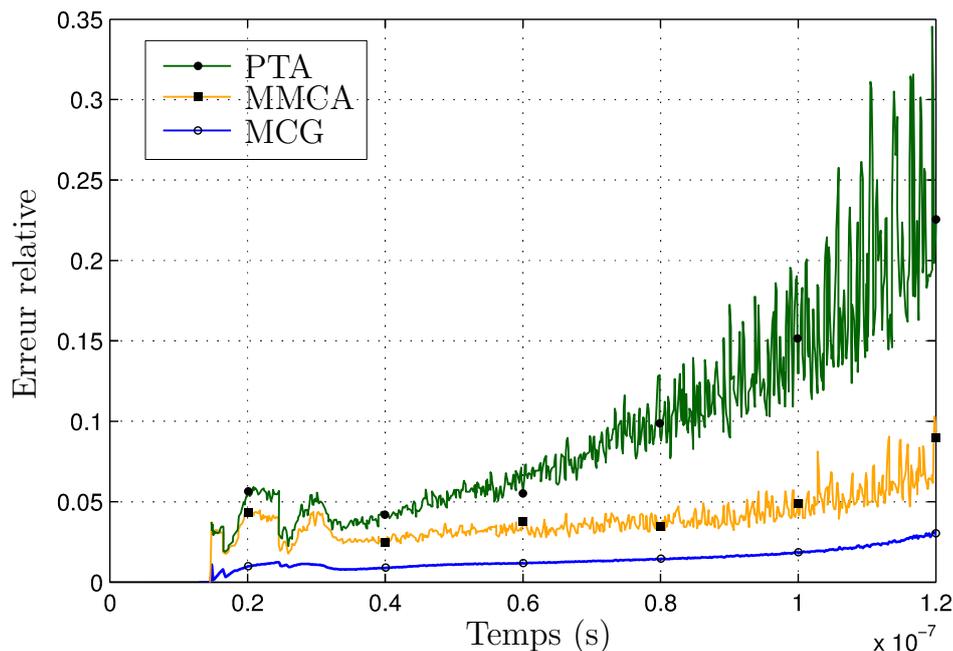


FIGURE 2.27 – Résultats de comparaison entre les algorithmes MCG, MMCA et PTA.

celles de MMCA et PTA en termes d'erreur relative et d'erreur relative moyenne. Les résultats sont présentés sur la figure 2.27 et la table 2.5.

	MCG	MMCA	PTA
Erreur relative moyenne	0.009092	0.029889	0.047364
Méthode vs. MCG	-	+228.74%	+420.94%

TABLE 2.5 – Comparaison des méthodes PTA, MMCA et MCG.

Ces résultats montrent que MCG est plus efficace que les deux algorithmes PTA et MMCA et atteint une réduction de l'erreur relative moyenne de 420% par rapport à PTA et 228% par rapport à MMCA.

## 2.4 Algorithme de Monte Carlo Bidirectionnel

Nous avons proposé dans les parties 2.3.2 et 2.3.3 deux algorithmes simulant le transport des ondes optiques dans les deux sens de propagation, basés sur l'équation de potentiel et l'équation de rendu.

Comme il a été mentionné précédemment, chacun de ces deux algorithmes peut être utilisé selon le type de liaison à simuler, en sachant que les algorithmes MCS et MCG sont particulièrement adaptés aux configurations SIMO et MISO respectivement.

De plus, pour une liaison SISO, chaque algorithme peut être plus performant que l'autre selon la configuration de l'environnement de simulation, notamment en terme de la probabilité de pouvoir connecter les rayons lancés depuis l'émetteur ou le récepteur. En prenant l'exemple des scènes de Kahn, la probabilité qu'un rayon lancé depuis l'émetteur situé dans la grande pièce passe la porte, ce qui est le seul moyen d'atteindre le récepteur, est inférieure à la probabilité qu'un rayon lancé depuis le récepteur situé dans la petite pièce passe la porte dans l'autre sens. Cela est dû à la différence de l'angle solide de la porte vu par l'émetteur avec celui vu par le récepteur.

Pour fournir une meilleure estimation de la réponse impulsionnelle, nous présentons ici un nouvel algorithme, appelée algorithme MCB pour « Monte Carlo Bidirectional algorithm », qui exploite les atouts des deux algorithmes précédents, en combinant les informations issues des deux sens de propagations.

En se basant sur les équations des contributions  $f_k$  et  $g_k$  obtenues précédemment, nous définissons une contribution bidirectionnelle  $q_k$  de profondeur  $k = s + t$  qui combine deux chemins partiels  $f_s^*$  et  $g_t^*$  de longueurs respectives  $s$  et  $t$  (cf. Figure 2.28).

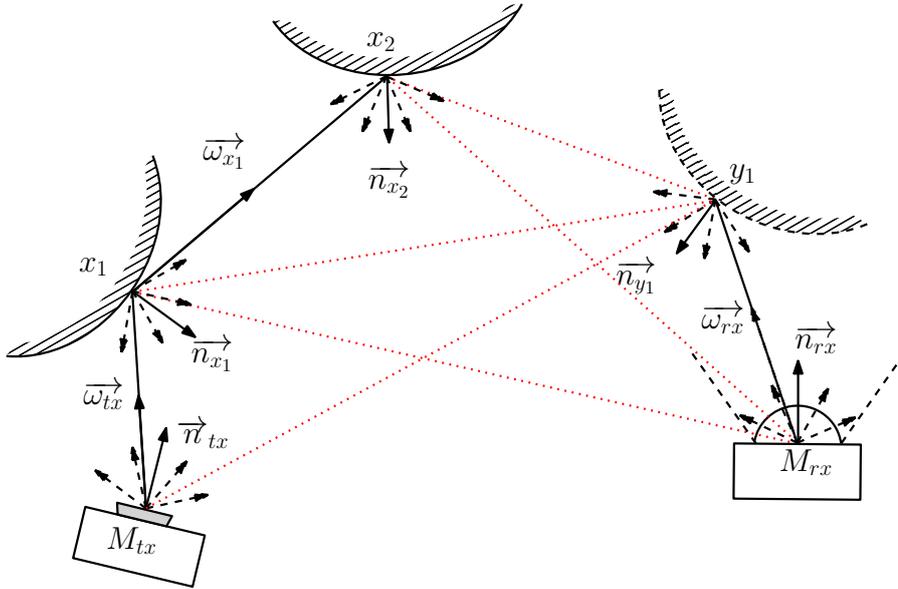


FIGURE 2.28 – Contribution d'un trajet bidirectionnel avec l'algorithme MCB.

Rappelons l'équation intégrale de la réponse impulsionnelle en fonction de l'éclairement reçu sur l'aire du récepteur  $A_{rx}$ .

$$\begin{aligned} h(M_{tx}, M_{rx}, t) &= \int_{S_{rx}} E(M_{tx}, y, t) d\mu(y) \\ &= A_{rx} \times E(M_{tx}, M_{rx}, t), \end{aligned}$$

Rappelons aussi les deux équations intégrales de l'éclairement reçu pour une profondeur de réflexion  $k$ , utilisés respectivement dans les algorithmes MCS et MCG.

$$E_k(M_{tx}, x, t) = \int_{\Omega_{tx}} \dots \int_{\Omega_{x_{k-1}}} f_k(\bar{x}, t) d\bar{\omega}_{tx} \dots d\bar{\omega}_{x_{k-1}}, \quad (2.81)$$

$$E_k(y, M_{rx}, t) = \int_{\Omega_{rx}} \dots \int_{\Omega_{y_{k-1}}} g_k(\bar{y}, t) d\bar{\omega}_{rx} \dots d\bar{\omega}_{y_{k-1}}. \quad (2.82)$$

À partir de ces deux dernières équations nous écrivons l'équation de l'éclairement reçu pour une profondeur de réflexion  $k = s + t$  résultant de l'interconnexion de deux trajets partiels  $\bar{x}_s = \{M_{tx}, x_1, \dots, x_s\}$  et  $\bar{y}_t = \{M_{rx}, y_1, \dots, y_t\}$  de profondeurs respectives  $s$  et  $t$ .

$$E_k(\bar{x}_s, \bar{y}_t, t) = G(\bar{x}_s, \bar{y}_t) \int_{\Omega_{tx}} \dots \int_{\Omega_{x_{s-1}}} f_s^*(\bar{x}_s, y_t, t) d\bar{\omega}_{tx} \dots d\bar{\omega}_{x_{s-1}} \\ \times \int_{\Omega_{rx}} \dots \int_{\Omega_{y_{t-1}}} g_t^*(\bar{y}_t, x_s, t) d\bar{\omega}_{rx} \dots d\bar{\omega}_{y_{t-1}}, \quad (2.83)$$

avec  $G(\bar{x}_s, \bar{y}_t)$  une fonction géométrique d'interconnexion des deux chemins partiels,  $f_s^*(\bar{x}_s, y_t, t)$  la contribution en luminance du trajet partiel  $\bar{x}_s$  connecté au point  $y_t$  et  $g_t^*(\bar{y}_t, x_s, t)$  la contribution potentiel du trajet partiel  $\bar{y}_t$  connecté au point  $x_s$  :

$$f_s^*(\bar{x}_s, y_t, t) = |\bar{\omega}_{tx} \cdot \bar{n}_{tx}| L_e(M_{tx}, \bar{\omega}_{tx}, t) W_l(x_s, y_j, t) \\ \times \prod_{i=1}^{s-1} f_r(x_i, \bar{\omega}_{x_{i-1}} \rightarrow \bar{\omega}_{x_i}) |\bar{\omega}_{x_i} \cdot \bar{n}_{x_i}|, \quad (2.84)$$

et

$$g_t^*(\bar{y}_t, x_i, t) = |\bar{\omega}_{rx} \cdot \bar{n}_{rx}| \text{rect} \left( \frac{|\bar{\omega}_{rx} \cdot \bar{n}_{rx}|}{\cos(\text{FOV})} \right) \\ L_l(y_t, x_s, t) \times \prod_{j=1}^{t-1} f_r(y_j, \bar{\omega}_{y_{j-1}} \rightarrow \bar{\omega}_{y_j}) |\bar{\omega}_{y_j} \cdot \bar{n}_{y_j}|. \quad (2.85)$$

En appliquant une estimation de Monte Carlo sur l'intégrale (2.83) nous obtenons l'équation de l'éclairement reçu pour une profondeur  $k$  en prenant en compte les combinaisons possibles de tous les trajets partiels  $(i, j)$  de longueurs maximales respectives  $s$  et  $t$ .

$$\hat{E}_k(M_{tx}, M_{rx}, t) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \sum_{i=0}^s \sum_{j=0}^t \delta(i, j, k) w(i, j) G(\bar{x}_i, \bar{y}_j) \frac{f_i^*(\bar{x}_i, y_j, t)}{p(\bar{x}_i)} \frac{g_j^*(\bar{y}_j, x_i, t)}{p(\bar{y}_j)}, \quad (2.86)$$

et

$$G(\bar{x}_i, \bar{y}_j) = f_r(x_i, \bar{\omega}_{x_{i-1}} \rightarrow \bar{\omega}_{x_i}) f_r(y_j, \bar{\omega}_{y_{j-1}} \rightarrow \bar{\omega}_{y_j}) V(x_i, y_j) \frac{|\bar{\omega}_{x_i} \cdot \bar{n}_{x_i}| |\bar{\omega}_{y_j} \cdot \bar{n}_{y_j}|}{\|\bar{x}_i \bar{y}_j\|^2} \quad (2.87)$$

$$\delta(i, j, k) = \begin{cases} 1 & \text{si } i + j = k, \\ 0 & \text{sinon,} \end{cases} \quad (2.88)$$

avec  $w(i, j)$  les poids attribués à chaque contribution de la combinaison des trajets  $(i, j)$ , sachant que :

$$\forall k = 1, \dots, s + t, \sum_{i=0}^s \sum_{j=0}^t \delta(i, j, k) w(i, j) = 1. \quad (2.89)$$

### 2.4.1 Validation et discussion

Comme présenté dans la partie précédente, nous proposons pour l'algorithme MCB un paramétrage flexible du nombre de réflexions considérées de chaque coté du lancer de rayons (longueurs  $t$  et  $s$  des trajets partiels lancés, respectivement depuis l'émetteur et depuis le récepteur). Pour comparer les performances de l'algorithme MCB avec chacun des algorithmes MCS et MCG, nous fixons la condition suivante pour assurer une complexité de calcul équivalente :

$$r \times N_{MCS, MCG} = (t + s) \times N_{MCB}. \quad (2.90)$$

avec  $N_{MCS, MCG}$  le nombre de trajets (échantillons) unidirectionnels de longueur  $r$  lancés par la méthode MCS ou MCG et  $N_{MCB}$  le nombre de trajets bidirectionnels de longueur  $t + s$  lancés par la méthode MCB.

À partir de cette condition et pour se comparer aux précédents résultats, nous proposons d'étudier les performances de deux configurations, notées  $MCB^1$  avec  $s = 5, t = 5$  et  $N = 5 \times 10^5$ , et  $MCB^2$  avec  $s = 10, t = 10$  et  $N = 5 \times 10^5$ .

Les résultats de la figure 2.29 nous permettent de valider le bon fonctionnement de l'algorithme MCB. La figure 2.30 présente une comparaison de l'erreur relative obtenue par chacun des trois algorithmes. Comme on pouvait s'y attendre, l'algorithme MCB présente des performances intermédiaires entre les deux algorithmes MCS et MCG : la courbe MCB se situe globalement entre les courbes MCS et MCG.

	MCB <sup>1</sup>	MCB <sup>2</sup>	MCS	MCG
Erreur relative moyenne	0.021186	0.019474	0.026538	0.009092
Méthode vs. MCB <sup>1</sup>	-	-8.08%	+25.26%	-57.08%
Méthode vs. MCB <sup>2</sup>	+8.79%	-	+36.27%	-53.31%

TABLE 2.6 – Comparaison de l'erreur relative de l'estimation sur la scène Barry-A entre  $MCB^1(s = 5, t = 5, N = 5 \times 10^5)$ ,  $MCB^2(s = 10, t = 10, N = 2.5 \times 10^5)$ ,  $MCS(r = 10, N = 5 \times 10^5)$  et  $MCG(r = 10, N = 5 \times 10^5)$ .

L'erreur relative moyenne associée à chaque algorithme est présentée dans la table 2.6. Avant de commenter ces résultats, il faut souligner que le temps de cal-

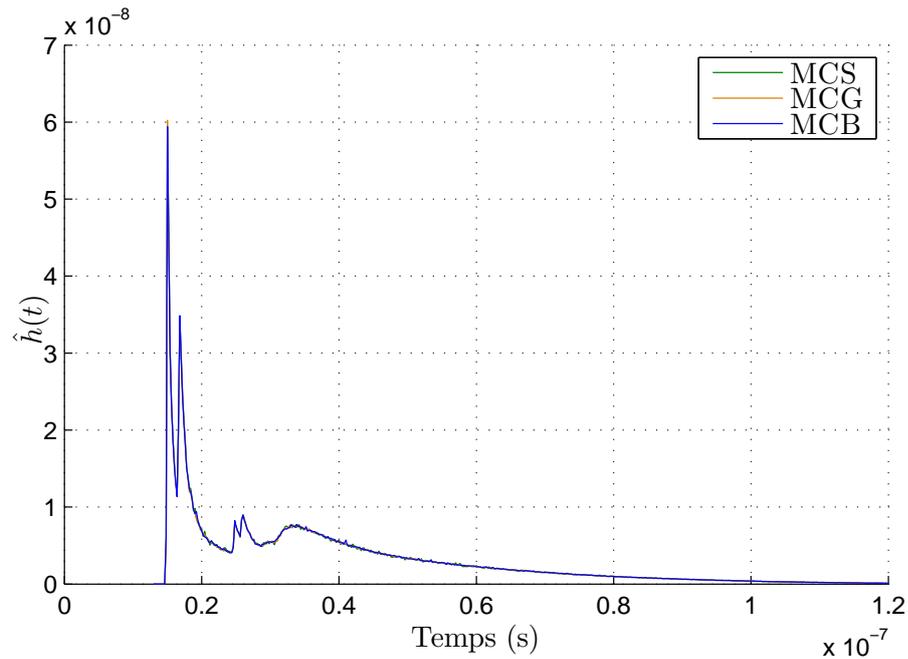


FIGURE 2.29 – Résultats des réponses impulsionnelles calculées par les algorithmes MCS, MCG et MCB.

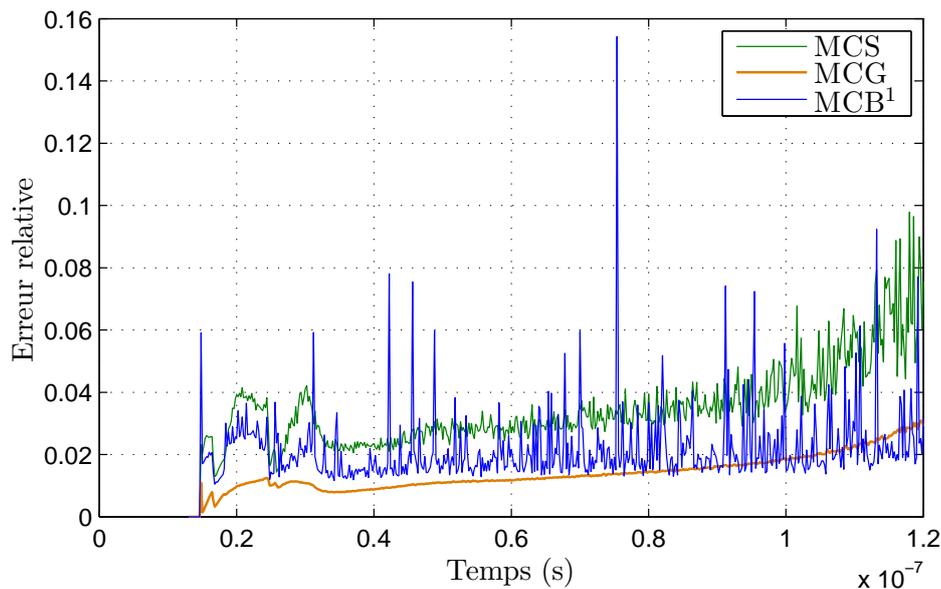


FIGURE 2.30 – Résultats de comparaison entre les algorithmes MCS, MCG et MCB.

cul associé à la configuration MCB<sup>1</sup> est très similaire à celui des algorithmes MCS et MCG, avec une différence de  $-0.43\%$ , alors que le temps de calcul associé à la configuration MCB<sup>2</sup> est  $+82.74\%$  plus lent pour une réduction de l'erreur relative moyenne de  $8.79\%$  par rapport à MCB<sup>1</sup>. En se basant sur ce résultat, la configuration adoptée pour l'algorithme bidirectionnel est la configuration MCB<sup>1</sup>. Cette dernière présente  $36.27\%$  moins d'erreur par rapport à MCS et  $53.31\%$  plus d'erreur que MCG.

Finalemment, l'un des grands intérêts de l'algorithme MCB est de permettre d'éviter de se poser la question sur le sens de propagation qu'il faut adopter, *i.e.* l'utilisation de MCS ou MCG, pour avoir une meilleure approximation.

## 2.5 Conclusion

Dans cette partie nous avons proposé trois algorithmes de simulation du canal optique sans fil basés sur la méthode de Monte Carlo associée aux algorithmes de lancer de rayons. Nous avons comparé les performances de ces algorithmes avec les méthodes existantes après validation des résultats fournis. À l'issue de cette étude comparative nous pouvons conclure que les deux algorithmes MCS et MCG sont plus efficaces que leurs prédécesseurs en termes de précision et de temps de calcul. L'algorithme MCB présente des performances à mi-chemin entre celles des deux algorithmes MCS et MCG avec l'avantage de son indépendance vis-à-vis du sens de propagation à adopter.





# Chapitre 3

## Optimisation par chaîne de Markov

### Sommaire

---

<b>3.1</b>	<b>Méthode de Monte Carlo avec chaîne de Markov . . . .</b>	<b>95</b>
3.1.1	Algorithme de Metropolis-Hastings . . . . .	96
<b>3.2</b>	<b>Algorithmes MCMCS et MCMCG . . . . .</b>	<b>98</b>
3.2.1	Fonction scalaire de probabilité . . . . .	98
3.2.2	Mutations des trajets . . . . .	99
3.2.3	Normalisation des distributions cibles . . . . .	103
<b>3.3</b>	<b>Exploitation des échantillons rejetés : technique EV . .</b>	<b>104</b>
<b>3.4</b>	<b>Effet adaptatif des algorithmes MCMC . . . . .</b>	<b>106</b>
<b>3.5</b>	<b>Validation et discussion . . . . .</b>	<b>109</b>
<b>3.6</b>	<b>Conclusion . . . . .</b>	<b>116</b>

---

### 3.1 Méthode de Monte Carlo avec chaîne de Markov

Dans cette partie, nous proposons deux nouveaux algorithmes de simulation, sur la base de la méthode MCMC (Markov Chain Monte Carlo), qui exploite un échantillonnage d'importance particulier basé sur une marche aléatoire obtenu par un processus de Markov, ou chaîne de Markov. Cette méthode d'échantillonnage d'importance est appelée « Metropolis Hastings ». Elle permet de générer une séquence de trajets de propagation corrélés selon une chaîne de Markov [122]. En conséquence, dans le cadre de la simulation du canal optique sans fil, ces deux nouveaux algorithmes permettent d'optimiser le calcul de l'estimation de la réponse impulsionnelle dans des configurations complexes.

Ces nouveaux algorithmes s'appuient sur les deux différentes formulations intégrales des LTE décrites dans le chapitre précédent, à savoir l'équation du potentiel et l'équation de rendu.

### 3.1.1 Algorithme de Metropolis-Hastings

Cette méthode a été développée par Metropolis *et al.* en 1953 dans le contexte des simulations en physique des particules. Elle a été généralisée par Hastings en 1970 dans un cadre statistique [126]. Cette méthode d'échantillonnage est applicable à une large variété de problème, et généralement pour des distributions de grandes dimensions. Elle fournit une séquence aléatoire corrélée d'échantillons (*cf.* Figure. 3.1(b)) selon une distribution de probabilité sur laquelle un échantillonnage direct ne peut manifestement être effectué (*cf.* Figure 3.1(a)). Cette séquence peut être utilisée pour calculer une intégrale.

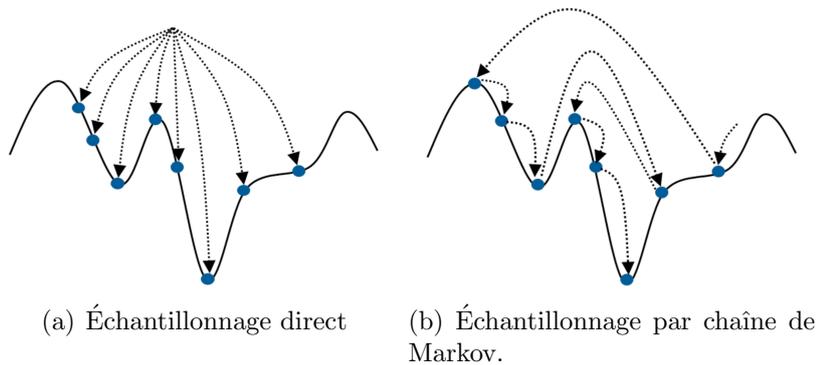


FIGURE 3.1 – Illustration (a) d'un échantillonnage direct avec MC et (b) un échantillonnage MCMC.

Considérons l'intégrale  $I$  (2.1) d'une fonction arbitraire  $f : \Omega \subset \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^m$ . Le processus d'échantillonnage de Metropolis-Hastings commence par choisir une fonction scalaire positive  $f^* : \Omega \subset \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$  proportionnelle à  $f$ . Cette fonction scalaire est donc normalisée pour fournir la distribution  $p_{f^*}$  telle que :

$$p_{f^*}(x_i) = \frac{f^*(x_i)}{\int_{\Omega} f^*(x) dx} = \frac{f^*(x_i)}{b}. \quad (3.1)$$

Cette distribution cible est utilisée dans l'expression de l'estimateur de Monte Carlo comme étant la probabilité d'échantillonnage utilisée :

$$\hat{I} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{f(x_i)}{p_{f^*}(x_i)}. \quad (3.2)$$

L'algorithme Metropolis-Hasting utilise une chaîne de Markov constituée d'échantillons aléatoires  $x_i$  tels que l'échantillon  $x_i$  dépend de l'échantillon précédent  $x_{i-1}$  à l'exception du premier échantillon  $x_0$ , qui est choisi de la même manière que dans un processus de Monte Carlo classique. Ces opérations d'échantillonnage sont appelées *mutations*.

Pour qu'un processus de chaîne de Markov converge il faut qu'il vérifie certaines conditions.

Soit  $\mathbb{M}(x_{i-1})$  la fonction mutation de l'échantillon  $x_{i-1}$ . La probabilité de mutation d'un échantillon  $x_{i-1}$  vers  $x_i$  est appelée probabilité de transition, notée  $T(x_{i-1} \rightarrow x_i) \geq 0$ . Comme toute *pdf*, elle doit suivre la condition de normalisation [127] :

$$\forall x_{i-1} \in \Omega : \int_{\Omega} T(x_{i-1} \rightarrow x_i) d\mu(x_i) = 1. \quad (3.3)$$

Une seconde condition consiste à ce que la chaîne de Markov soit ergodique, par le biais de sa fonction de mutation  $\mathbb{M}$  :

$$\forall x_i \in \Omega, \exists x_{i-1} \text{ tel que } x_i = \mathbb{M}(x_{i-1}). \quad (3.4)$$

En d'autres termes, chaque échantillon  $x_i$  du domaine d'échantillonnage  $\Omega$  doit être atteignable par un nombre fini de mutation.

Une condition supplémentaire et nécessaire est que la fonction  $f^*$  soit une distribution stationnaire :

$$\forall x_{i-1} \in \Omega, f^*(x_i) \in \Omega_{f^*}, x_i = \mathbb{M}(x_{i-1}) \in \Omega : f^*(x_{i-1}) \in \Omega_{f^*}, \quad (3.5)$$

avec  $\Omega_{f^*}$  le domaine de définition de la fonction  $f^*$ .

Ces conditions conduisent à l'équation d'équilibre du processus de chaîne de Markov :

$$f^*(x_{i-1})T(x_{i-1} \rightarrow x_i) = f^*(x_i)T(x_i \rightarrow x_{i-1}). \quad (3.6)$$

Cette équation signifie que : en partant d'un état  $x_{i-1}$ , la probabilité de désigner  $x_i$  comme étant le prochain échantillon est égale à la probabilité d'être à l'état  $x_i$  et de choisir l'échantillon  $x_{i-1}$ .

L'algorithme de Metropolis-Hastings est principalement basé sur cette règle (*cf.* Algorithme 2). Il divise le processus d'échantillonnage en deux étapes : dans la première, une proposition est faite en utilisant la probabilité de transition ; puis, cette proposition est acceptée avec une probabilité basée sur l'équation (3.6), conduisant à l'expression de la probabilité d'acceptation suivante :

$$a(x_{i-1} \rightarrow x_i) = \min \left( 1, \frac{f^*(x_i)T(x_i \rightarrow x_{i-1})}{f^*(x_{i-1})T(x_{i-1} \rightarrow x_i)} \right). \quad (3.7)$$

---

**Algorithme 2** : Algorithme de Metropolis-Hastings

---

$x_0 \leftarrow$  initialiser l'échantillon de départ tel que :  $f^*(x_0) \neq 0$  ;

**pour**  $i := 1$  à  $N$  **faire**

$x_i \leftarrow \mathbb{M}(x_{i-1})$  selon  $T(x_{i-1} \rightarrow x_i)$

$a_i \leftarrow a(x_{i-1} \rightarrow x_i)$  /\* calculer l'acceptation  $a_i$  \*/

**si**  $\xi \sim U(0, 1) \geq a_i$  **alors**

$x_i \leftarrow x_{i-1}$  /\* récupérer l'ancien échantillon \*/

    enregistrer( $x_i$ ) /\* utiliser  $x_i$  comme nouvel échantillon \*/

---

## 3.2 Algorithmes MCMCS et MCMCG

MCMC a été utilisé pour la première fois dans le contexte de la synthèse d'image par Veach *et al.* [122] afin de résoudre les équations LTE. Pour calculer une image, ils génèrent des échantillons de trajet  $\bar{x}_i$  à partir de la distribution d'une fonction scalaire donnée en utilisant l'échantillonnage de Metropolis-Hasting.

Nous proposons d'utiliser une méthode similaire pour calculer la réponse impulsionnelle d'un canal optique sans fil. Nous appliquons la méthode MCMC en utilisant les fonctions  $f_k$  et  $g_k$  définies par les équations (2.51) et (2.75), conduisant à deux nouveaux algorithmes notés MCMCS et MCMCG.

L'algorithme MCMCS (*cf.* Algorithme 3) calcule :

$$\hat{E}_k(x, M_{rx}, t) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{f_k(\bar{x}_i, t)}{p_{f_k^*}(\bar{x}_i, t)}, \quad (3.8)$$

---

### Algorithme 3 : MCMCS

---

**pour**  $k := 1$  à  $l$  **faire**

$\hat{E}_k \leftarrow \{0, \dots, 0\}$  /\* initialiser le tableau de resultats \*/

$\bar{x}_0 \leftarrow \text{seed}()$  /\* initialiser le premier échantillon (trajet) \*/

**pour**  $i := 1$  à  $N$  **faire**

$\bar{x}_i \leftarrow \mathbf{M}(\bar{x}_{i-1})$

$a_i \leftarrow a(\bar{x}_{i-1} \rightarrow \bar{x}_i)$  /\* calculer l'acceptation  $a_i$  \*/

**si**  $\xi \sim U(0, 1) \geq a_i$  **alors**

$\bar{x}_i \leftarrow \bar{x}_{i-1}$  /\* récupérer l'ancien échantillon (trajet) \*/

$t_i \leftarrow \text{length}(\bar{x}_i)/c$  /\*  $c$  étant la célérité de la lumière \*/

$\hat{E}_k(\Delta t_i) \leftarrow \hat{E}_k(\Delta t_i) + f_k(\bar{x}_i, t)/f_k^*(\bar{x}_i, t)$

$b \leftarrow \iint f_k^*(\bar{x}, t) d\mu(\bar{x})dt$  /\* calculer le facteur de normalisation \*/

    /\* calculer l'estimation MCMC \*/

$\hat{E}_k \leftarrow \frac{b}{N} \hat{E}_k$

---

D'une manière semblable, l'algorithme MCMCG calcule :

$$\hat{E}_k(x, M_{rx}, t) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{g_k(\bar{x}_i, t)}{p_{g_k^*}(\bar{x}_i, t)}. \quad (3.9)$$

Ces deux algorithmes ne diffèrent que par le fait que l'un utilise  $f_k$ , tandis que l'autre utilise  $g_k$ . Pour le reste, ils sont basés sur les mêmes points-clés : une fonction scalaire, l'échantillonnage des trajets, la stratégie de mutation, et le calcul du facteur de normalisation.

### 3.2.1 Fonction scalaire de probabilité

L'algorithme Metropolis-Hastings requiert une fonction scalaire proportionnelle à la contribution MCMC  $f_k$ , de profondeur  $k$ . Pour MCMCS, nous définissons la

fonction scalaire  $f_k^*$  comme l'intégrale de  $f_k$  sur la bande de fréquences considérée  $[\nu^-, \nu^+]$  :

$$f_k^*(\bar{x}, t) = \int_{\nu^-}^{\nu^+} f_k(\bar{x}, t) d\nu. \quad (3.10)$$

Pour MCMCG, il suit :

$$g_k^*(\bar{x}, t) = \int_{\nu^-}^{\nu^+} g_k(\bar{x}, t) d\nu. \quad (3.11)$$

En pratique, ce calcul s'effectue par discrétisation de la bande de fréquences.

### 3.2.2 Mutations des trajets

La mutation d'un trajet transforme indépendamment les différentes directions qui le constituent. Pour réaliser une mutation d'un trajet  $\bar{x}_{i-1}$ , nous utilisons une stratégie de mutation particulière composée de deux stratégies de mutation : grande mutation et petite mutation (*cf.* Figure 3.2).

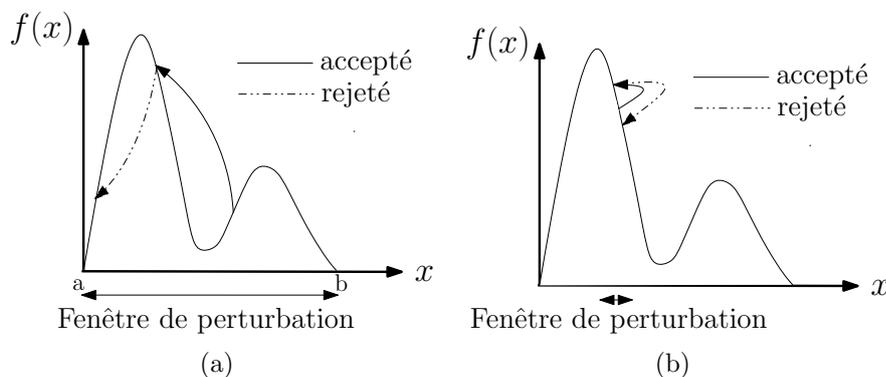


FIGURE 3.2 – Illustration de l'échantillonnage d'une fonction  $f(x)$  avec des (a) grandes mutations, (b) petites mutations.

#### 3.2.2.1 Grandes mutations

La stratégie avec grandes mutations explore uniformément le domaine d'échantillonnage avec des trajets indépendamment choisis. Cela signifie que chaque nouvelle direction aléatoire est uniformément sélectionnée (*cf.* Figure 2.13(a)) avec une *pdf* constante sur le domaine  $\Omega$  par le biais de la fonction de mutation  $\mathbb{M}_\Omega(\bar{x}_{i-1})$ .

Soit  $p(\vec{\omega}_i) = c$  : La contrainte de normalisation  $\int_{\Omega_i} p(\vec{\omega}) d\vec{\omega} = 1$  conduit à :

$$c = \frac{1}{\int_{-\pi}^{\pi} \int_0^{\frac{\pi}{2}} \sin \theta d\theta d\phi} = \frac{1}{2\pi [-\cos \theta]_0^{\frac{\pi}{2}}} = \frac{1}{2\pi}.$$

Pour l'algorithme MCMCS, l'expression de la fonction de transition pour une grande mutation d'un trajet composé de  $k$  points de réflexion est alors :

$$T_{\Omega, \text{MCMCS}}(\bar{x}_{i-1} \rightarrow \bar{x}_i) = p(\vec{\omega})^k = \left(\frac{1}{2\pi}\right)^k. \quad (3.12)$$

Pour l'algorithme MCMCG, le même procédé d'échantillonnage est utilisé à l'exception de la première direction sur laquelle nous appliquons un échantillonnage par rejet sur le FOV du récepteur. L'expression de la fonction de transition devient :

$$T_{\Omega, \text{MCMCG}}(\bar{x}_{i-1} \rightarrow \bar{x}_i) = \frac{1}{1 - \cos(\text{FOV})} \left( \frac{1}{2\pi} \right)^k. \quad (3.13)$$

Pour générer chaque direction  $\vec{\omega}_i$  selon ces fonctions de transition, nous utilisons le processus d'échantillonnage décrit dans la partie 2.3.2.1. Partant d'un couple de valeurs aléatoires et uniformes  $(\xi_{2i+1}, \xi_{2i+2}) \sim U(0, 1)$ , les coordonnées sphériques d'une grande mutation sont :

$$\begin{cases} \phi = 2\pi\xi_{2i+1}, \\ \theta = \cos^{-1} \xi_{2i+2}. \end{cases} \quad (3.14)$$

### 3.2.2.2 Petites mutations

La stratégie des petites mutations génère un trajet  $\bar{x}_i$  dont les directions sont choisies au voisinage de celles du trajet  $\bar{x}_{i-1}$ . Chaque  $j$ ème nouvelle direction du trajet proposé est calculée en perturbant légèrement la  $j$ ème direction du trajet précédent avec la fonction de mutation notée  $\mathbb{M}_S(\bar{x}_{i-1})$ . Ceci est réalisé en choisissant uniformément la nouvelle direction dans un petit domaine noté  $S_i$  autour de l'ancienne direction (*cf.* Figure 3.3), avec un angle solide fixe  $S$ . Il est défini par son demi-angle  $\Theta$ , tel que  $S = 2\pi(1 - \cos \Theta)$ . Donc, la *pdf* devient :

$$p(\vec{\omega}) = \frac{1}{\int_0^{2\pi} \int_0^\Theta \sin \theta \, d\theta d\phi} = \frac{1}{S}. \quad (3.15)$$

La fonction de transition des petites mutations est alors :

$$T_S(\bar{x}_{i-1} \rightarrow \bar{x}_i) = p(\vec{\omega})^k = \left( \frac{1}{S} \right)^k. \quad (3.16)$$

L'échantillonnage uniforme de ce petit angle solide est semblable à celui d'un hémisphère :

- Nous avons toujours  $\phi = 2\pi\xi_{2i+1}$  avec  $p(\phi) = 1/2\pi$ .
- Étant donné que les densités  $p(\theta)$  et  $p(\phi)$  sont séparables, alors

$$p(\theta) = \frac{p(\vec{\omega})}{p(\phi)} = \frac{1}{1 - \cos \Theta},$$

et

$$\theta = \cos^{-1}(\xi_{2i+2}(1 - \cos \Theta)).$$

### 3.2.2.3 Hybridation des deux stratégies

Sur la base de ces deux stratégies de mutation, nous définissons notre stratégie de mutation globale comme la combinaison suivante :

$$\mathbb{M}(\bar{x}_{i-1}) = \begin{cases} \mathbb{M}_\Omega(\bar{x}_{i-1}) & \text{si } \xi < p_L, \\ \mathbb{M}_S(\bar{x}_{i-1}) & \text{autrement,} \end{cases} \quad (3.17)$$

où  $\xi$  est une variable aléatoire uniforme dans l'intervalle  $[0, 1]$  et  $p_L$  désigne la probabilité de choisir une grande mutation. Ce paramètre est fixé empiriquement à 0.1 afin de privilégier le choix des petites mutations.

Donc, la fonction de transition globale peut s'exprimer par :

$$\mathbb{T}(\bar{x}_{i-1} \rightarrow \bar{x}_i) = p_L \times T_\Omega(\bar{x}_{i-1} \rightarrow \bar{x}_i) + (1 - p_L) \times T_S^*(\bar{x}_{i-1} \rightarrow \bar{x}_i), \quad (3.18)$$

où  $T_S^*(\bar{x}_{i-1} \rightarrow \bar{x}_i)$  est la probabilité de transformer le trajet  $\bar{x}_{i-1}$  en  $\bar{x}_i$ , égale à  $T_S(\bar{x}_{i-1} \rightarrow \bar{x}_i)$  si la transformation est possible par le biais d'une petite mutation et 0 sinon.

Le principal avantage de notre technique de mutation est qu'elle explore le domaine d'échantillonnage en fonction des informations reçues. En d'autres termes, nous restons autour d'un trajet porteur de puissance importante en utilisant des petites mutations, pour bien explorer cette contribution et son voisinage ; de temps en temps, avec une probabilité  $p_L$ , nous explorons le reste du domaine d'échantillonnage par des grandes mutations. De cette façon, nous maximisons les informations reçues.

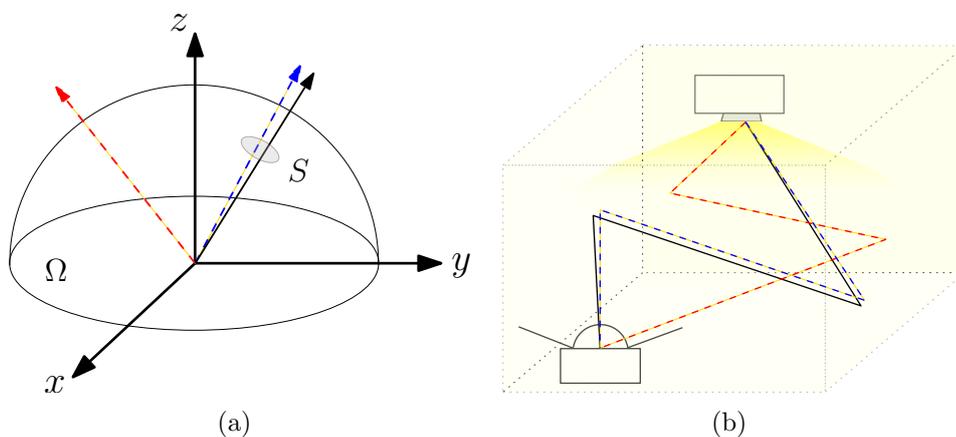


FIGURE 3.3 – Échantillonnage des (a) directions (b) chemins en utilisant des petites mutations (trait bleu) *vs.* des grandes mutations (trait rouge).

Notons qu'il existe un détail important à ne pas oublier concernant la stratégie des petites mutations : jusqu'à présent la fonction de transition  $T_S$  utilisée est symétrique et prend une valeur constante. Cependant, dans le cas où le petit domaine  $S_i$  n'est pas entièrement inclus dans le grand domaine  $\Omega_i$  ( $S_i \not\subset \Omega_i$ ), alors la fonction de transition n'est plus symétrique, et il faut calculer sa valeur pour chaque direction

choisie, ce qui ajoute une complexité supplémentaire à l'algorithme.

De ce fait, deux cas particuliers peuvent être distingués, à savoir l'intersection du domaine d'échantillonnage  $S_i$  des petites mutation avec : premièrement le plan de la surface réfléchissante (cf. Figure 3.4(a)), et deuxièmement avec le cône formé par le FOV du récepteur (cf. Figure 3.4(b)).

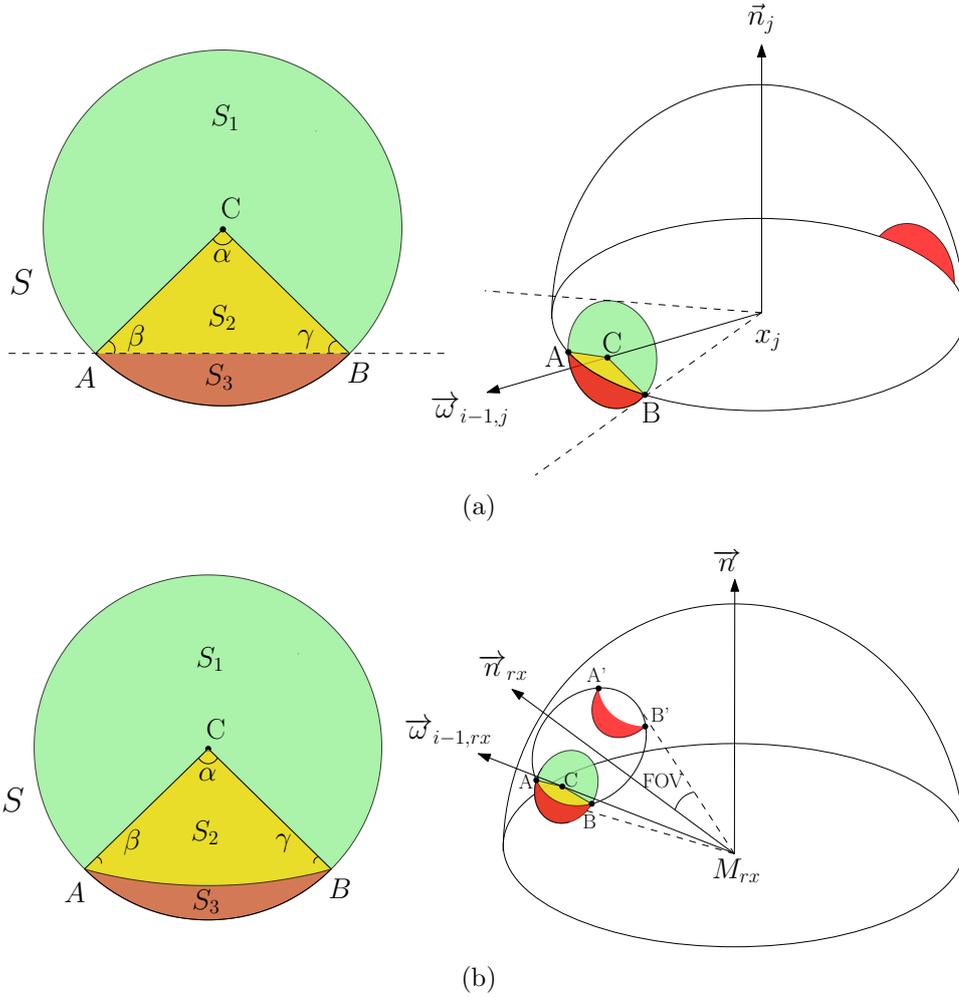


FIGURE 3.4 – Illustration des cas particuliers : (a) intersection du domaine d'échantillonnage des petites mutations avec le plan de la surface de réflexion ; (b) intersection du domaine d'échantillonnage des petites mutations avec le cône formé par le FOV du récepteur.

Dans ces deux cas de figure la probabilité de transition de la  $j$ ème direction d'un état  $i - 1$  à un état  $i$  s'écrit :

$$T_S(\vec{\omega}_{i-1,j} \rightarrow \vec{\omega}_{i,j}) = \frac{1}{S_1 + S_2} = \frac{1}{S - S_3}. \quad (3.19)$$

Pour éviter ce calcul relativement lourd, notamment pour le deuxième cas d'intersection, et garder une probabilité symétrique, nous effectuons l'opération de trans-

formation suivante : la partie de  $S$  en dehors de  $\Omega_i$ , à savoir  $S_3$ , est réinjectée en  $\Omega_i$  en utilisant une transformation linéaire [128]. Cela signifie que :

- Pour le premier cas la direction renvoyée est égale à  $-\vec{\omega}_{i,j}$ .
- Pour le deuxième cas nous effectuons une rotation de  $2 \times \text{FOV}$  de la direction  $\vec{\omega}_{i,rx}$  autour de l'axe  $\vec{n}_{rx} \wedge \vec{\omega}_{i-1,rx}$ .

### 3.2.3 Normalisation des distributions cibles

Le facteur de normalisation  $b = \int_{\Omega} f^*(x) dx$  est calculé en utilisant un processus de Monte Carlo classique en parallèle du calcul MCMC, en exploitant les contributions générées avec des grandes mutations avant leur acceptation, puisqu'elles sont indépendantes des tirages qui les précèdent et peuvent donc être extraites du processus MCMC. Si l'estimation de  $b$  obtenue avec ces grandes mutations nécessite plus de précision, elle est améliorée en utilisant l'algorithme MCS ou MCG. Cette étape éventuelle ajoute un temps de calcul à nos algorithmes MCMC.

Pour optimiser le calcul du facteur de normalisation, nous avons réalisé une étude sur la convergence de  $b$  en fonction du nombre d'échantillons utilisés pour une, deux, trois et quatre réflexions sur la scène Barry-A. La figure 3.5 montre que cette convergence est atteinte à partir de  $10^5$  échantillons. Cette valeur correspond à environ 1% d'erreur relative.

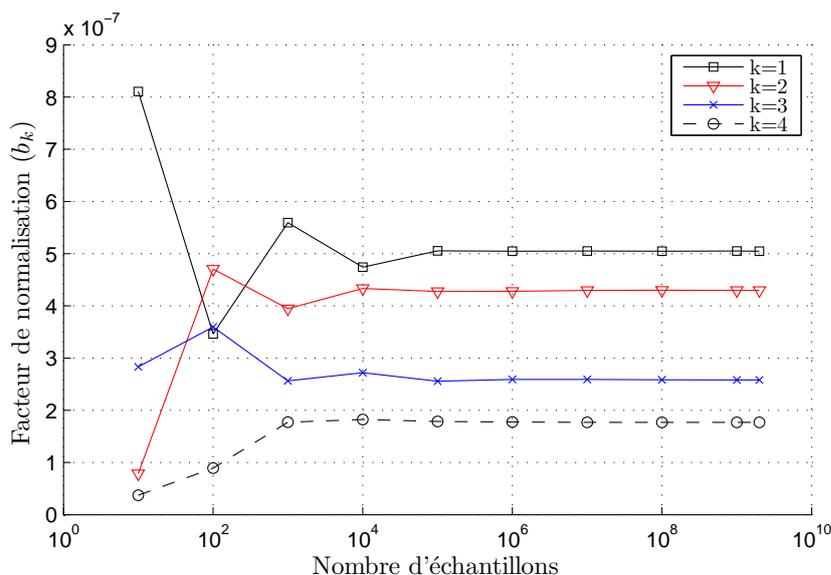


FIGURE 3.5 – Convergence du facteur de normalisation sur la scène Barry-A.

### 3.3 Exploitation des échantillons rejetés : technique EV

L'échantillonnage de Metropolis-Hastings peut introduire un effet de sur-échantillonnage lié à une forte corrélation entre les échantillons choisis et un taux de rejet élevé. Ce taux de rejet varie selon la complexité de l'environnement de simulation. Pour cette raison, nous proposons d'utiliser deux niveaux de complexité avec les scènes Barry-A et Kahn-A, détaillés dans la partie 1.3.

La figure 3.6 présente les courbes du taux de rejet pour les deux scènes de simulation. Pour la scène Barry-A, malgré sa simplicité, le taux de rejet varie selon le nombre de réflexions entre 0.39 et 0.71 avec une moyenne de 0.57. Pour la scène Kahn-A, qui est relativement plus complexe que la scène Barry-A, le taux de rejet varie entre 0.74 et 0.91 avec une moyenne de 0.84, à savoir 47.37% plus de rejet que la scène Barry-A. Il faut noter que les contributions rejetées ne sont pas forcément des contributions ayant une puissance nulle. Cela signifie que jusqu'à 74% et 91% de l'information est éventuellement non exploitée, pour les scènes Barry-A et Kahn-A respectivement.

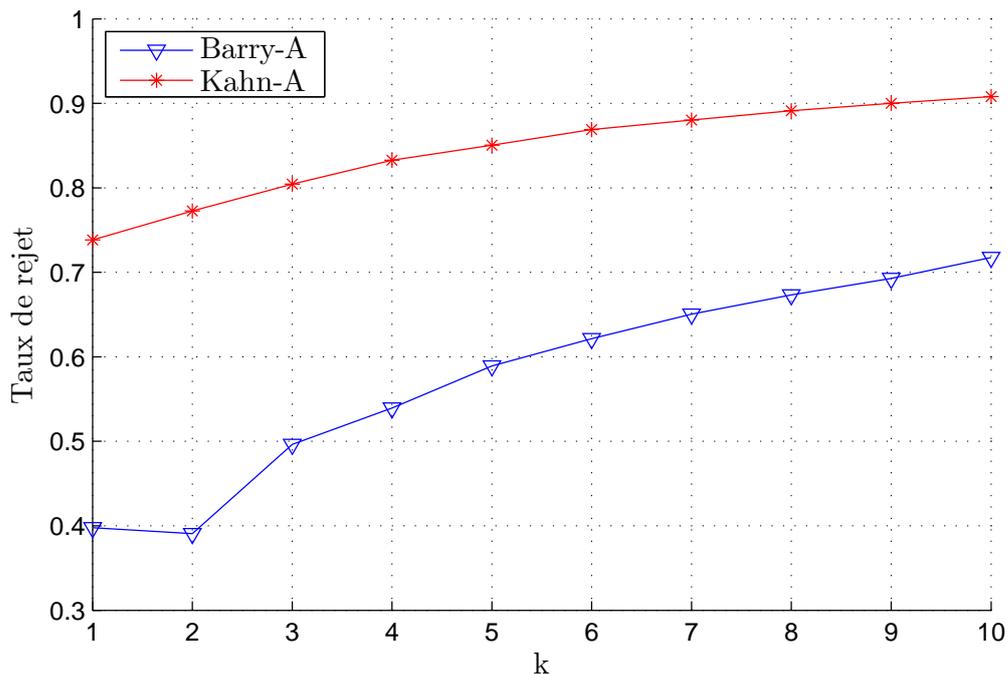


FIGURE 3.6 – Taux de rejet pour les scènes Barry-A et Kahn-A avec  $1 \leq k \leq 10$ .

Pour tirer profit des contributions rejetées, nous utilisons une technique de réduction de variance connue sous l'appellation EV « Expected Value ». Cette technique consiste à enregistrer la contribution de l'échantillon proposé  $\bar{x}_i$  avec sa probabilité d'acceptation  $a_i$ , et l'ancien échantillon  $\bar{x}_{i-1}$  avec une probabilité  $(1 - a_i)$ . Le fonctionnement de MCMCS avec EV est détaillé dans l'algorithme 4, sachant que ce même principe est appliqué à l'algorithme MCMCG.

**Algorithme 4 : MCMCS avec EV**


---

```

pour  $k := 1$  à  $l$  faire
     $\hat{E}_k \leftarrow \{0, \dots, 0\}$  /* initialiser le tableau de resultats */
     $\bar{x}_0 \leftarrow \text{seed}()$  /* initialier le premier échantillon (trajet) */
    pour  $i := 1$  à  $N$  faire
         $\bar{x}_i \leftarrow \mathbb{M}(\bar{x}_{i-1})$ 
         $a_i \leftarrow a(\bar{x}_{i-1} \rightarrow \bar{x}_i)$  /* calculer l'acceptation  $a_i$  */
         $t_{i-1} \leftarrow \text{length}(\bar{x}_{i-1})/c$ 
        /* enregistrer l'échantillon  $\bar{x}_{i-1}$  avec une probabilité  $(1 - a_i)$  */
         $\hat{E}_k(\Delta t_{i-1}) \leftarrow \hat{E}_k(\Delta t_{i-1}) + (1 - a_i) \times f_k(\bar{x}_{i-1}, t)/f_k^*(\bar{x}_{i-1}, t)$ 
         $t_i \leftarrow \text{length}(\bar{x}_i)/c$ 
        /* enregistrer l'échantillon  $\bar{x}_i$  avec une probabilité  $a_i$  */
         $\hat{E}_k(\Delta t_i) \leftarrow \hat{E}_k(\Delta t_i) + a_i \times f_k(\bar{x}_i, t)/f_k^*(\bar{x}_i, t)$ 
     $b \leftarrow \int \int f_k^*(\bar{x}, t) d\mu(\bar{x}) dt$  /* calculer le facteur de normalisation */
    /* calculer l'estimation MCMC */
     $\hat{E}_k \leftarrow \frac{b}{N} \hat{E}_k$ 
    
```

---

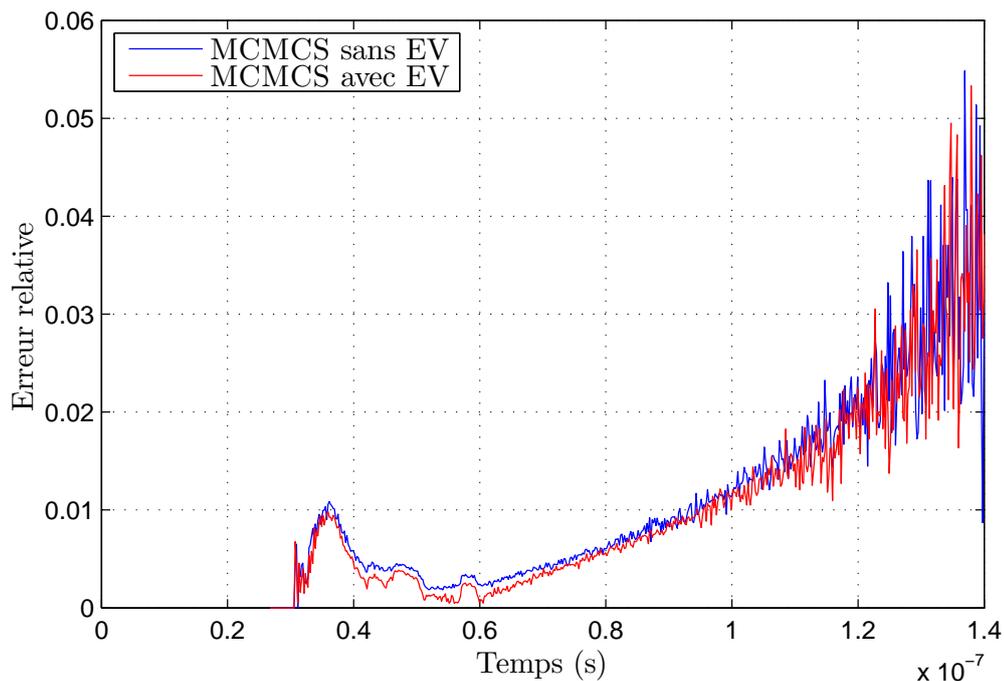


FIGURE 3.7 – Illustration de l’impact de la méthode EV sur le résultat de l’algorithme MCMCS pour la scène Kahn-A avec  $k \leq 10$  et  $N = 5 \times 10^5$ .

La figure 3.7 et la table 3.1 présentent une comparaison de l’erreur relative de l’estimation sur les scènes Barry-A et Kahn-A en utilisant l’algorithme MCMCS avec et sans EV. Pour que le calcul de l’erreur relative et de l’erreur relative moyenne soit cohérent et applicable aux algorithmes MCMC, il faut que l’estimation ait atteint une certaine convergence. Cette condition est imposée par le fait que les algorithmes MCMC sont caractérisés par deux niveaux de convergence : la forme globale de la

courbe estimée qui peut être biaisée avant la convergence par un sur-échantillonnage des zones de fortes puissances, au détriment des zones de faible puissance, plus difficiles à atteindre (faible probabilité d'acceptation). Nous avons vérifié qu'avec  $5 \times 10^5$  une convergence suffisante est atteinte.

Comme on peut le constater sur la figure 3.7, la technique EV améliore les performances de l'algorithme MCMCS en réduisant l'erreur relative notamment sur la partie  $t \leq 0.8 \times 10^{-7}(s)$  qui correspond à  $k \leq 7$ . Au delà ( $8 \leq k \leq 10$ ) l'impact de la technique EV est peu perceptible, ce qui s'explique par le niveau de variance élevé dans cette partie de la réponse impulsionnelle estimée.

	MCMCS sans EV	MCMCS avec EV	Gain
Barry-A	0.003579	0.003223	+11.05%
Kahn-A	0.004675	0.003740	+25.00%

TABLE 3.1 – Erreur relative de l'estimation sur les scènes Barry-A et Kahn-A en utilisant MCMCS avec et sans EV, avec  $r = 10$  et  $N = 5 \times 10^5$ .

Cette amélioration est quantifiée par le calcul de l'erreur relative moyenne rapportée dans le tableau 3.1. Elle passe de +11% pour la scène Barry-A à +25% pour la scène Kahn-A en raison des différences des niveaux de complexité et du taux de rejet des deux environnements.

### 3.4 Effet adaptatif des algorithmes MCMC

Dans cette section nous discutons de l'auto-adaptation de nos algorithmes MCMC, que n'ont pas les algorithmes MC classiques. Nous proposons un exemple simple d'une réflexion sur une surface carrée diffuse. L'émetteur et le récepteur sont respectivement placés en bas et en haut de la surface, et orientés horizontalement vers elle (*cf.* Figure 3.8(a)). La distribution des puissances du rayonnement réfléchi est centrée sur la surface (*cf.* Figure 3.8(b)). En effet, le rayonnement réfléchi dépend de nombreux paramètres : angles d'incidence, de réflexion et de réception ; le carré de la distance entre le point de réflexion et le récepteur pour les algorithmes Shooting ou de l'émetteur pour les algorithmes Gathering (équations (2.52) et (2.76)). L'idée derrière les algorithmes MCMC est de prendre en compte tous ces facteurs dans une distribution unique, et ainsi de focaliser le point de réflexion (sur cet exemple simple) au centre de la surface, ce qui maximise l'information reçue, et donc réduit la variance de l'estimation de MC.

La figure 3.9 montre la distribution des points de réflexion sur la surface réfléchissante. D'un côté, les deux algorithmes MC fournissent des distributions qui ne collent pas à la distribution des puissances : MCS (*cf.* Figure 3.9(a)) et MCG (*cf.* Figure 3.9(b)). L'échantillonnage uniforme sur l'hémisphère de chacun des deux algorithmes génère des distributions circulaires en bas et en haut de la surface.

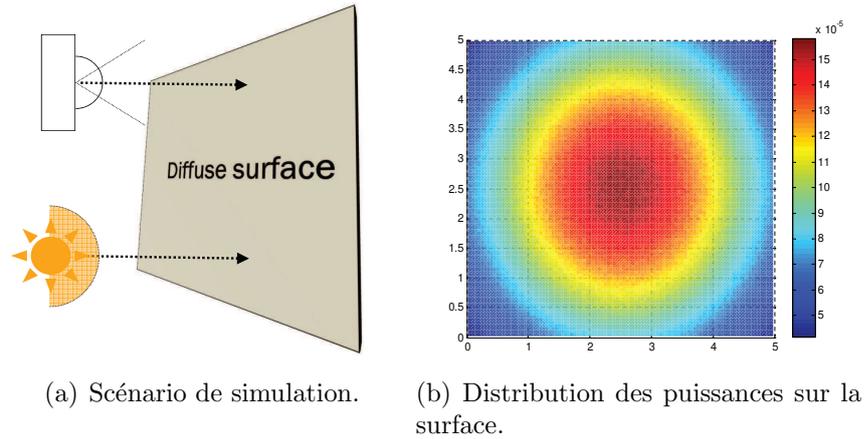


FIGURE 3.8 – Cas d'étude MC *vs.* MCMC.

De l'autre coté, les deux algorithmes MCMC offrent une distribution des points de réflexion qui colle parfaitement à la distribution des puissances (*cf.* Figure 3.9(c) et 3.9(d)). Ceci est l'effet MCMC. Clairement, ces algorithmes permettent d'optimiser l'exploration d'un environnement de simulation, en fonction de l'information reçue, *i.e.* de privilégier les trajets transportant le plus de puissance.

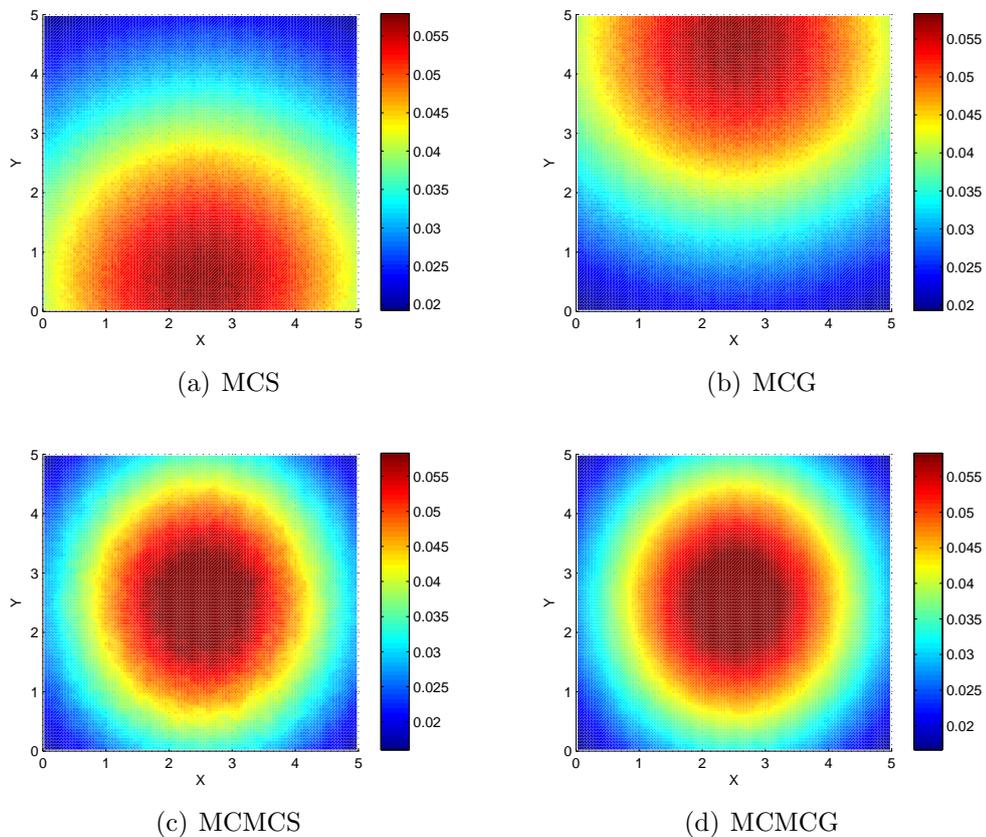


FIGURE 3.9 – Distributions des points de réflexion.

Notons que cette observation n'est pas liée à la simplicité de notre environnement de test. La figure 3.10 montre la distribution des points de réflexion sur les murs, le plafond et le sol, en utilisant MCMCS sur la scène Barry-A avec une seule réflexion pour ne pas obscurcir l'analyse. Il est remarquable que toutes les zones d'ombre depuis le récepteur sont simplement ignorées par l'algorithme MCMC ; cela inclue le sol (*cf.* Figure 3.10(e)) et les parties inférieures des murs, en tenant compte de l'orientation du récepteur et de son FOV. À l'opposé de cela, MCMC concentre les trajets dans le coin le plus proche du récepteur (*cf.* Figure 3.10(a) et 3.10(b)), où la distance entre les points de réflexion et le récepteur est faible. Finalement, notons que l'absence de points de réflexion sur le plafond (*cf.* Figure 3.10(f)) est due à l'orientation de l'émetteur vers le sol.

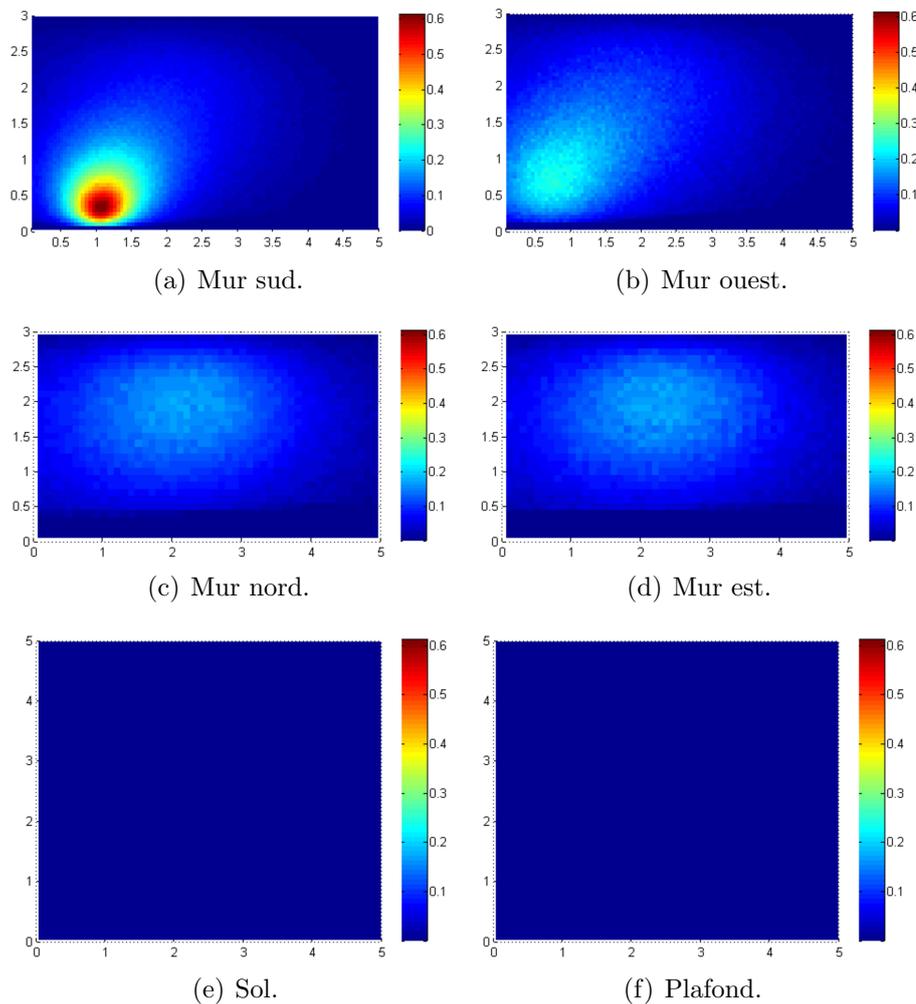


FIGURE 3.10 – Distributions des points de réflexion sur la scène Barry-A, en utilisant MCMCS.

Ces expériences simples illustrent que nos algorithmes MCMC adaptent systématiquement leurs distributions de trajets à l'environnement de simulation. Sans connaissance à priori de la complexité de l'environnement de simulation, y compris de la géométrie ou des modèles de réflecteurs, les algorithmes MCMC s'adaptent

pour fournir une répartition optimisée des trajets. Cette auto-adaptation est leur principal avantage.

## 3.5 Validation et discussion

Avant de présenter une quelconque comparaison de performance des algorithmes MCMC, nous commençons par la validation de leurs résultats sur nos quatre scènes de test (Barry-A, Kahn-A, Kahn-B et Kahn-C). Étant donné que les algorithmes MC ont déjà été validés dans les parties 2.3.2.6 et 2.3.3.3, nous les utilisons comme référence à la fois pour la validation et la comparaison de nos nouveaux algorithmes MCMC.

Tout d'abord, nous devons fixer deux paramètres de simulation, à savoir  $p_L$  la probabilité de choisir une grande mutation et  $\Theta$  le demi-angle de l'angle solide  $S$  des petites mutations.

Nous fixons le premier paramètre  $p_L$  empiriquement à 0.1 (10% de grande mutations et 90% de petites mutations), afin de promouvoir l'utilisation des petites mutations sans trop négliger les grandes.

Pour l'angle solide  $S$ , nous avons réalisé une étude paramétrique sur la valeur de  $\Theta$  selon un critère d'erreur moyenne par rapport à un résultat de référence  $h_{ref}(M_{tx}, M_{rx}, t)$ . Ce résultat de référence correspond à la réponse impulsionnelle obtenue en utilisant l'algorithme MCG avec  $10^{11}$  échantillons pour en assurer la convergence. Donc, le critère considéré est l'erreur moyenne entre  $h_{ref}(M_{tx}, M_{rx}, t)$  et  $\hat{h}_\Theta(M_{tx}, M_{rx}, t)$  obtenu avec MCMCS en considérant  $5 \times 10^5$  échantillons. Cette étude est réalisée sur la scène Barry-A.

La figure 3.11 montre qu'à partir d'une certaine valeur de  $\Theta$ , l'erreur commence à converger vers un minimum. Nous approximons cette valeur à 10 degrés sans aller plus loin afin d'éviter de sur-échantillonner l'angle solide, qui est déjà relativement faible, tout en continuant à explorer son voisinage. Nous utilisons cette valeur pour le reste de nos simulations.

Pour la validation des algorithmes MCMC nous commençons par la scène Barry-A. Nous calculons les contributions de la réponse impulsionnelle d'ordre  $k$ , avec  $k = 1, 2, 3, 4, 5$ . La figure 3.12 montre que les résultats des deux algorithmes MCMCS et MCMCG collent parfaitement aux résultats des algorithmes MC.

Pour pouvoir affirmer que l'estimation de la réponse impulsionnelle fournie par les algorithmes MCMC converge vers le bon résultat, nous comparons également les résultats de simulation sur les trois autres scènes de test (*cf.* Figure 3.14). Les résultats de comparaison associés à ces trois scènes confirment bien les résultats obtenus sur la scène Barry-A (*cf.* Figure 3.13), et valident le fonctionnement des algorithmes MCMC.

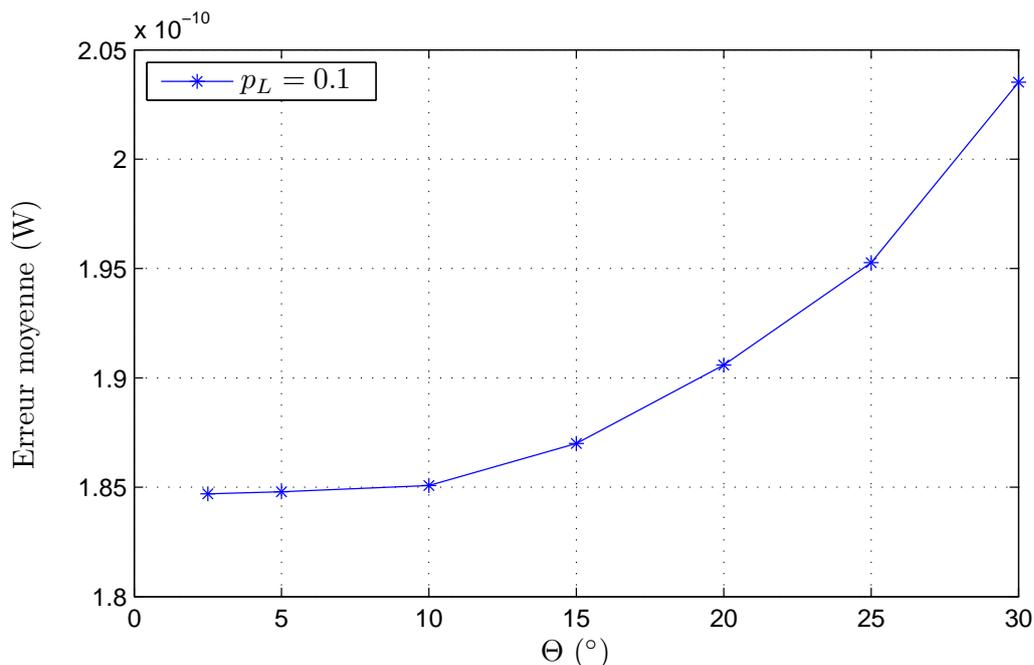


FIGURE 3.11 – Étude paramétrique selon  $\Theta$ , sur la scène Barry-A en utilisant MCMCS avec  $r = 8$ ,  $p_L = 0.1$  et  $N = 5 \times 10^5$ .

Après validation des algorithmes MCMC, nous proposons de comparer leurs performances en termes d'erreur relative et d'erreur relative moyenne sur les quatre scènes de test, avec toujours  $r = 10$  et  $N = 5 \times 10^5$ , en vérifiant que dans ce cas, l'étude de l'erreur relative et sa moyenne est applicable, *i.e.* la forme globale de la courbe a convergé. Pour les algorithmes MCMC, nous maintenons les deux paramètres  $\Theta = 10$  degrés et  $p_L = 0.1$ . Les résultats de l'erreur relative et de l'erreur relative moyenne sont présentés respectivement par les figures 3.15 et 3.16, et la table 3.2.

À partir des résultats présentés par les figures 3.15 et 3.16, on peut observer que les performances des deux algorithmes MCMC sont proches pour les quatre scènes avec un léger avantage pour MCMCG (un écart de +7.45% en moyenne sur l'erreur relative moyenne (*cf.* Table 3.2)).

Par rapport aux algorithmes MC, on peut constater sur ces mêmes figures que les algorithmes MCMC présentent un écart très important en terme d'erreur relative. Cet écart se traduit par une réduction de l'erreur relative moyenne, notamment entre les deux algorithmes MCS et MCMCG, qui atteint +778%, +3439%, +7605% et +3849% respectivement pour les quatre scènes de simulation.

Une seconde constatation que nous pouvons tirer de ces résultats, par rapport aux niveaux de complexité des scènes de simulation, est que plus l'environnement de simulation est complexe et plus la différence de performances des algorithmes

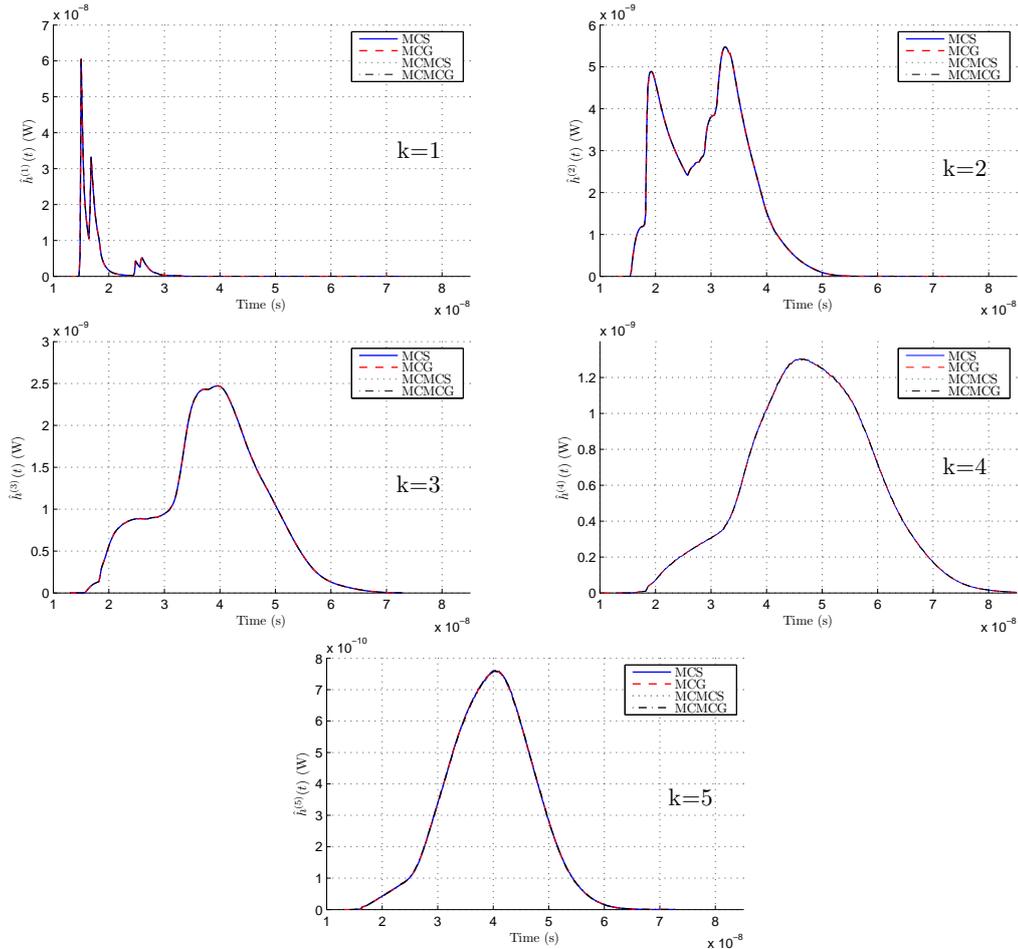


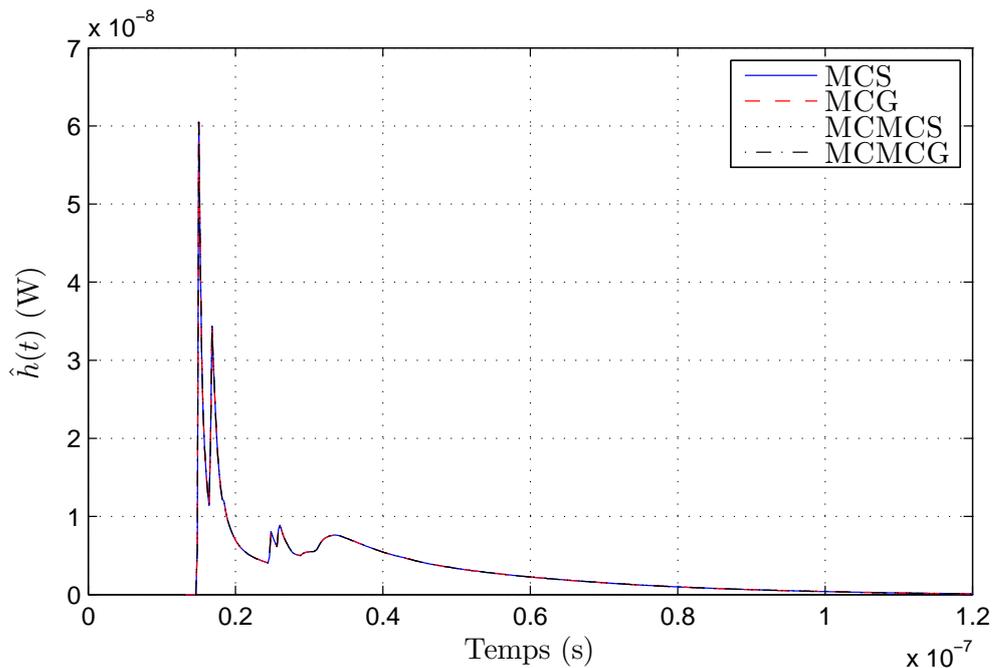
FIGURE 3.12 – Contributions  $\hat{h}^{(k)}$  de la réponse impulsionnelle, obtenu sur la scène Barry-A, avec  $k$  variant de 1 à 5 réflexions (de haut en bas).

MCMC par rapport à celles des méthodes MC est significative (*cf.* Figure 3.16 et Table 3.2). En effet, ces derniers trouvent plus de difficulté à converger (Scène de Barry *vs.* scènes de Kahn).

Finalement, il faut noter qu'en raison de la dépendance de la fonction de transition des trajets à la profondeur de réflexion (*cf.* Équations (3.12), (3.13), (3.16) et (3.18)), l'application de la technique d'optimisation NEE sur les algorithmes MCMC est complexe. En d'autres termes, il faut définir une fonction d'acceptation, sous forme d'un mélange de probabilités, combinant toutes les transitions associées aux différentes profondeurs de réflexion. À ce jour, nous n'avons pas pu déterminer une telle fonction, le problème reste donc ouvert.

Ainsi, nous avons opté pour une solution consistant à traiter chaque profondeur de réflexion par un processus MCMC indépendant associé à une fonction de transition/acceptation spécifique à la profondeur de réflexion considérée.

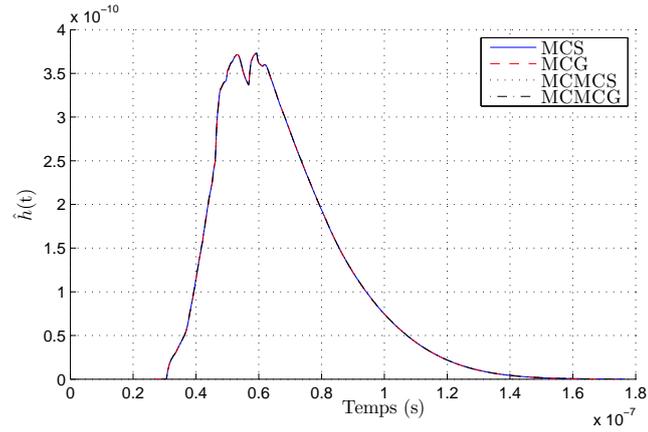
En utilisant ce processus itératif dans le cas des configurations multi-antennes (MISO et SIMO), la composition d'un trajet aléatoire, et donc les fonctions de tran-

FIGURE 3.13 – Réponse impulsionnelle  $\hat{h}(t)$  obtenue avec la scène Barry-A et  $r = 10$ .

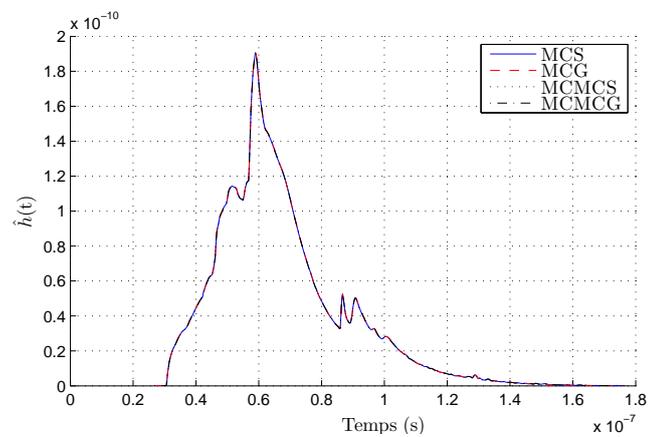
		MCMCS	MCMCG	MCS	MCG
	MRE	0.003223	0.003021	0.026538	0.009092
Barry-A	Méthode vs. MCMCS	-	-6.26%	+723.39%	+182.09%
	Méthode vs. MCMCG	+6.68%	-	+778.45%	+200.95%
	MRE	0.003740	0.003498	0.123810	0.094681
Kahn-A	Méthode vs. MCMCS	-	-6.47%	+3210.42%	+2431.57%
	Méthode vs. MCMCG	+6.91%	-	+3439.45%	+2606.71%
	MRE	0.005184	0.004672	0.360020	0.231734
Kahn-B	Méthode vs. MCMCS	-	-9.87%	+6844.83%	+4370.17%
	Méthode vs. MCMCG	+10.95%	-	+7605.90%	+4860.05%
	MRE	0.002526	0.002399	0.094753	0.069867
Kahn-C	Méthode vs. MCMCS	-	-5.02%	+3651.10%	+2665.91%
	Méthode vs. MCMCG	+5.29%	-	+3849.68%	+2812.33%

TABLE 3.2 – Comparaison des différents algorithmes sur les 4 scènes de test avec  $N = 5 \times 10^5$ .

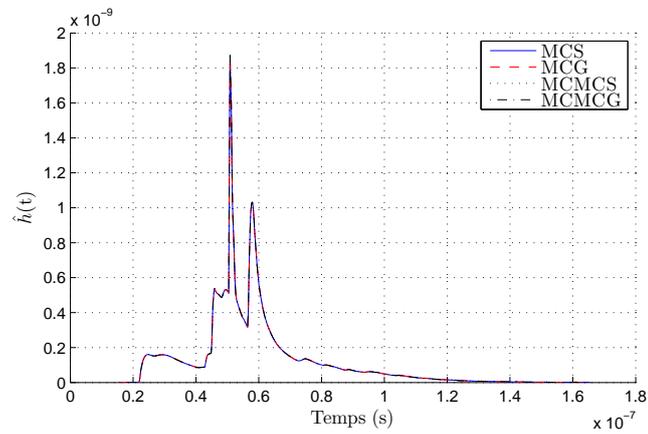
sition/acceptation, restent communes à l'ensemble des couples émetteur-récepteur, jusqu'au dernier point de réflexion. Ce dernier est connecté systématiquement avec une probabilité égale à 1, à tous les émetteurs (cas MISO) ou à tous les récepteurs



(a) Kahn-A



(b) Kahn-B



(c) Kahn-C

FIGURE 3.14 – Réponses impulsionnelles  $\hat{h}(t)$  obtenues avec  $r = 10$  sur les scènes (a) Kahn-A (b) Kahn-B et (c) Kahn-C.

(cas SIMO). En ajoutant cette connexion, la fonction de transition globale reste représentative de l'ensemble des couples émetteur-récepteur. À partir de là, nous pouvons utiliser une fonction d'acceptation unique pour accepter/rejeter, à la fois, toutes les contributions. Cela permet aux algorithmes MCMC de bénéficier des avan-

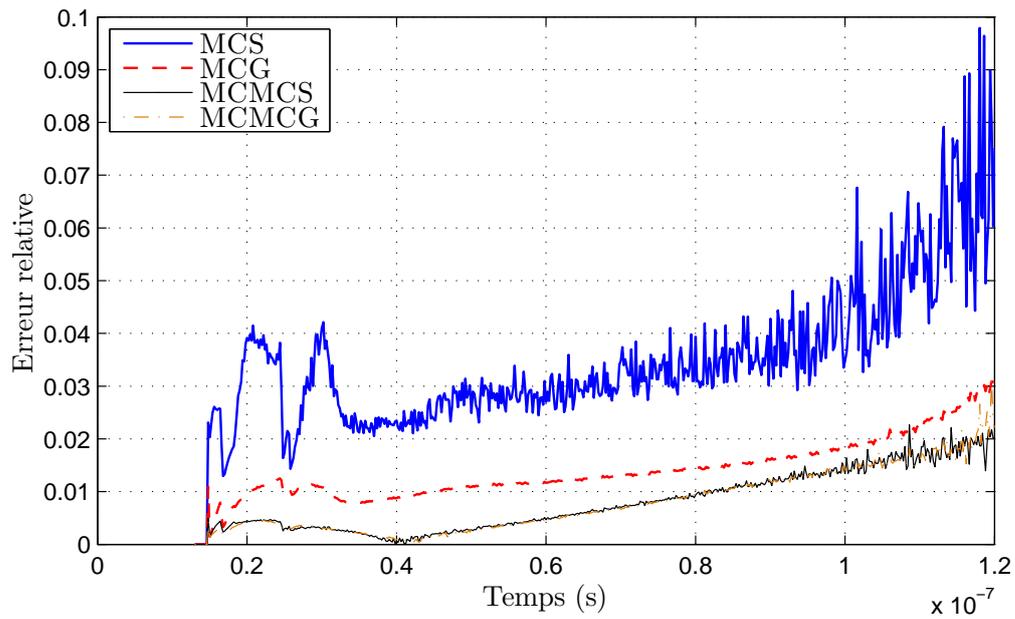
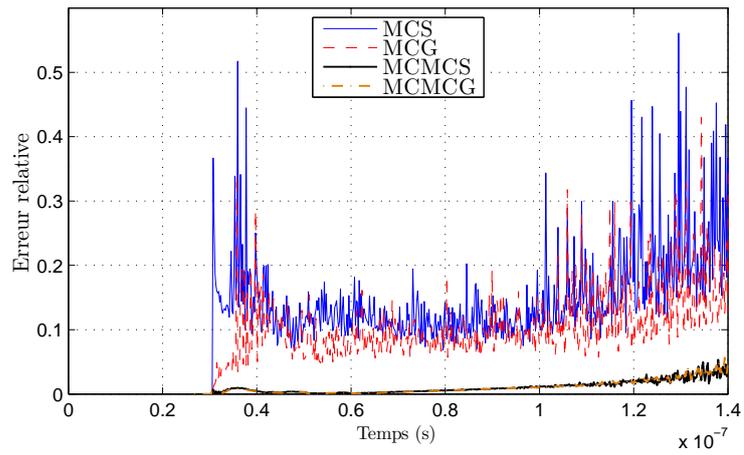
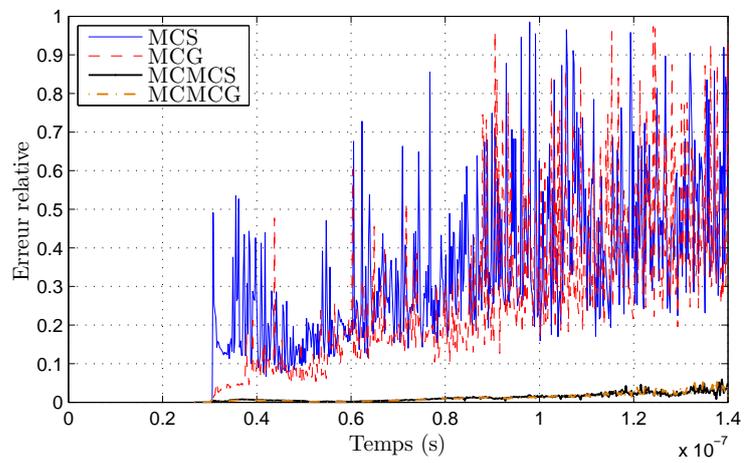


FIGURE 3.15 – Comparaison de l’erreur relative associée aux différents algorithmes avec  $r = 10$  et  $N = 5 \times 10^5$  sur la scène Barry-A.

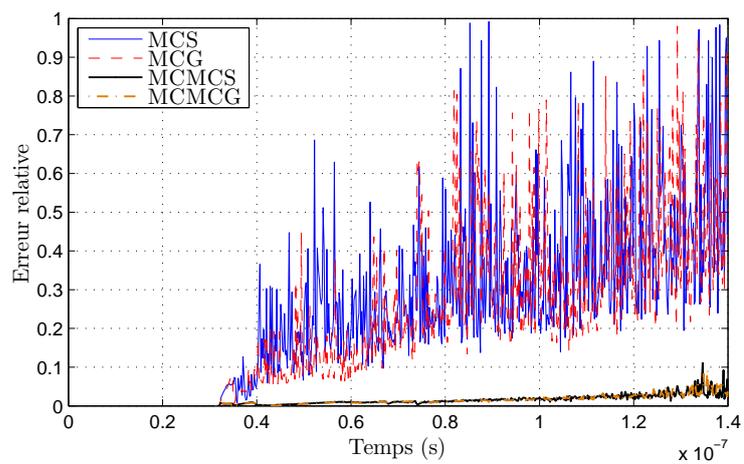
tages de la technique MCP et de traiter efficacement ce type de configuration. Une étude dans ce contexte sera présentée dans le dernier chapitre.



(a) Kahn-A



(b) Kahn-B



(c) Kahn-C

FIGURE 3.16 – Comparaison de l'erreur relative associée aux différents algorithmes avec  $r = 10$  et  $N = 5 \times 10^5$  sur les scènes (a) Kahn-A (b) Kahn-B et (c) Kahn-C.

## 3.6 Conclusion

Dans cette partie nous avons proposé deux nouveaux algorithmes sur la base des méthodes MCMC, permettant de simuler plus efficacement le canal optique sans fil dans des environnements réalistes (complexes).

Dans ce contexte nous avons présenté les différentes étapes de la génération des trajets de propagation aléatoire, et proposé notre stratégie de mutation globale intégrée dans l'algorithme d'échantillonnage de Metropolis-Hastings.

Nous avons validé le fonctionnement de nos algorithmes MCMC en prenant les algorithmes MC classiques déjà validés comme référence.

Finalement, nous avons illustré l'intérêt d'utiliser nos algorithmes MCMC pour estimer la réponse impulsionnelle d'un canal optique sans fil par rapport aux algorithmes MC, en particulier dans des environnements de simulation complexes, en montrant la manière avec laquelle nos algorithmes tiennent compte de la variabilité de ces environnements.





# Chapitre 4

## Bilan de nos simulations

### Sommaire

---

<b>4.1</b>	<b>Introduction</b>	<b>119</b>
<b>4.2</b>	<b>Performances de nos algorithmes</b>	<b>120</b>
4.2.1	Cas SISO : MCMCG	120
4.2.2	Configurations multi-antennes	126
<b>4.3</b>	<b>Impact des paramètres physiques</b>	<b>128</b>
4.3.1	Étude de l'influence du modèle d'émetteur	128
4.3.2	Étude de l'influence des matériaux : BRDF	130
<b>4.4</b>	<b>Impact des paramètres géométriques</b>	<b>132</b>
4.4.1	Étude de l'influence des personnes : effet de masquage	132
4.4.2	Étude de l'influence du mobilier	142
4.4.3	Étude de l'influence du niveau de détails	144
<b>4.5</b>	<b>Conclusion</b>	<b>150</b>

---

### 4.1 Introduction

Dans ce chapitre, nous commençons par présenter une étude comparative sur la vitesse de convergence des différents algorithmes de simulation proposés précédemment, avec un bilan des performances, notamment en terme de temps de calcul. Ensuite, nous proposons une étude caractéristique sur les performances d'une liaison optique sans fil de type VLC. Cette étude prend en compte quatre paramètres environnementaux : deux paramètres physiques, à savoir l'impact du modèle d'émetteur et l'impact de la nature des matériaux utilisés pour la modélisation de l'environnement de simulation; et deux paramètres géométriques, à savoir l'impact de la mobilité des personnes (effet de masquage) et le niveau de description géométrique de l'environnement, *i.e.* le niveau de détail des objets modélisés.

## 4.2 Performances de nos algorithmes

Les résultats présentés dans les paragraphes 2.3.2.6, 2.3.3.3, et 3.5 comparent les différents algorithmes proposés en terme de précision pour un nombre équivalent d'échantillons et les confrontent aux méthodes existantes.

Cette partie traite les performances des algorithmes, *i.e.* de leur vitesse de convergence, et compare le nombre d'échantillons nécessaires à chaque algorithme pour atteindre un niveau de précision équivalent ainsi que le temps de calcul associé à la simulation. En effet, dans le cas d'une campagne de simulation tenant compte d'une grande variété de paramètres, il y a intérêt à utiliser l'algorithme le plus rapide.

Cette étude comparative se décompose en plusieurs parties selon le type de la liaison à simuler (SISO, SIMO ou MISO), où nous proposons dans chaque cas l'algorithme le mieux adapté.

Toutes les simulations sont effectuées avec un ordinateur ayant les caractéristiques suivantes : 12 Go de mémoire physique, un processeur Intel Xeon<sup>®</sup> CPU E5603 4×1.60 GHz et un système d'exploitation Linux 64 bits. Tous nos algorithmes sont implémentés en Java sur la plate-forme RaPSor [129].

### 4.2.1 Cas SISO : MCMCG

Nous reprenons pour cette partie les quatre scènes de test détaillées dans le paragraphe 1.3. Notez que le nombre maximal de réflexions dans une simulation est généralement limité, considérant que les contributions avec des profondeurs de réflexion élevées sont relativement faibles et donc négligeables.

Dans cette partie, nous fixons le nombre de réflexions avec la méthode suivante : nous considérons que le nombre de réflexions optimal est celui à partir duquel les contributions n'apportent plus une puissance significative à la réponse impulsionnelle.

Pour calculer cette profondeur de réflexion optimale, nous avons réalisé des simulations en faisant croître le nombre de réflexions, puis fixé sa valeur en observant la puissance totale reçue. La figure 4.1 montre la puissance reçue cumulative jusqu'à 10 réflexions, pour les quatre scènes de test. Ce résultat nous permet de fixer le nombre maximal de réflexions comme suit :  $k = 6$  pour Barry-A,  $k = 8$  pour Kahn-A,  $k = 7$  pour Kahn-B et  $k = 5$  pour Kahn-C, en supposant que 90% de la puissance cumulée est suffisante pour estimer la réponse impulsionnelle du canal.

Pour réaliser une étude comparative sur la vitesse de convergence des algorithmes, chaque simulation est effectuée sous la forme d'un processus itératif, en ajoutant progressivement et par paquet des échantillons supplémentaires, apportant ainsi davantage de précision à l'estimation, jusqu'à ce qu'elle franchisse le seuil du critère de convergence fixé au départ. Le nombre d'échantillons par paquet est fixé à  $10^4$ .

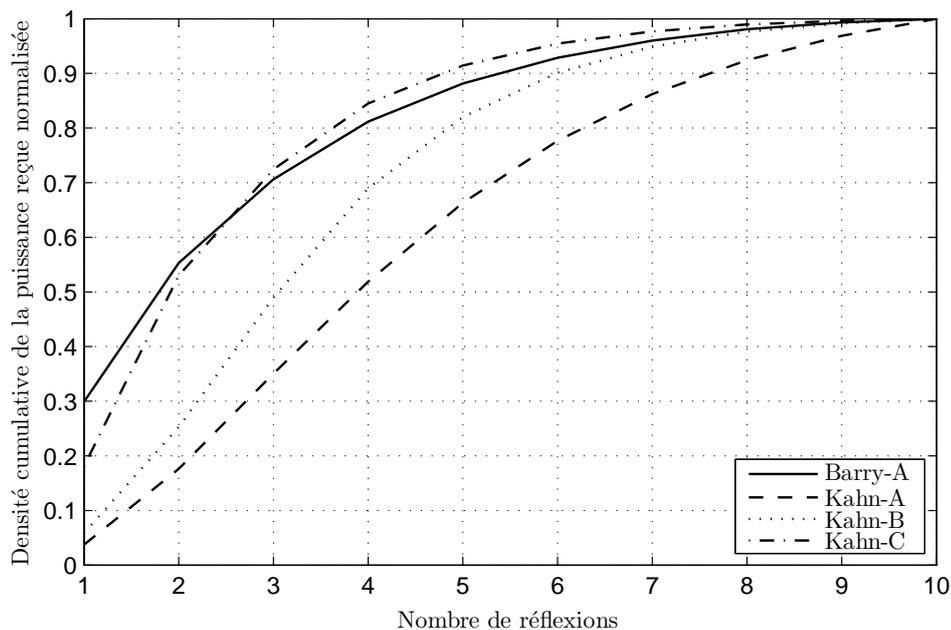


FIGURE 4.1 – Densité cumulative de la puissance reçue normalisée, en fonction du nombre de réflexions, pour les 4 scènes de test.

Comme indiqué dans le paragraphe 3.3, les critères de convergence en termes d’erreur relative et d’erreur relative moyenne sont applicables sur les algorithmes MCMC sous réserve que la forme globale de la courbe de l’estimation ait atteint un certain niveau de convergence. En raison du faible nombre d’échantillons considéré dans les premières itérations du processus de simulation que nous utilisons, cette condition n’est pas vérifiée. Par conséquent, ces critères de comparaison ne conviennent pas pour cette étude.

C’est pourquoi nous proposons une autre méthode pour comparer la convergence de nos algorithmes. Notre critère de convergence dépend de deux paramètres : la courbe de référence notée  $\hat{h}_r(t)$ , et un pourcentage de confiance donné  $c$ . Le premier paramètre est initialement calculé pour chacune de nos quatre scènes en utilisant MCG avec un grand nombre d’échantillons ( $10^{11}$ ), pour assurer la convergence. Le second est un paramètre variable. Ainsi, nous définissons notre intervalle de confiance par l’intervalle entre les deux courbes obtenues en décalant la référence  $\hat{h}_r(t)$  avec un offset positif ou négatif, tel que :  $[\hat{h}_r(t) - cM, \hat{h}_r(t) + cM]$ . Cet offset est calculé comme étant le pourcentage de confiance  $c$  multiplié par la valeur maximale  $M$  de la courbe de référence (*cf.* Figure 4.2).

Ce critère de convergence est à la fois simple et efficace. Pour chaque instant  $t$  de l’intervalle temporel considéré, on vérifie que l’estimation  $\hat{h}(t)$  est dans l’intervalle de confiance. Lorsque cela est vrai pour tout instant  $t$ , l’algorithme de simulation a convergé et il peut donc être arrêté. Nous enregistrons ensuite le résultat de l’estimation et le temps de calcul associés à la simulation.

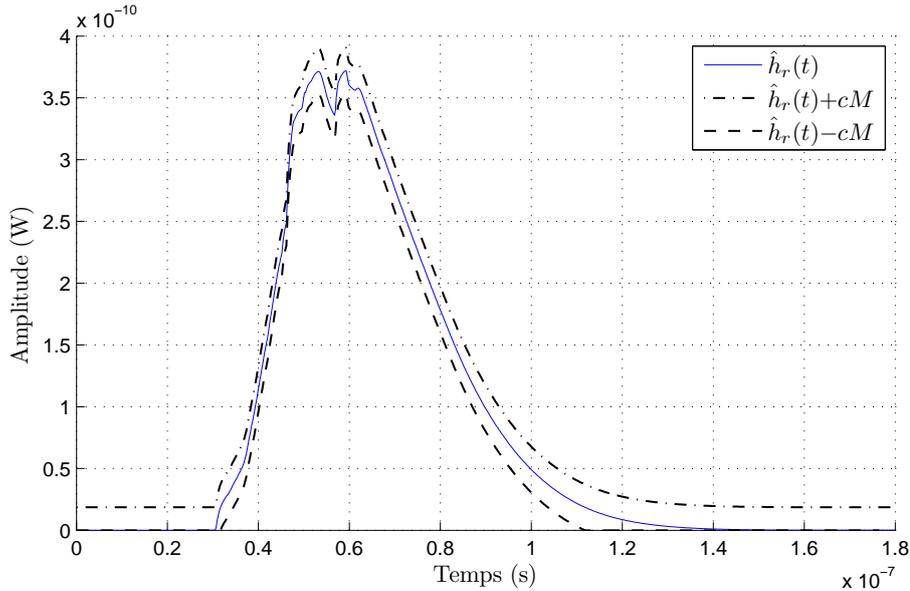


FIGURE 4.2 – Illustration de l'intervalle de confiance pour la scène Kahn-A avec  $c = 5\%$

Notez que les résultats d'un processus de Monte Carlo peuvent varier entre deux mesures d'une même simulation. Pour amortir cet effet aléatoire, nous effectuons 10 mesures indépendantes pour la même simulation, et prenons leur moyenne comme résultat final.

Commençons par la scène Barry-A. Les figures 4.3(a) et 4.3(b) représentent respectivement le nombre d'échantillons nécessaires pour un intervalle de confiance cible, et le gain réalisé par MCMCG par rapport aux autres algorithmes de simulation. Elles montrent clairement que l'algorithme MCMCG nécessite moins d'échantillons pour atteindre une précision similaire aux trois autres algorithmes.

Cependant, en raison de sa complexité de calcul, il passe au dessus des algorithmes MC pour  $c \geq 5\%$  en terme de temps de calcul (*cf.* Figure 4.3(c) et 4.3(d)). Cela est aussi dû à l'extrême simplicité de la scène de Barry-A (pièce rectangulaire vide) dans laquelle les algorithmes MC classiques arrivent à fournir un résultat correct avec 1 à 5 fois plus d'échantillons par rapport aux algorithmes MCMC pour une précision moindre.

Pour  $c \leq 4\%$  l'algorithme MCMCG réduit le nombre d'échantillons nécessaires pour atteindre ce niveau de précision d'un facteur allant jusqu'à 16 par rapport à MCS, en étant 2.7 fois plus rapide.

Pour la scène Kahn-A qui est relativement plus complexe que la scène Barry-A, les figures 4.4(a) et 4.4(b) montrent que les algorithmes MCMC convergent plus rapidement par rapport aux solutions MC, et cela indépendamment du niveau de précision considéré, en réduisant considérablement le nombre d'échantillons nécessaires, avec un gain maximum de 74 entre MCS et MCMCG pour  $c = 1\%$ .

## 4.2. PERFORMANCES DE NOS ALGORITHMES

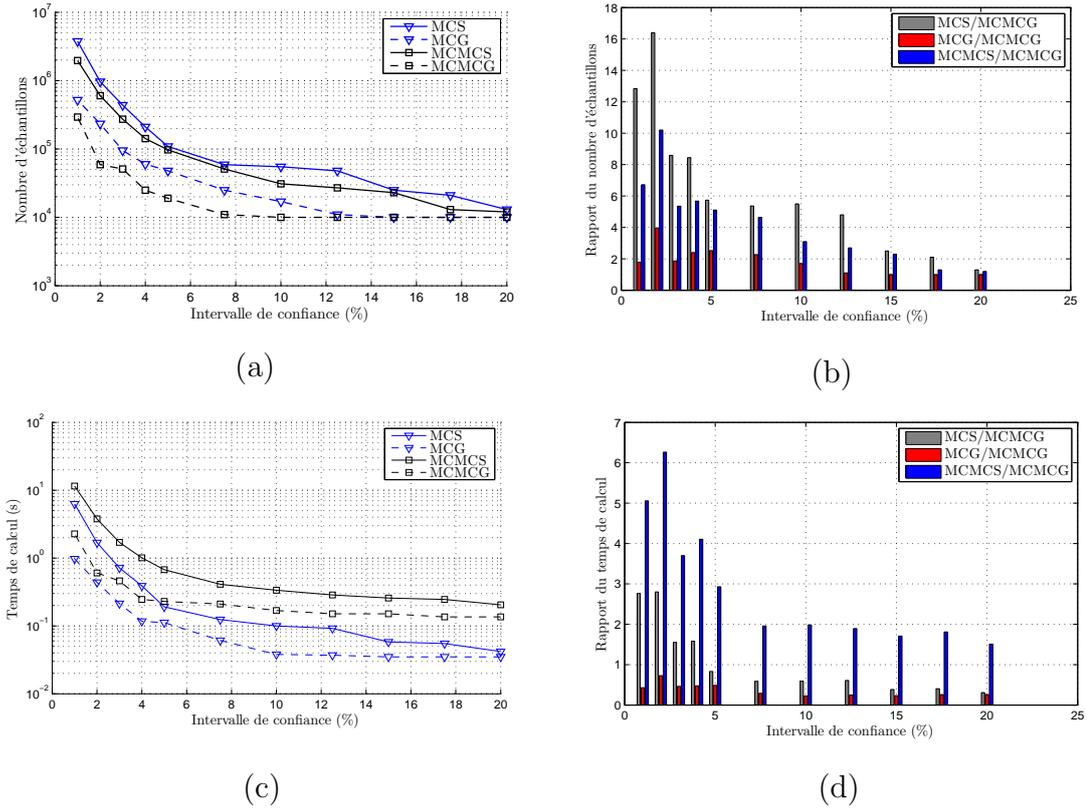


FIGURE 4.3 – Performances des algorithmes sur la scène Barry-A

Ce gain sur le nombre d'échantillons permet donc à l'algorithme MCMCG de réduire les temps de calcul requis pour un niveau de précision donné (*cf.* Figure 4.4(c) et 4.4(d)), jusqu'à des facteurs 7 et 13 respectivement par rapport à MCG et MCS.

Ces résultats révèlent aussi un comportement déjà observé dans la confrontation des deux algorithmes MCS et MCG : la méthode « Gathering » converge généralement plus rapidement que la méthode « Shooting » pour une configuration SISO grâce à l'échantillonnage par rejet sur le FOV du récepteur et à la nature de l'environnement de simulation souvent favorable à l'algorithme MCG par rapport à MCS. Cette observation reste vraie avec nos algorithmes MCMC. Ainsi, on note un gain maximum de 6 autant sur le nombre d'échantillons que sur le temps de calcul, pour  $c = 1\%$ .

Concernant les gains en nombre d'échantillons et en temps de calcul de l'algorithme MCMCG par rapport aux algorithmes MCS, MCG et MCMCS, nous constatons une évolution similaire à celle observée dans la scène Barry-A, en fonction du niveau de précision cible. En d'autres termes, plus ce niveau de précision augmente et plus l'écart de performance s'élargit en faveur de l'algorithme MCMCG.

Comme indiqué dans la partie 1.3, la scène Kahn-B utilise des matériaux plus réalistes (bois verni, mur peint, tuile, tapis sombre, etc.). Pour cette configuration,

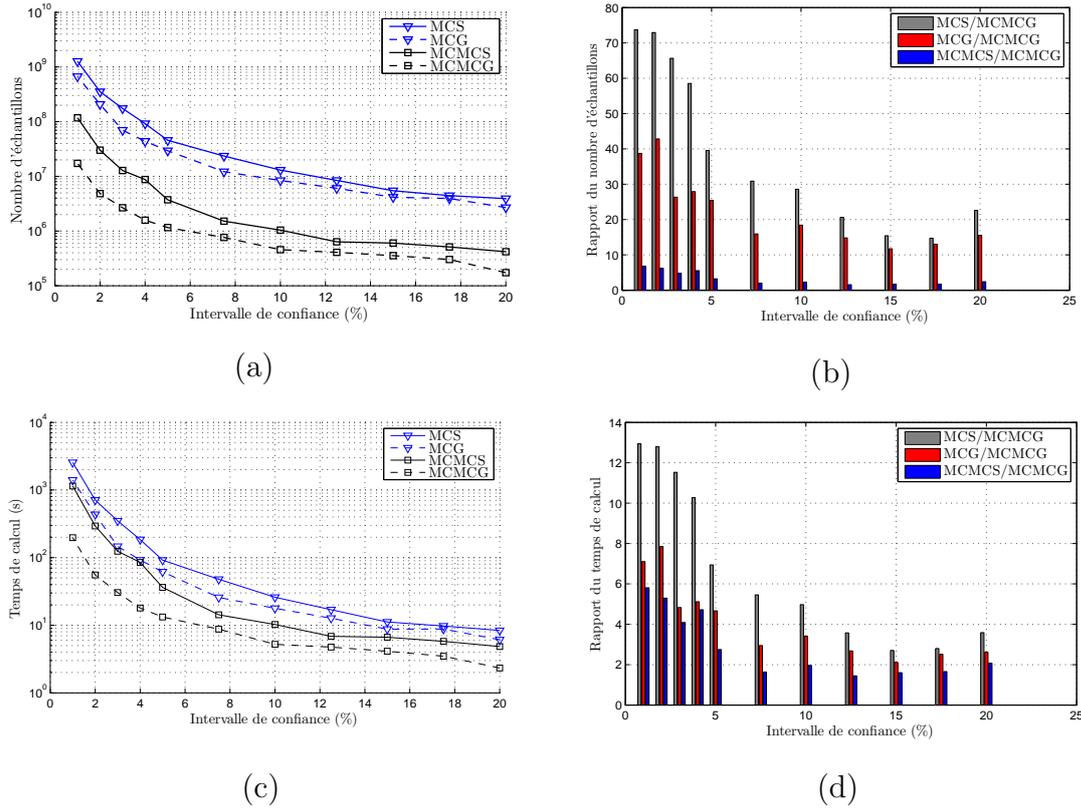


FIGURE 4.4 – Performances des algorithmes sur la scène Kahn-A

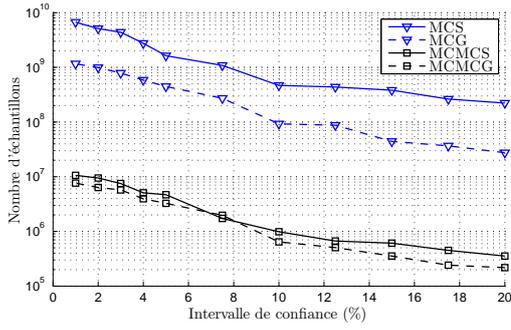
les résultats présentés sur la figure 4.5 montre distinctement que nos algorithmes MCMC convergent beaucoup plus rapidement que les deux algorithmes MC. L'accélération maximale est obtenue par rapport à MCS pour  $c = 15\%$ , où il est 225 fois plus lent (nécessite 1078 fois plus d'échantillons) que MCMCG. Par rapport à l'algorithme MCG l'accélération atteint une valeur de 33 en faveur des algorithmes MCMC.

Cet écart important s'explique par la complexité relative de la scène Kahn-B. Les algorithmes MCMC s'auto-adaptent à la configuration, contrairement aux algorithmes MC qui éprouvent des difficultés à converger même pour des faibles niveaux de précision.

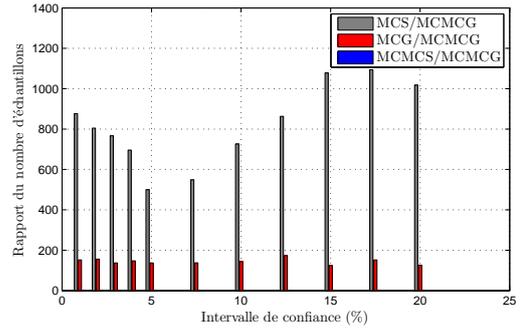
Pour la scène Kahn-C, la figure 4.6 montre également que les deux algorithmes MCMC restent plus efficaces en terme de nombre d'échantillons requis pour atteindre chacun des niveaux de précision fixés. Le gain maximum en temps de calcul réalisé dans cette configuration est obtenu avec l'algorithme MCMCG par rapport à MCS ; il est approximativement égal à 24 pour  $c = 3\%$ .

En conclusion, en configurations SISO étudiées, on observe que le facteur d'accélération des algorithmes MCMC dépend de l'environnement de simulation (géométrie et matériaux). Plus cet environnement est complexe, plus la contribution des algorithmes MCMC est importante en termes de précision, de taux de convergence et

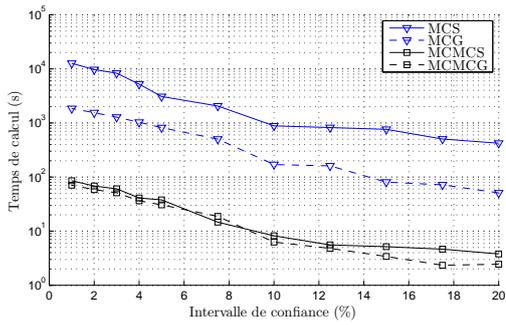
## 4.2. PERFORMANCES DE NOS ALGORITHMES



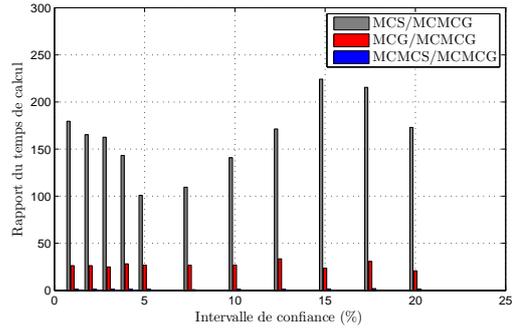
(a)



(b)

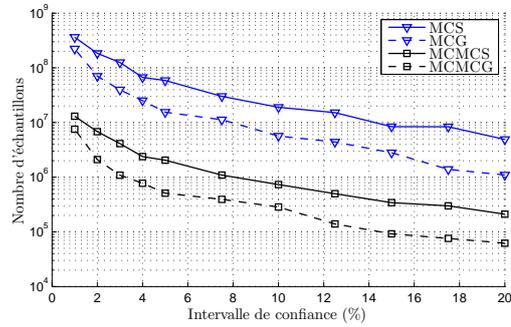


(c)

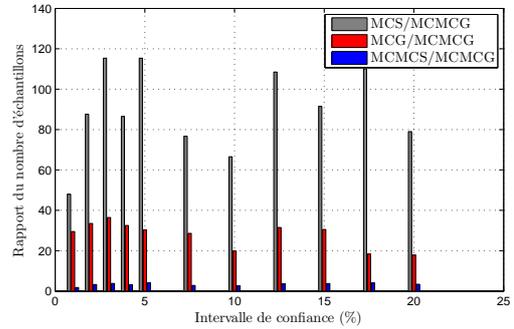


(d)

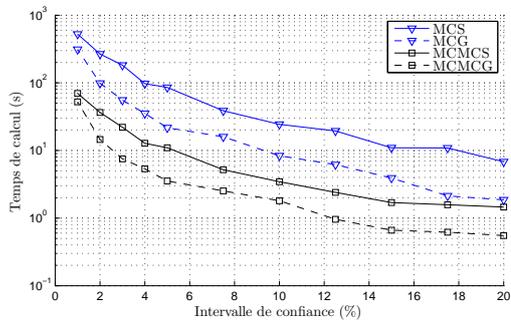
FIGURE 4.5 – Performances des algorithmes sur la scène Kahn-B



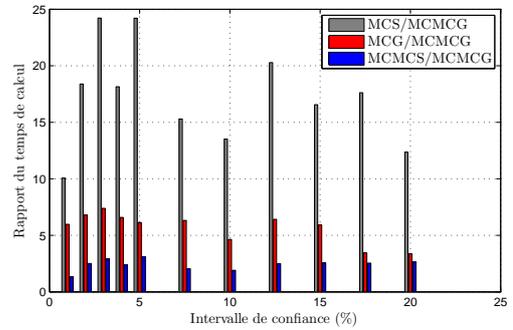
(a)



(b)



(c)



(d)

FIGURE 4.6 – Performances des algorithmes sur la scène Kahn-C.

de temps de calcul. En effet, MCMCS et MCMCG sont des algorithmes adaptatifs : ils utilisent l'importance des valeurs échantillonnées comme une distribution cible, et convergent plus rapidement que les algorithmes MC dans des environnements de simulation complexes. Ainsi, la grande différence de temps de calcul notamment pour la scène Kahn-B est principalement due à un défaut des méthodes MC, qui sont lentes à converger dans ces environnements complexes.

## 4.2.2 Configurations multi-antennes

Lors de l'étude d'un canal de propagation optique sans fil, il est souvent nécessaire de considérer plusieurs configurations d'émetteurs et de récepteurs, en faisant varier leurs positions et orientations, pour caractériser le comportement global du canal (couverture, probabilité de coupure, distribution spatiale de puissance optique, etc.). L'exemple le plus significatif est la simulation du déplacement d'un terminal mobile dans l'environnement de simulation, comme présenté dans la partie 4.3.1. La précision de ce type d'étude est fonction du nombre de configurations pris en considération dans le scénario de simulation, de manière à couvrir au mieux les éventuelles positions et orientations des capteurs.

Le nombre de simulations à réaliser peut très vite augmenter et poser d'importantes contraintes sur le temps de calcul nécessaire. Deux solutions d'optimisation du temps de calcul pour les configurations multi-antennes (technique MCP) ont été apporté avec les algorithmes MCMCS et MCMCG pour les cas SIMO et MISO.

En partant des résultats de la partie 4.2.1, nous prenons l'algorithme le plus performant, à savoir MCMCG (en mode SISO sans MCP), comme algorithme de référence dans cette partie.

### 4.2.2.1 Cas MISO : MCMCG-MCP

Nous commençons avec le cas des configurations MISO, en comparant, en termes du temps de calcul, les deux versions de l'algorithme MCMCG : avec, et sans optimisation par la technique MCP. Rappelons que cette technique permet à l'algorithme MCMCG d'optimiser le calcul des réponses impulsionnelles associées à chacun des émetteurs par rapport à l'unique récepteur.

Reprenons pour cette étude la scène Barry-A avec six réflexions. Pour simuler une liaison MISO nous utilisons un unique récepteur, tout en faisant varier le nombre d'émetteurs de 1 à  $10^4$ . Les deux versions de l'algorithme utilisent un nombre d'échantillons équivalent, à savoir  $10^6$ .

Les résultats de la figure 4.7 montrent que la version avec MCP est jusqu'à  $\approx 6$  fois plus rapide que celle sans MCP, avec un gain moyen de 4.5. Pour des simulations à l'échelle de plusieurs heures voir plusieurs jours, ce qui est souvent le cas dans les campagnes de simulations, cette réduction en temps de calcul est alors très significative.

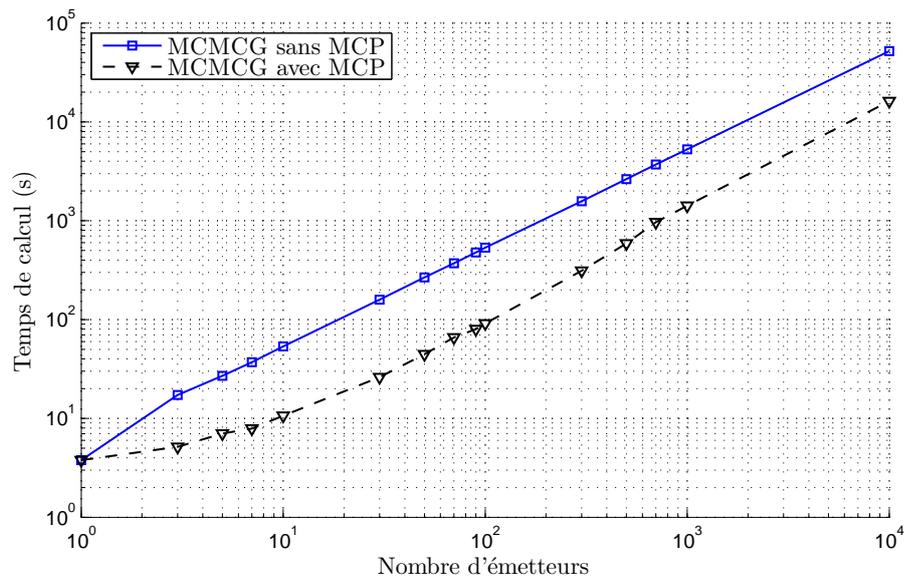


FIGURE 4.7 – Comparaison du temps de calcul entre les deux versions de l’algorithme MCMCG : avec et sans MCP, en fonction du nombre d’émetteurs.

#### 4.2.2.2 Cas SIMO : MCMCS-MCP

Nous comparons à présent les deux algorithmes MCMCS et MCMCG en termes du temps de calcul pour des configurations SIMO. Contrairement à l’étude précédente, c’est l’algorithme MCMCS qui bénéficie ici des avantages de la technique d’optimisation MCP qui consiste à connecter le dernier point de réflexion à tous les récepteurs. Cette technique permet de réduire le coût de calcul des réponses impulsionnelles associées à chacun des récepteurs avec un unique émetteur.

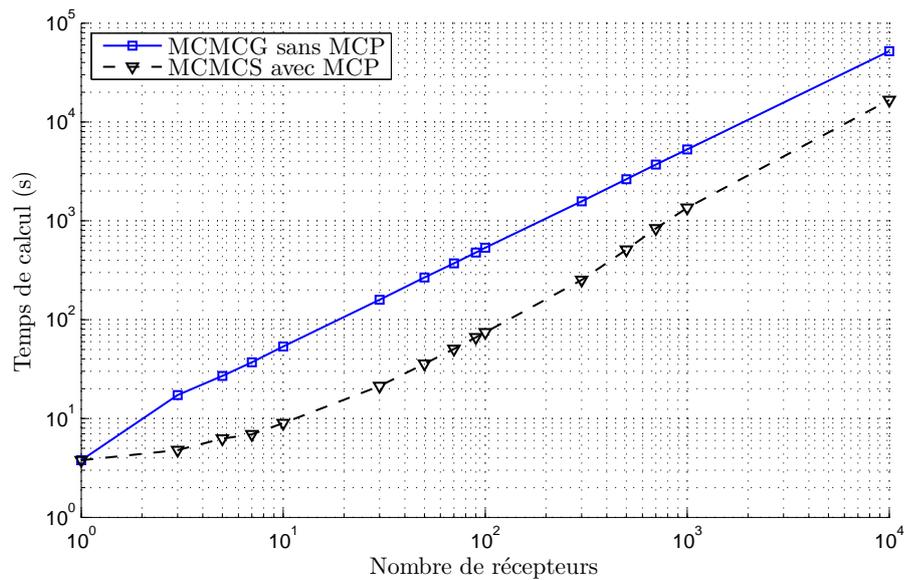


FIGURE 4.8 – Comparaison du temps de calcul entre MCMCS et MCMCG en fonction du nombre de récepteurs.

Nous conservons des paramètres de simulation identiques à ceux de l'étude précédente, en faisant varier cette fois le nombre de récepteurs de la liaison SIMO. Les résultats sont présentés dans la figure 4.8. Ils montrent que l'algorithme MCMCS avec MCP est jusqu'à  $\approx 7.5$  fois plus rapide que l'algorithme MCMCG, avec un gain moyen de 5.3.

## 4.3 Impact des paramètres physiques

Les performances d'une liaison optique sans fil dépendent de plusieurs paramètres, notamment la nature physique de l'environnement de propagation des ondes optiques : modèle de rayonnement de l'émetteur, matériaux de construction (BRDF), etc. Ainsi, l'étude de l'impact de ces paramètres est primordiale dans la caractérisation du comportement du canal de propagation.

Nous présentons dans cette partie deux études respectives : l'influence du modèle d'émetteur et l'influence des matériaux constituant l'environnement de simulation (principalement les murs, le sol et le plafond).

### 4.3.1 Étude de l'influence du modèle d'émetteur

L'émetteur joue un rôle majeur dans la chaîne de transmission optique sans fil. Par conséquent le choix du modèle d'émission peut avoir un impact significatif sur les performances de la liaison. Ainsi, il est important de choisir des modèles d'émissions qui se rapprochent le plus des caractéristiques réelles des dispositifs utilisés. Dans cette partie nous comparons le modèle d'émetteur Lambertien à deux modèles correspondants à deux produits disponibles sur le marché, à savoir le modèle « Luxeon Rebel » de Philips et le modèle « NSPW345CS » de Nichia. Les caractéristiques de ces deux modèles sont détaillées dans la partie 1.2.2.3.

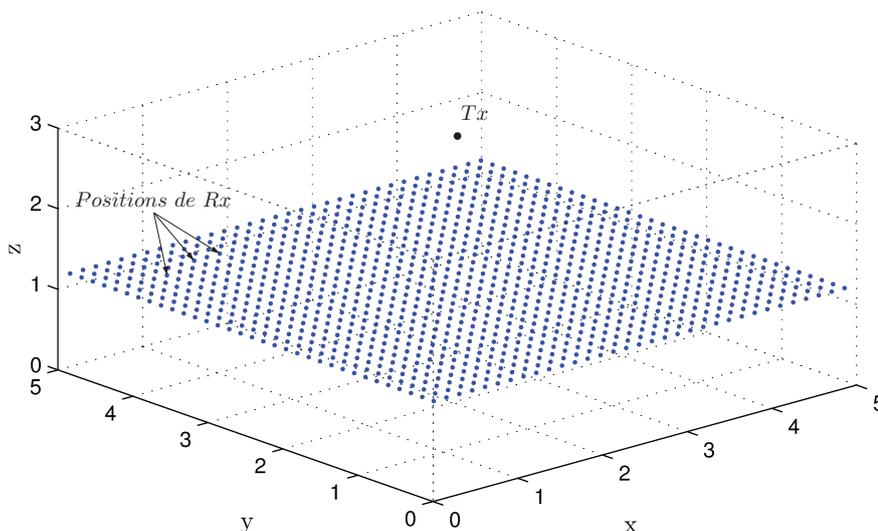
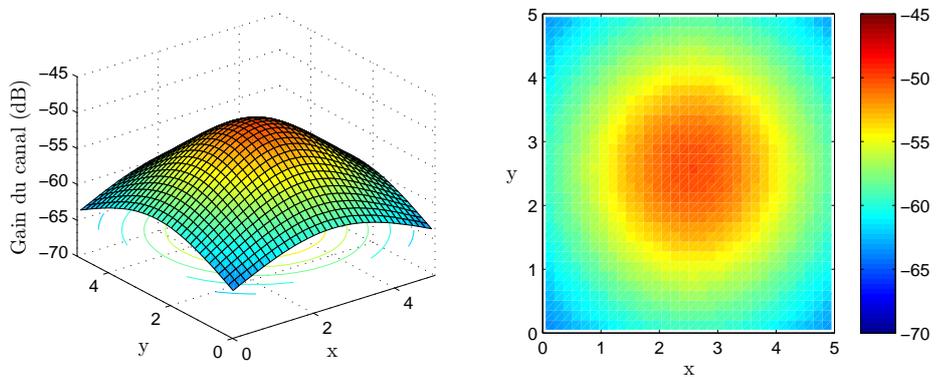


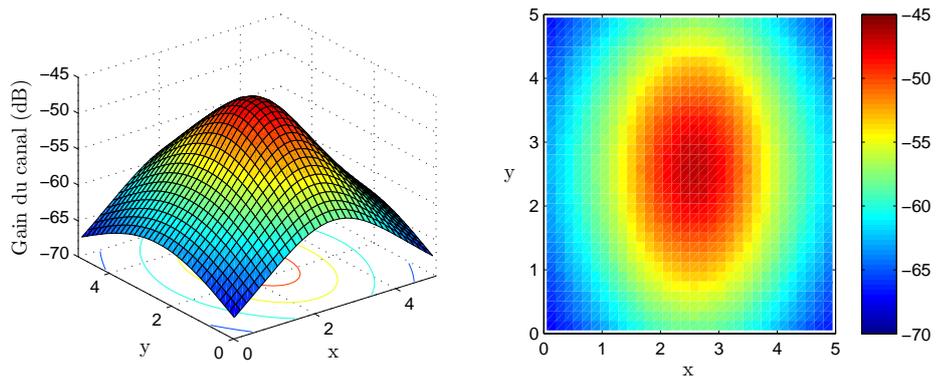
FIGURE 4.9 – Scénario de simulation des modèles d'émetteurs.

### 4.3. IMPACT DES PARAMÈTRES PHYSIQUES

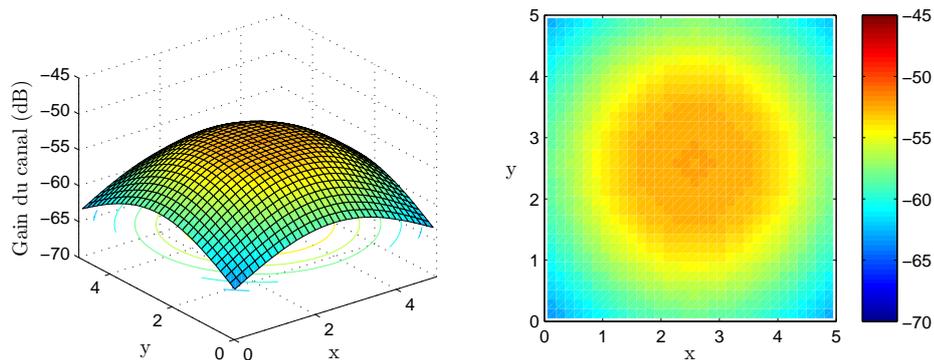
Pour cette étude nous utilisons la scène Barry-A en effectuant un déplacement uniforme du récepteur sur un plan horizontal ( $z = 1.2m$ ), et selon une grille de  $33 \times 33$  positions (*cf.* Figure 4.9). L'orientation du récepteur est constante : vers le plafond. Les simulations associées aux 1089 positions du récepteur sont réalisées en une unique étape de calcul à l'aide de l'algorithme MCMCS-MCP.



(a) Lambertien



(b) NSPW345CS



(c) Luxeon Rebel

FIGURE 4.10 – Distributions de gain du canal des trois modèles d'émetteurs.

Les distributions de gain du canal des trois modèles d'émetteurs sont présen-

tées par la figure 4.10. Il apparaît que les trois modèles d'émetteurs fournissent des distributions de gain concentrées au centre du plan horizontal de la scène de simulation. Le modèle Luxeon Rebel présente la distribution la plus dispersée (*cf.* Figure 4.10(c)). Nous pouvons aussi observer l'asymétrie du modèle NSPW345CS (*cf.* Figure 4.10(b)). Ces résultats confirment que le choix du modèle de l'émetteur a un impact non négligeable sur les résultats de simulation.

### 4.3.2 Étude de l'influence des matériaux : BRDF

Dans cette partie nous étudions l'influence des matériaux de construction sur les performances de la liaison optique sans fil, en les répartissant sur trois types de surface : mur, sol et plafond.

Chaque type de surface est étudié séparément en fixant les deux autres à leurs valeurs standards (*cf.* Table 1.1).

Pour cette étude nous reprenons le scénario de simulation utilisé dans la partie précédente avec  $33 \times 33$  positions du récepteur sur un plan  $z = 1.2m$  de la scène Barry-A. En adéquation avec les résultats de la partie 4.2.1, nous fixons 6 réflexions au maximum et  $10^6$  échantillons, avec un intervalle de confiance de 2%.

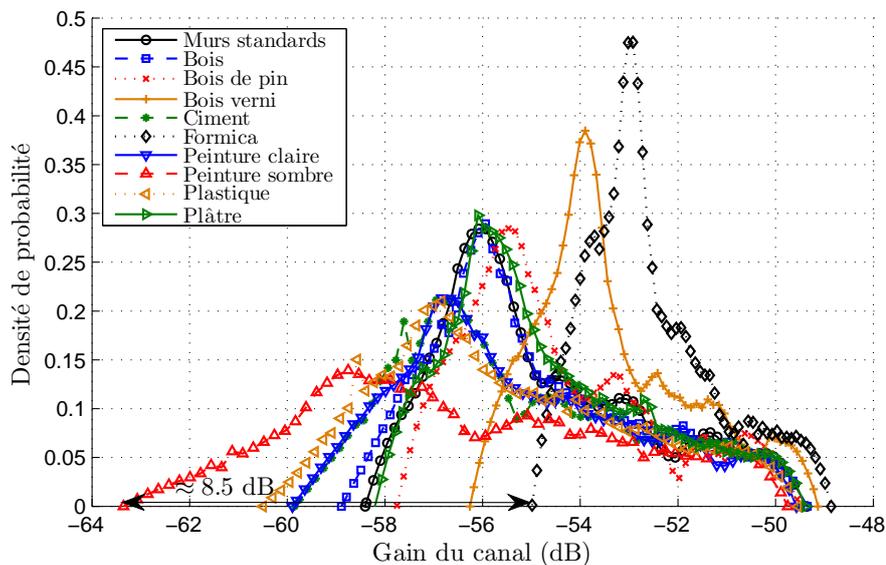


FIGURE 4.11 – Impact de la nature des murs sur le gain du canal.

La figure 4.11 présente les distributions de gain du canal optique sans fil pour plusieurs type de mur. Nous constatons des écarts notables entre ces distributions, qui atteignent  $\approx 8.5$  dB pour les deux matériaux Formica et peinture sombre.

Les deux matériaux qui possèdent les plus fortes concentrations du gain (densité de probabilité étroite), à savoir le bois verni et le Formica, sont caractérisés par une composante spéculaire qui s'ajoute à la composante diffuse. Ils sont modélisés par

des BRDF de Blinn-Phong. À l'inverse, les murs en peinture sombre présentent la densité de probabilité la plus uniforme avec les niveaux de gain les plus faibles. Ce résultat illustre l'importance de considérer des modèles de matériaux plus réalistes, notamment le modèle de Blinn-Phong, et de ne pas se limiter au seul modèle Lambertien.

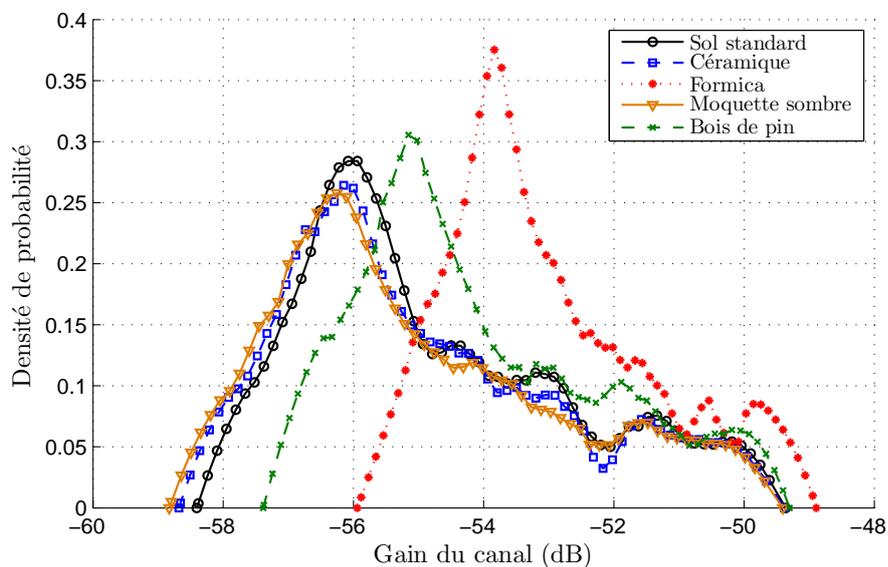


FIGURE 4.12 – Impact de la nature du sol sur le gain du canal.

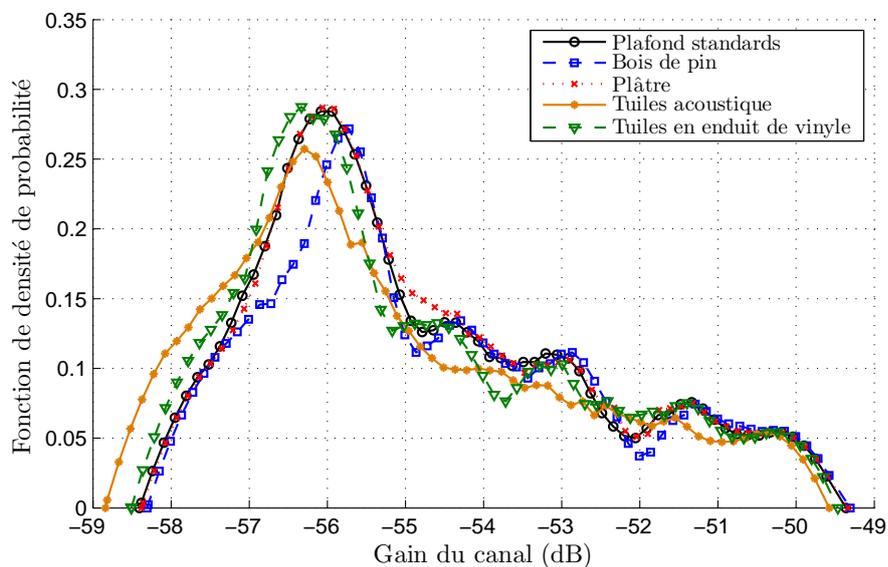


FIGURE 4.13 – Impact de la nature du plafond sur le gain du canal.

Le second type de surface que nous avons étudié est le sol de l'environnement de simulation. Les résultats obtenus pour cinq différents matériaux de revêtement de sol sont rapportés dans la figure 4.12.

Nous pouvons observer que le matériau choisi pour modéliser le sol peut avoir un impact non négligeable sur les performances d'une liaison. Cet impact est moins important que celui des murs, ce qui s'explique par la faible superficie du sol par rapport à celle des murs.

La figure 4.13 illustre l'impact de la troisième surface, le plafond. Dans cette étude, cinq matériaux sont utilisés pour modéliser le plafond en fixant le sol et les murs aux valeurs habituelles de la scène Barry-A.

Ces résultats montrent que les distributions des gains associées aux 5 matériaux sont très proches, avec des écarts inférieurs à 1 dB. Cela justifie le choix du matériau standard comme étant un modèle général de plafond.

## 4.4 Impact des paramètres géométriques

Outre les paramètres physiques de l'environnement de simulation, plusieurs paramètres géométriques peuvent affecter les performances d'une liaison optique sans fil, notamment les dimensions de la scène de simulation, la prise en compte du mobilier ou d'obstacles mobiles (personnes en mobilité dans la pièce).

Dans cette partie nous proposons trois études de performance : l'impact de la mobilité des personnes, l'influence de la prise en compte du mobilier dans la simulation, ainsi que leur niveau de détail.

### 4.4.1 Étude de l'influence des personnes : effet de masquage

La présence des personnes dans l'environnement de propagation est un facteur pouvant sensiblement impacter les performances d'une liaison optique sans fil. En effet, ce type d'obstacle peut éventuellement s'interposer entre l'émetteur et le récepteur et bloquer le trajet direct dans le cas d'une liaison LOS ou former une zone d'ombre pouvant réduire considérablement la puissance reçue [1, 130–132].

Pour étudier l'impact des personnes nous utilisons le scénario suivant :

- Nous nous plaçons dans le cas d'applications VLC, en utilisant la scène Barry-A avec quatre émetteurs Lambertiens ( $m = 1$ ) placés au plafond :  $Tx^1$  : (1.25 1.25 3),  $Tx^2$  : (1.25 3.75 3),  $Tx^3$  : (3.75 3.75 3) et  $Tx^4$  : (3.75 1.25 3). Ces émetteurs sont orientés verticalement vers le sol. Chacun est composé de 3600 LEDs émettant chacune une puissance de 10 mW. La puissance totale, notée  $P_t$ , émise dans la pièce est égale à 144 W, équivalent à 400 lux. Cette configuration est adoptée dans plusieurs études caractéristiques des liaisons VLC [2, 74, 77, 133].
- Un modèle de corps humain 3D composé de 1796 faces, de 1.72 m de hauteur, 45 cm de largeur et 25 cm d'épaisseur (cf. Figure 4.15) [134] se déplaçant sur le plan  $z = 0$  selon une grille régulière de  $16 \times 16$  positions (cf. Figure 4.9). Outre ces 256 positions, nous simulons les rotations de la personne sur elle-même,

suivant 6 directions de  $0^\circ$  à  $300^\circ$  avec un pas de  $60^\circ$ . Au total, nous avons ainsi 1536 configurations différentes.

- Un récepteur avec un FOV de  $65^\circ$  est placé à  $20\text{ cm}$  devant le corps à une hauteur de  $1.2\text{ m}$ , simulant un terminal mobile porté par la personne. Ce récepteur suit les deux types de mouvement de translation et de rotation du corps, de manière à conserver les mêmes coordonnées dans le repère local du corps en mouvement. Nous simulons aussi la manipulation de ce terminal par la personne avec 13 orientations, comme illustré sur la figure 4.16.
- Les simulations sont effectuées avec l’algorithme MCMCG-MCP pour les liaisons MISO, en utilisant  $10^6$  échantillons, 3 réflexions, des réponses impulsionnelles de longueur  $t_{max} = 120\text{ ns}$  et un pas temporel de  $0.15\text{ ns}$ .

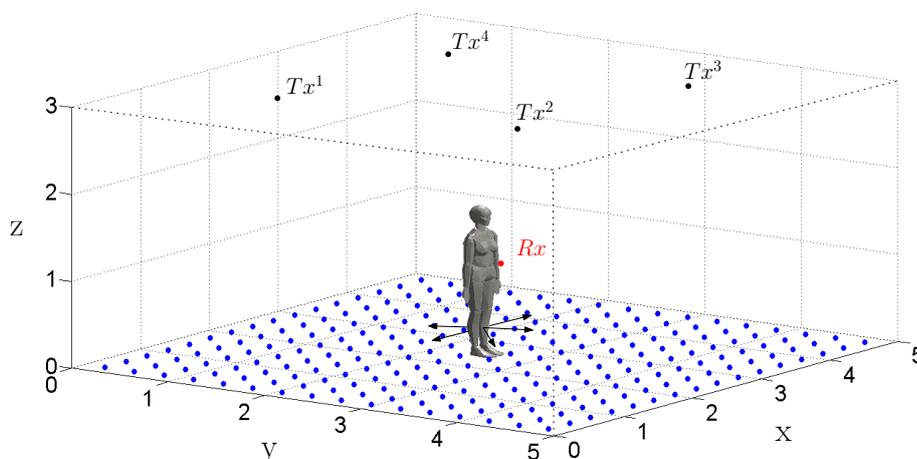


FIGURE 4.14 – Scénario de simulation.

La question qui vient ensuite concerne le choix des paramètres de réflexion du corps humain. La surface d’un corps humain exposé à la propagation de la lumière est composée de deux parties principales, la peau et les vêtements. En se basant sur des mesures réalisés dans [135] sur un certain type de peaux et de vêtements en fonction de la longueur d’onde (*cf.* Figure 4.17), nous choisissons le modèle Lambertien. Afin de simuler les comportements réfléchissant et absorbant du corps, nous utilisons les deux valeurs extrêmes  $\rho = 0.7$  et  $\rho = 0.1$ .

À partir de ces valeurs et du scénario de simulation décrit précédemment, nous extrayons trois ensembles de configurations réparties selon le paramètre à étudier.

Pour l’étude de l’impact du corps et ses caractéristiques réfléchissantes, nous définissons trois configurations en prenant en compte les 6 orientations du corps et les 13 orientations du récepteur, notées A(6,13), B(6,13) et C(6,13) :

- Configuration A(6,13) : non prise en compte du corps.
- Configuration B(6,13) : prise en compte du corps 3D avec  $\rho = 0.1$ .
- Configuration C(6,13) : prise en compte du corps 3D avec  $\rho = 0.7$ .

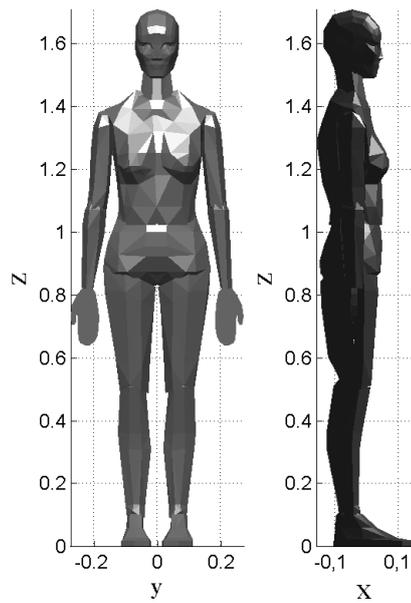


FIGURE 4.15 – Modèle 3D du corps humain.

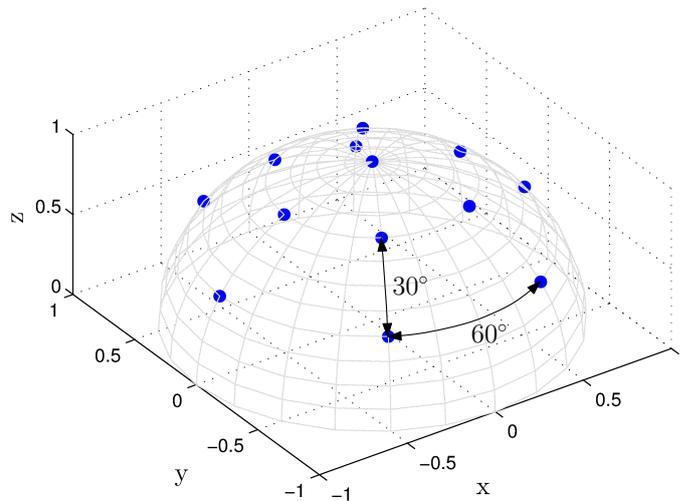


FIGURE 4.16 – Les 13 orientations du récepteur tenu par le corps.

Pour étudier l'impact de l'orientation du récepteur, nous définissons à partir des configurations A(6,13), B(6,13) et C(6,13), les trois configurations notées A(6,1), B(6,1) et C(6,1), en fixant l'orientation du récepteur avec  $\theta = 0^\circ$ , mais en conservant les 6 orientations du corps. Nous confrontons ensuite les deux ensembles de configuration  $\{A(6,13), B(6,13), C(6,13)\}$  et  $\{A(6,1), B(6,1), C(6,1)\}$ .

Finalement, pour étudier l'impact de l'orientation du corps, nous définissons à partir des configurations A(6,13), B(6,13) et C(6,13), d'une manière similaire à l'étude précédente, les configurations A(1,13), B(1,13) et C(1,13), en fixant ici l'orientation du corps avec  $\theta = 90^\circ$  et  $\phi = 0^\circ$  mais en conservant les 13 orientations du

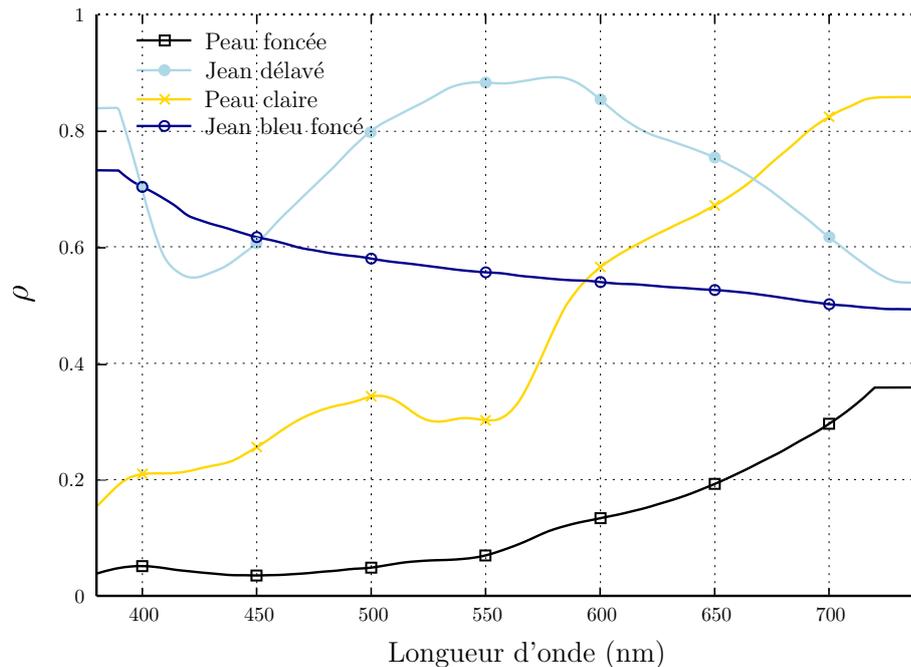


FIGURE 4.17 – Caractéristiques de réflexion de certains types de peau et de vêtements.

récepteur. Nous confrontons ensuite les deux ensembles de configuration  $\{A(6,13), B(6,13), C(6,13)\}$  et  $\{A(1,13), B(1,13), C(1,13)\}$ .

Précisons que dans le cas des configurations A, une orientation virtuelle est attribuée au corps fictif, afin de placer correctement le récepteur dans le repère du corps.

La figure 4.18 présente une comparaison des trois premières configurations A(6,13), B(6,13) et C(6,13) en terme de distribution du gain du canal. Tout d'abord, nous constatons que la configuration C(6,13) avec un corps possédant un coefficient de réflexion de 0.7 est la plus proche de la configuration A(6,13) avec absence du corps. Cela s'explique par le fait que la perte de puissance liée à l'effet de masquage causé par le corps est en partie compensée par les réflexions sur ce dernier, grâce au coefficient de réflexion relativement élevé. L'écart entre les distributions associées à ces deux configurations atteint  $\approx 2$  dB.

Une deuxième constatation sur l'influence du coefficient de réflexion du corps est que plus ce paramètre est faible, plus l'impact des effets de masquage est accentué. L'écart de distribution entre la configuration A(6,13) et la configuration B(6,13) avec un corps possédant un coefficient de réflexion de 0.1 atteint  $\approx 3.8$  dB.

Un deuxième critère de comparaison des performances d'un système de communication optique sans fil est la probabilité de coupure « Outage Probability » de la liaison dans un environnement donné. Ce critère est largement utilisé dans le domaine des OWCs, notamment dans les études liées à la mobilité des capteurs. La probabilité de coupure, notée  $P_{out}$ , est exprimée par :

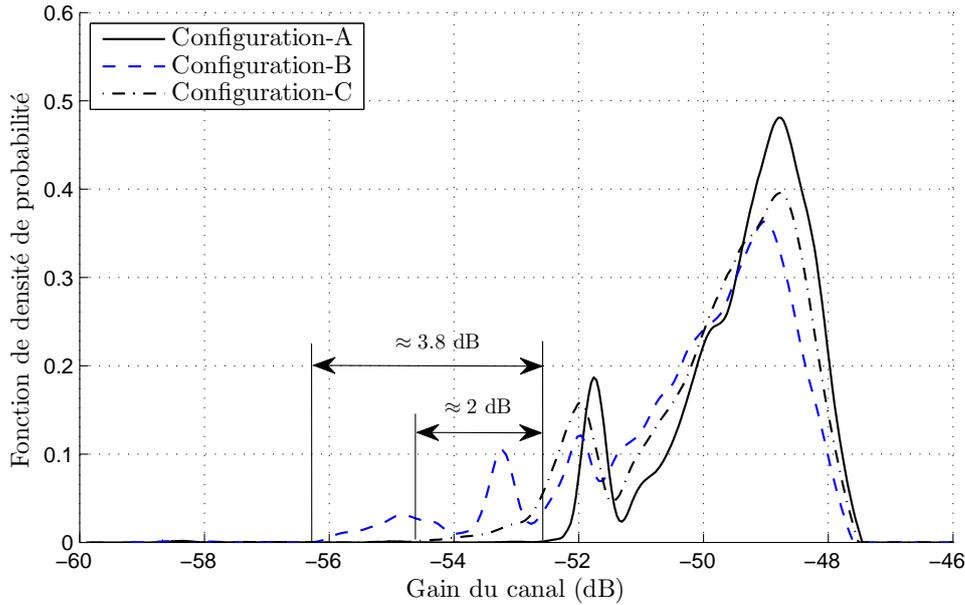


FIGURE 4.18 – Distribution du gain du canal pour les trois configurations A(6,13), B(6,13) et C(6,13).

$$P_{out}(SNR_0) = P(SNR_0) = \int_{-\infty}^{SNR_0} p(SNR)dSNR \quad (4.1)$$

où  $SNR_0$  représente le SNR cible qui correspond à une qualité de service désirée (cf. Figure 4.19). Pour une modulation OOK « On-Off Keying », il est relié au BER par :

$$BER = \frac{1}{2} \times erfc\left(\sqrt{\frac{SNR_0}{2}}\right), \quad (4.2)$$

avec  $erfc(x)$  la fonction d'erreur complémentaire, exprimée par :

$$erfc(x) = \frac{2}{\sqrt{\pi}} \int_x^{\infty} \exp^{-t^2} dt. \quad (4.3)$$

En se positionnant dans le cas d'une modulation binaire OOK-NRZ « OOK Non-Return to Zero », nous avons :

$$SNR = \frac{2(SP_{sig})^2}{\sigma_{shot}^2 + \sigma_{therm}^2}, \quad (4.4)$$

$$P_{sig} = \int_0^T h(t) * x(t) dt, \quad (4.5)$$

$$P_{isi} = \int_T^{\infty} h(t) * x(t) dt, \quad (4.6)$$

où  $S = 0.28 A/W$  qui représente la sensibilité du récepteur,  $P_{sig}$  la puissance reçue du signal d'information,  $T$  le temps symbole,  $x(t) = \{x_0(t), x_1(t)\}$  le signal d'information envoyé représentant les deux symboles binaires 0 et 1 (Signaux OOK-NRZ,

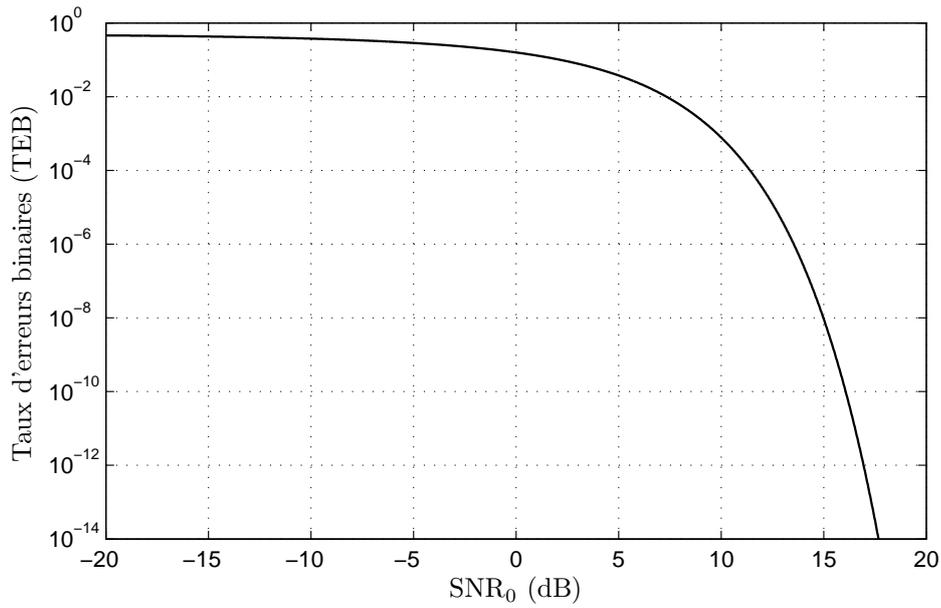


FIGURE 4.19 – Taux d’erreurs binaires (TEB) en fonction du SNR cible ( $\text{SNR}_0$ ) pour une modulation OOK-NRZ. optique sans fil.

cf. Figure 4.20),  $P_{isi}$  la puissance du signal d’interférence inter-symboles,  $\sigma_{shot}$  le bruit ambiant et  $\sigma_{therm}$  le bruit thermique.

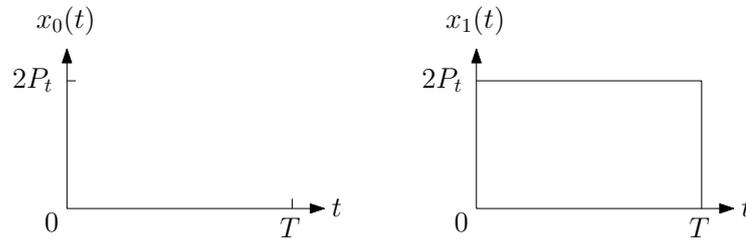


FIGURE 4.20 – Signaux OOK-NRZ.

Le bruit ambiant est exprimé en fonction de la sensibilité du récepteur, la puissance reçue du signal d’information  $P_{sig}$ , la puissance du signal d’interférence inter-symboles  $P_{isi}$  et la bande passante du signal d’information OOK-NRZ  $B = 1/T$  :

$$\sigma_{shot}^2 = 2qB(S(P_{sig} + P_{isi}) + I_B I_2), \quad (4.7)$$

où  $I_B = 5.1 \text{ mA}$  est le photo-courant induit dû au bruit ambiant, et  $I_2 = 0.562$  un facteur de bruit liée à la bande passante [37].

Le bruit thermique est donné par l’expression suivante :

$$\sigma_{therm}^2 = \frac{8\pi K T_K}{G} \eta A_{rx} I_2 B^2 + \frac{16\pi^2 K T_K \Gamma}{g_m} \eta^2 A_{rx}^2 I_3 B^3, \quad (4.8)$$

avec  $K$  la constante de Boltzmann,  $T_K$  la température absolue,  $G$  le gain en tension en boucle ouverte,  $\Gamma$  le facteur de bruit FET « Field-Effect Transistor »,  $g_m$  la

transconductance FET et  $I_3 = 0.0868$ .

Ce bruit est généralement très faible par rapport au bruit ambiant, notamment dans des applications de type VLC. Il est donc négligé dans le contexte de notre étude [37, 74].

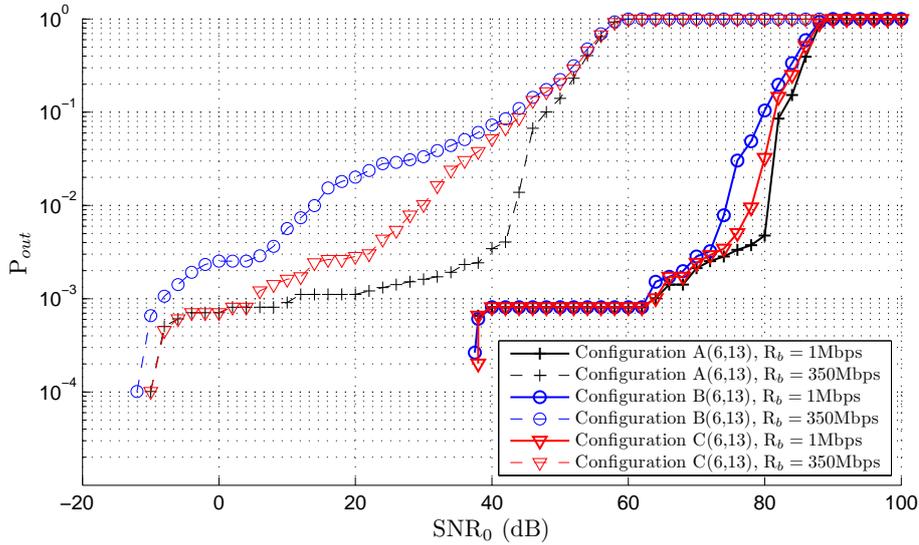


FIGURE 4.21 – Probabilités de coupure des trois configurations A(6,13), B(6,13) et C(6,13) avec  $R_b = 1\text{Mbps}$  et  $R_b = 350\text{Mbps}$ .

À partir des résultats de la figure 4.21, nous pouvons observer l'influence de la prise en compte du corps humain et l'impact de ses propriétés de réflexion en fonction du débit de transmission ( $R_b = 1\text{Mbps}$  et  $R_b = 350\text{Mbps}$ ). Premièrement, pour avoir une probabilité de coupure inférieure à  $10^{-1}$ , autant l'influence du corps que sa réflectivité sont négligeables, et cela indépendamment du débit de transmission. Deuxièmement, l'impact de ces deux paramètres n'est plus négligeable pour des faibles valeurs de la probabilité de coupure et pour un haut débit de transmission ( $R_b = 350\text{Mbps}$ ), contrairement à la transmission à bas débit ( $R_b = 1\text{Mbps}$ ). Prenons l'exemple de  $P_{out} = 10^{-3}$ , le  $\Delta\text{SNR}$  entre les Configurations A(6,13) et B(6,13) pour  $R_b = 1\text{Mbps}$  est égal à 0.8 dB. Par contre, pour un débit de 350Mbps,  $\Delta\text{SNR} = 18.4$  dB.

Nous proposons à présent une seconde étude sur l'impact de l'orientation du récepteur dans les simulations. Les figures 4.22 et 4.23 présentent les résultats de comparaison des configurations A(6,1), B(6,1) et C(6,1), en considérant une unique orientation verticale du récepteur ( $\theta = 0^\circ$ ), avec les configurations A(6,13), B(6,13) et C(6,13), pour les deux débits de transmission 1Mbps et 350Mbps.

En premier lieu, nous constatons que pour les deux débits choisis les différences en terme de SNR sont significatives, en particulier pour  $R_b = 350\text{Mbps}$ . Prenons l'exemple de  $P_{out} = 10^{-2}$ , nous avons :

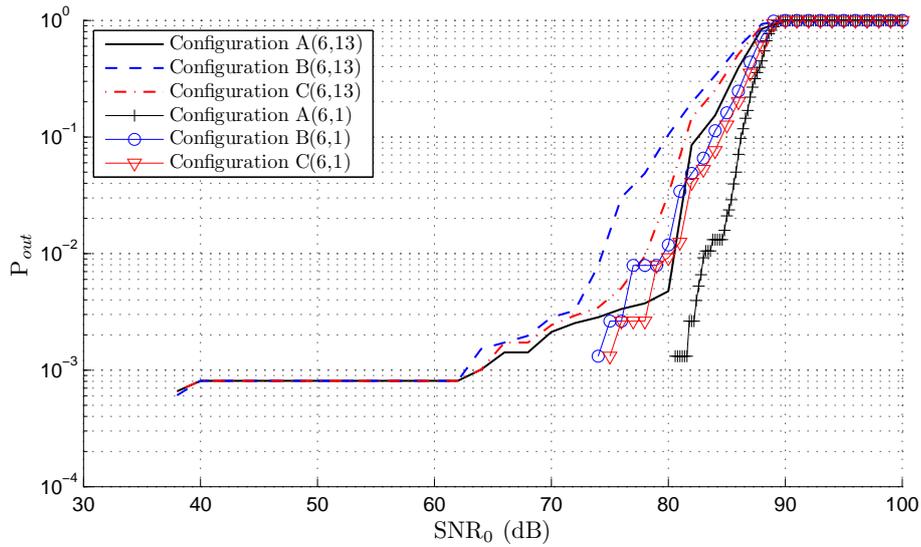


FIGURE 4.22 – Résultats comparatifs de l’impact de l’orientation du récepteur avec  $R_b = 1\text{Mbps}$ .

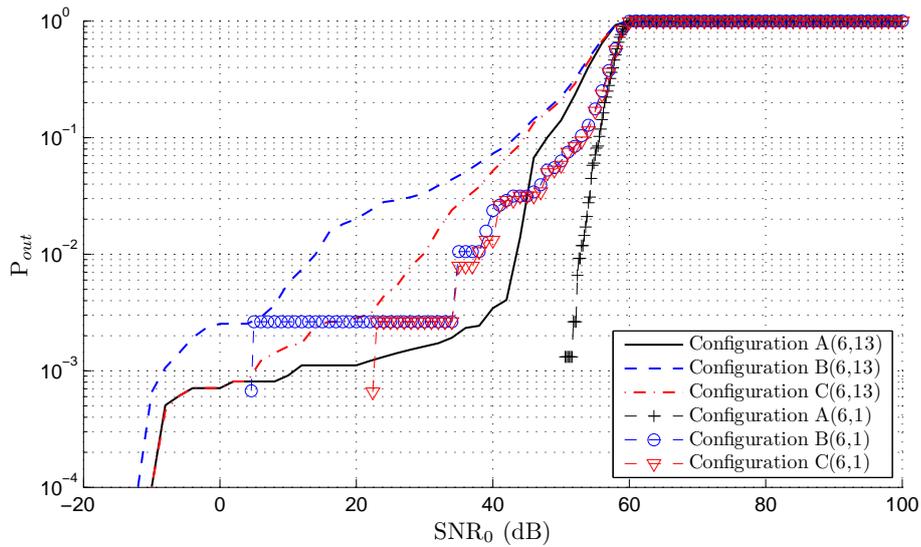


FIGURE 4.23 – Résultats comparatifs de l’impact de l’orientation du récepteur avec  $R_b = 350\text{Mbps}$ .

- Pour  $R_b = 1\text{Mbps}$  :  $\Delta\text{SNR}_{A(6,13),A(6,1)} = 2.6\text{ dB}$ ,  $\Delta\text{SNR}_{B(6,13),B(6,1)} = 5.2\text{ dB}$   
et  $\Delta\text{SNR}_{C(6,13),C(6,1)} = 2.2\text{ dB}$ .
- Pour  $R_b = 350\text{Mbps}$  :  $\Delta\text{SNR}_{A(6,13),A(6,1)} = 9.4\text{ dB}$ ,  $\Delta\text{SNR}_{B(6,13),B(6,1)} = 20.9\text{ dB}$   
et  $\Delta\text{SNR}_{C(6,13),C(6,1)} = 8\text{ dB}$ .

Ces résultats montrent l’influence de l’orientation du récepteur sur les performances d’une liaison et l’importance de ne pas se limiter à une unique orientation dans les simulations.

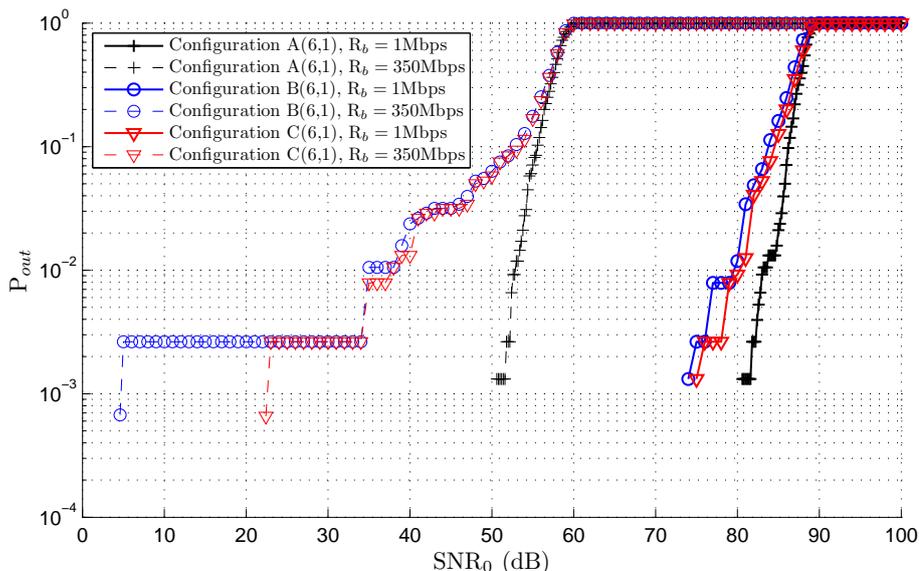


FIGURE 4.24 – Probabilités de coupure des trois configurations A(6,1), B(6,1) et C(6,1) avec  $R_b = 1\text{Mbps}$  et  $R_b = 350\text{Mbps}$ .

En second lieu, et contrairement aux précédentes configurations B(6,13) et C(6,13), les résultats des configurations B(6,1) et C(6,1) montrent que le paramètre de réflectivité du corps influe très peu sur les valeurs de  $P_{out}$  (*cf.* Figure 4.24). Cela s'explique par le fait que, par rapport à l'unique orientation verticale du récepteur vers le plafond, une grande partie des rayons réfléchis sur le corps arrive en directions rasantes sur le récepteur, avec une puissance fortement atténuée par un facteur en cosinus de l'angle d'arrivée. Au contraire, dans l'étude précédente (configurations A(6,13), B(6,13) et C(6,13)), qui est plus complète en considérant 13 orientations du récepteur, le facteur de réflectivité du corps avait un impact plus significatif. Ceci confirme l'importance de prendre en compte ces orientations dans les études caractéristiques des liaisons optiques sans fil, notamment dans le cas des liaisons à hauts débits.

En dernier lieu, ces résultats confirment ceux des configurations A(6,13), B(6,13) et C(6,13) (*cf.* Figure 4.21) quant à l'influence du corps comme un obstacle atténuant la puissance reçue par le récepteur, avec une influence d'autant plus importante que le débit de transmission considéré est grand. Prenant l'exemple d'une  $P_{out}$  cible de  $10^{-2}$ ,  $\Delta\text{SNR} = 3.5$  dB entre les configurations A(6,1) et B(6,1) pour  $R_b = 1\text{Mbps}$ , alors qu'il atteint 17.9 dB pour  $R_b = 350\text{Mbps}$  (*cf.* Figure 4.24).

La dernière étude proposée vise à caractériser l'influence des orientations éventuelles du corps dans l'environnement de simulation. Avec une démarche similaire à celle de l'étude précédente, nous comparons ici les configurations A(1,13), B(1,13) et C(1,13), en considérant une unique orientation du corps ( $\theta = 90^\circ$  et  $\phi = 0^\circ$ ) avec les configurations A(6,13), B(6,13) et C(6,13).

Le fait que la scène de simulation soit symétrique pourrait laisser croire que la

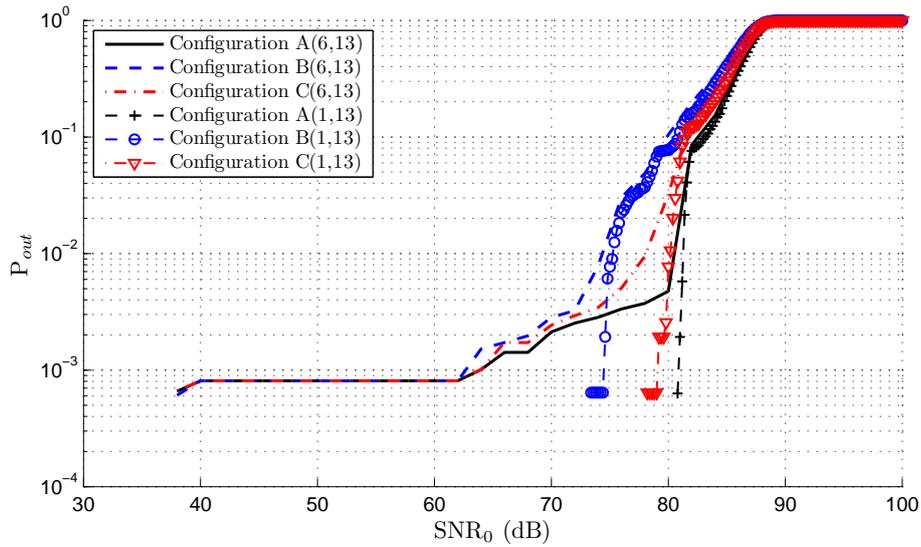


FIGURE 4.25 – Résultats comparatifs de l’impact de l’orientation du corps avec  $R_b = 1\text{Mbps}$ .

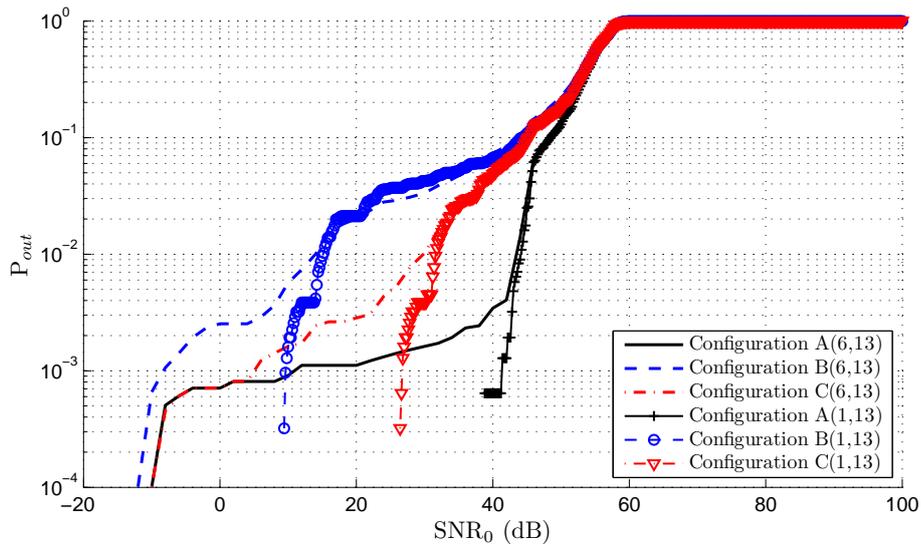


FIGURE 4.26 – Résultats comparatifs de l’impact de l’orientation du corps avec  $R_b = 350\text{Mbps}$ .

considération d’une unique orientation du corps est suffisante. Les figures 4.25 et 4.26 montrent que cette hypothèse est vraie pour les valeurs de  $P_{out}$  supérieures à  $10^{-2}$ . Au delà de ce seuil, les différences en terme de SNR deviennent très importantes, en particulier pour  $R_b = 350\text{Mbps}$ . Par exemple, pour  $P_{out} = 10^{-3}$ , nous avons :

- Pour  $R_b = 1\text{Mbps}$  :  $\Delta\text{SNR}_{A(6,13),A(1,13)} = 17\text{ dB}$ ,  $\Delta\text{SNR}_{B(6,13),B(1,13)} = 15.2\text{ dB}$  et  $\Delta\text{SNR}_{C(6,13),C(1,13)} = 11.8\text{ dB}$ .
- Pour  $R_b = 350\text{Mbps}$  :  $\Delta\text{SNR}_{A(6,13),A(1,13)} = 30.4\text{ dB}$ ,  $\Delta\text{SNR}_{B(6,13),B(1,13)} = 17.9\text{ dB}$  et  $\Delta\text{SNR}_{C(6,13),C(1,13)} = 21.7\text{ dB}$ .

Les résultats de cette étude confirment la nécessité de considérer les orientations du corps dans ce type de scénario, y compris pour un environnement de simulation symétrique.

#### 4.4.2 Étude de l'influence du mobilier

Dans cette partie, nous abordons la question de la prise en compte du mobilier dans l'étude des liaisons optiques sans fil. En effet, les environnements intérieur et leur ameublement sont divers et variés. Nous avons donc choisi deux scènes de simulation particulières, à savoir une chambre ordinaire (scène-A) et une chambre d'hôpital (scène-B) (*cf.* Figure 4.27). Ce choix repose sur l'intérêt que nous portons aux applications des communications optiques sans fil dans le domaine de l'e-santé, *i.e.* la surveillance et le maintien des patients à domicile « health monitoring », tout en leurs garantissant plus d'autonomie par rapport aux systèmes filaires.

Ces deux scènes réalistes sont disponibles dans la bibliothèque à accès libre de SketchUp [136].

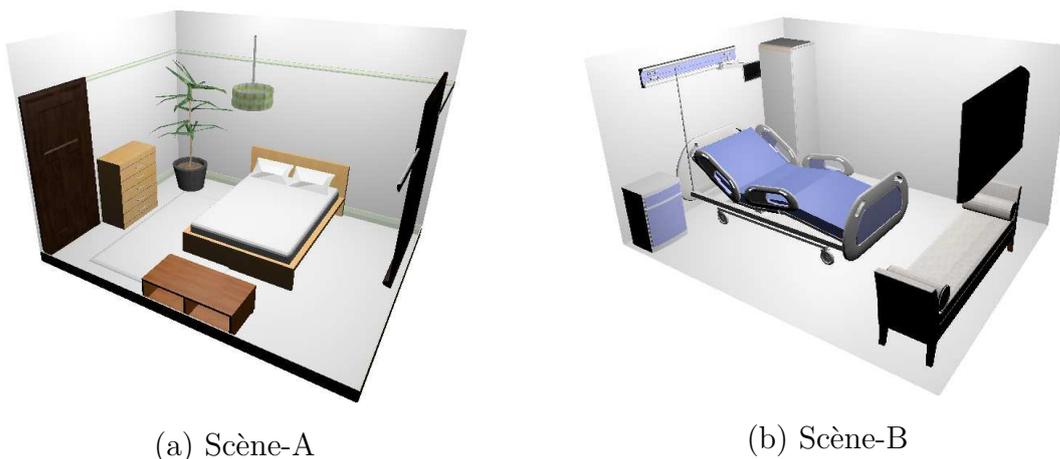
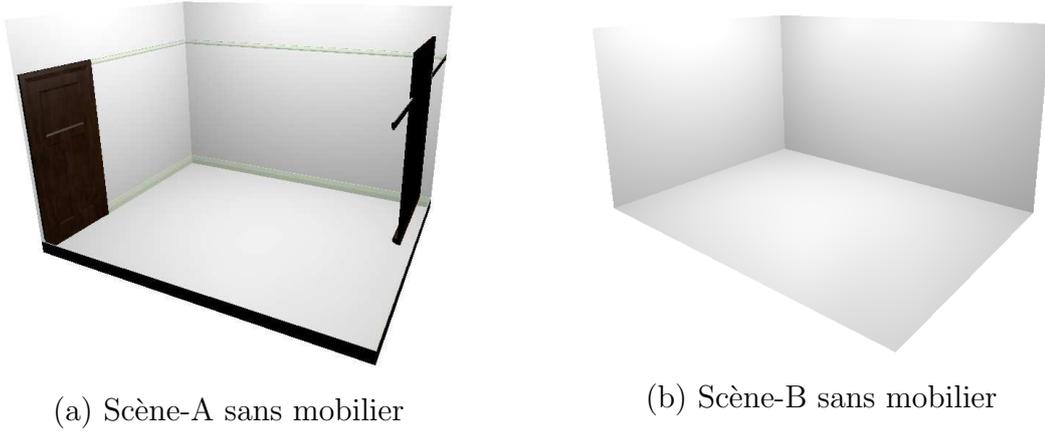


FIGURE 4.27 – Scènes de test en version détaillée.

Afin d'étudier l'influence du mobilier sur les résultats de simulation en terme de  $P_{out}$ , nous avons utilisé la configuration-A, détaillée dans la partie précédente, avec une version sans mobilier des deux scènes A et B (*cf.* Figure 4.28).

Les résultats de comparaison des versions avec et sans mobilier sont présentés sur les figures 4.30 et 4.29, respectivement pour les scènes A et B. Ils montrent l'influence pertinente du mobilier sur les performances de la liaison, pour les valeurs de  $P_{out}$  inférieur à  $10^{-1}$ . Cet impact est traduit par des différences de SNR qui atteignent 100 dB avec les deux scènes, pour  $P_{out} = 10^{-2}$ .



(a) Scène-A sans mobilier

(b) Scène-B sans mobilier

FIGURE 4.28 – Scènes de test A et B, sans mobilier.

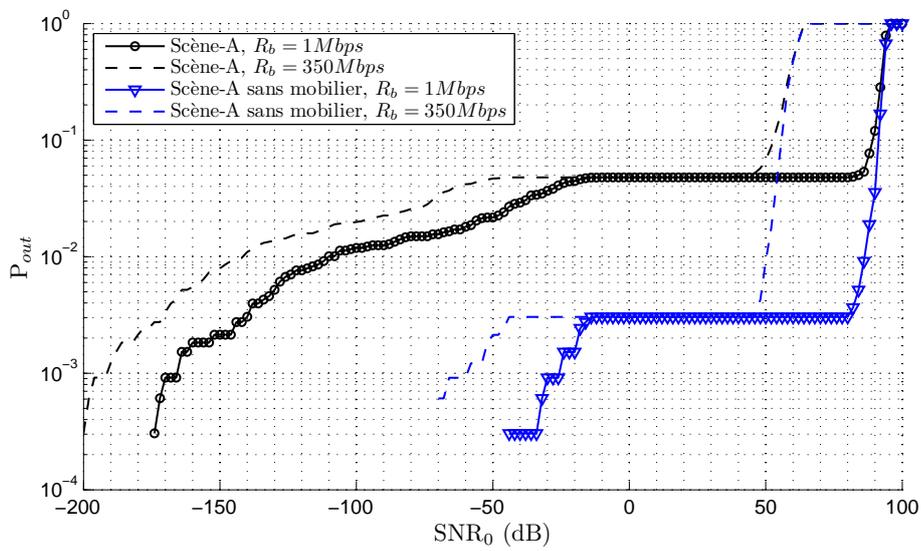


FIGURE 4.29 – Probabilités de coupure de la scène-A avec et sans mobilier.

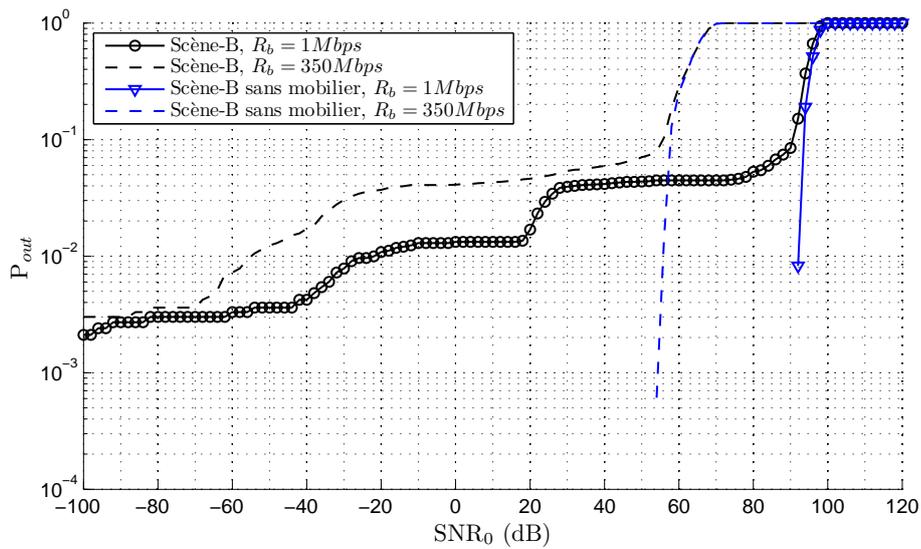


FIGURE 4.30 – Probabilités de coupure de la scène-B avec et sans mobilier.

### 4.4.3 Étude de l'influence du niveau de détails

Dans la majeure partie des travaux sur les effets de blocage dus à la mobilité des personnes et aux objets dans l'environnement de simulation, la modélisation du corps humain et du mobilier est basique : rectangles, parallélépipèdes, cylindres, etc [1, 27, 28, 58, 59, 95, 106, 137]. Cette solution permet d'avoir une estimation du comportement du canal optique sans fil en limitant les contraintes sur le temps de calcul avec un faible nombre de surfaces réfléchissantes, ce qui réduit la lourdeur des tests d'interconnexion et de visibilité.

Les questions que nous nous posons dans cette partie sont les suivantes : est-ce que cette simplification géométrique sur les modèles du corps humain et des objets est applicable, permet-elle d'avoir une bonne estimation du comportement du canal, et quel est le niveau de détail optimal ?

Pour étudier l'impact de la géométrie de l'environnement de simulation sur les performances de la liaison, nous avons appliqué des simplifications géométriques sur les deux scènes de test utilisées dans la partie 4.4.2, ainsi que sur le modèle de corps humain (*cf.* Figures 4.15 et 4.31), avec deux niveaux de détails : basique et intermédiaire (scènes A1, A2, B1 et B2 *cf.* Figure 4.32).

Nous nous plaçons dans cette étude toujours dans le cas d'application de type VLC avec une modulation OOK-NRZ, comme dans la partie précédente (4.4.1). Les caractéristiques des scènes de test, le scénario et les paramètres de simulation sont rapportés sur les tables 4.1 et 4.2.

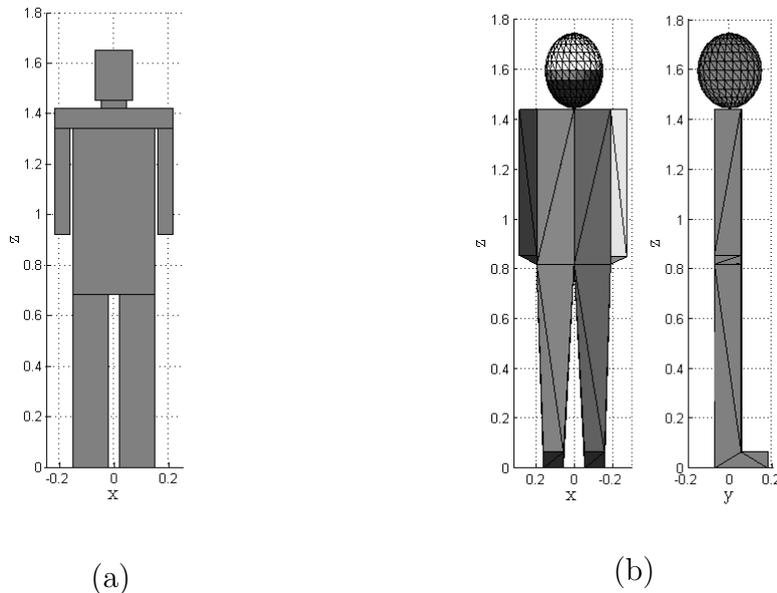


FIGURE 4.31 – Modèles (a) 2D basique [137] et (b) 3D simplifié du corps humain.

		Scènes-A		
Niveau de détails		A1 :Basique	A2 :Intermédiaire	A3 :Élevé
Nombre de faces		90	757	1296
Dimensions		$3.79 \times 2.83 \times 2.07$	$3.79 \times 2.83 \times 2.07$	$3.79 \times 2.83 \times 2.07$
Modèle du corps		2D à 8 faces ( <i>cf.</i> Figure 4.31(a)) Lambertien $\rho = 0.1$	3D à 329 faces ( <i>cf.</i> Figure 4.31(b)) Lambertien $\rho = 0.1$	3D à 1796 faces ( <i>cf.</i> Figure 4.15) Lambertien $\rho = 0.1$
Positions du corps		$7 \times 7$	$7 \times 7$	$7 \times 7$
Émetteurs	Modèle	Lambertien	Lambertien	Lambertien
	Positions (x,y,z)	(0.98, 0.78, 2.7)	(0.98, 0.78, 2.7)	(0.98, 0.78, 2.7)
		(0.98, 2.36, 2.7)	(0.98, 2.36, 2.7)	(0.98, 2.36, 2.7)
		(2.95, 0.78, 2.7)	(2.95, 0.78, 2.7)	(2.95, 0.78, 2.7)
		(2.95, 2.36, 2.7)	(2.95, 2.36, 2.7)	(2.95, 2.36, 2.7)
	Puissance	144 W (400 lux)	144 W (400 lux)	144 W (400 lux)
	Azimut	0°	0°	0°
Élévation	180°	180°	180°	
Récepteur	Position	à 20 cm devant le corps	à 20 cm devant le corps	à 20 cm devant le corps
	Taille	1 cm <sup>2</sup>	1 cm <sup>2</sup>	1 cm <sup>2</sup>
	FOV	65°	65°	65°
	Orientations	13 orientations ( <i>cf.</i> Figure 4.16)	13 orientations ( <i>cf.</i> Figure 4.16)	13 orientations ( <i>cf.</i> Figure 4.16)
Nombre d'échantillons		10 <sup>6</sup>	10 <sup>6</sup>	10 <sup>6</sup>
Nombre de réflexions		3	3	3
$t_{max}$		120ns	120ns	120ns
$\Delta t$		0.15ns	0.15ns	0.15ns

TABLE 4.1 – Configurations de la scène-A.

Les résultats de simulation en terme de  $P_{out}$  des deux types d'environnement sont présentés dans les figures 4.33 et 4.34. Ces résultats montrent que l'évolution globale des différentes courbes de  $P_{out}$  associées aux trois niveaux de détail est similaire avec des légères différences notamment entre la version détaillée de la scène et les deux autres versions, basique et intermédiaire, pour les deux types de scènes (A et B) et avec deux débits de transmission différents ( $R_b = 1\text{Mbps}$  et  $R_b = 350\text{Mbps}$ ). Sachant que les deux scènes A3 et B3 ayant un niveau de détail élevé nécessitent jusqu'à 32 fois plus de temps que leurs concurrentes basiques A1 et B1, cela peut nous amener à conclure qu'une modélisation basique de ce type d'environnement de simulation, à savoir une chambre ordinaire ou une chambre d'hôpital, est suffisante et représente un bon compromis entre précision et temps de calcul pour caractériser le comportement du canal optique sans fil.

		Scènes-B		
Niveau de détails		B1 :Basique	B2 :Intermédiaire	B3 :Élevé
Nombre de faces		35	1618	17884
Dimensions		$3.15 \times 3.94 \times 2.72$	$3.15 \times 3.94 \times 2.72$	$3.15 \times 3.94 \times 2.72$
Modèle du corps		2D à 8 faces ( <i>cf.</i> Figure 4.31(a)) Lambertien $\rho = 0.1$	3D à 329 faces ( <i>cf.</i> Figure 4.31(b)) Lambertien $\rho = 0.1$	3D à 1796 faces ( <i>cf.</i> Figure 4.15) Lambertien $\rho = 0.1$
Positions du corps		$6 \times 8$	$6 \times 8$	$6 \times 8$
Émetteurs	Modèle	Lambertien	Lambertien	Lambertien
	Positions (x,y,z)	(0.70, 0.95, 2)	(0.70, 0.95, 2)	(0.70, 0.95, 2)
		(0.70, 2.85, 2)	(0.70, 2.85, 2)	(0.70, 2.85, 2)
		(2.1, 0.95, 2)	(2.1, 0.95, 2)	(2.1, 0.95, 2)
		(2.1, 2.85, 2)	(2.1, 2.85, 2)	(2.1, 2.85, 2)
	Puissance	144 W (400 lux)	144 W (400 lux)	144 W (400 lux)
Azimut	0°	0°	0°	
Élévation	180°	180°	180°	
Récepteur	Position	à 20 cm devant le corps	à 20 cm devant le corps	à 20 cm devant le corps
	Taille	1 cm <sup>2</sup>	1 cm <sup>2</sup>	1 cm <sup>2</sup>
	FOV	65°	65°	65°
	Orientations	13 orientations ( <i>cf.</i> Figure 4.16)	13 orientations ( <i>cf.</i> Figure 4.16)	13 orientations ( <i>cf.</i> Figure 4.16)
Nombre d'échantillons		10 <sup>6</sup>	10 <sup>6</sup>	10 <sup>6</sup>
Nombre de réflexions		3	3	3
$t_{max}$		120ns	120ns	120ns
$\Delta t$		0.15ns	0.15ns	0.15ns

TABLE 4.2 – Configurations de la scène-B.



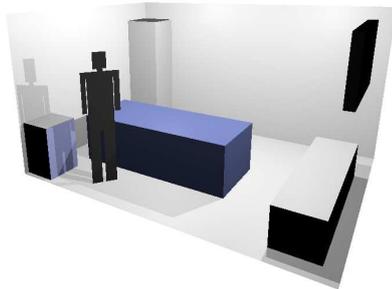
(d) Scène-A1



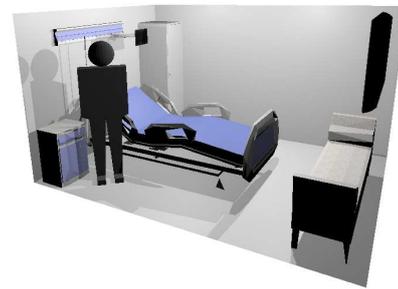
(c) Scène-A2



(a) Scène-A3



(b) Scène-B1

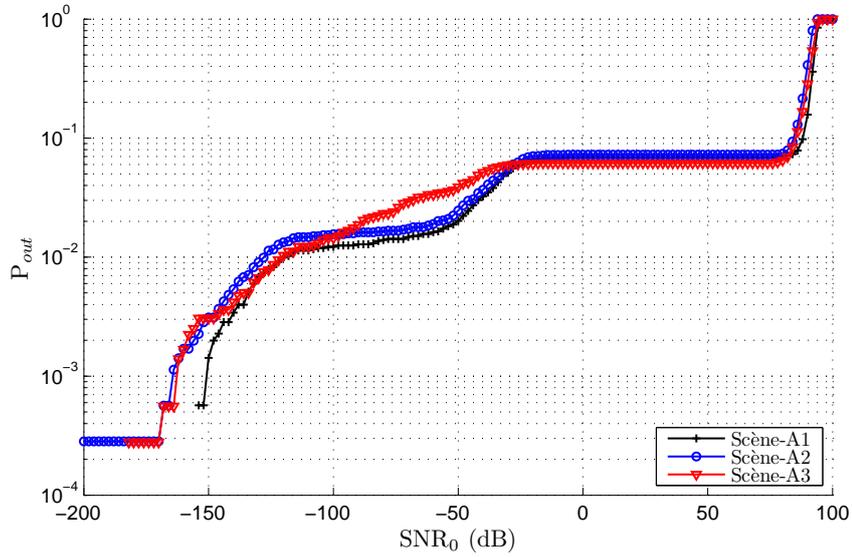


(a) Scène-B2

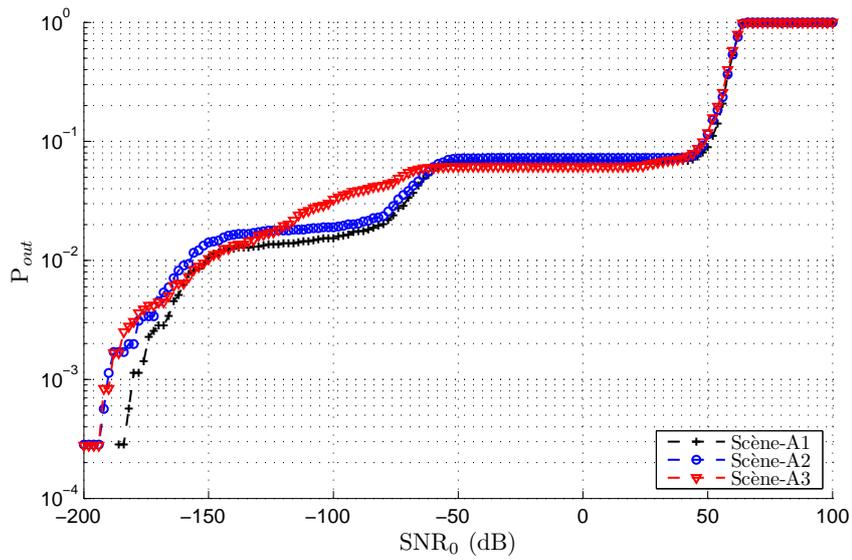


(b) Scène-B3

FIGURE 4.32 – Illustration de la simplification des scènes de test.

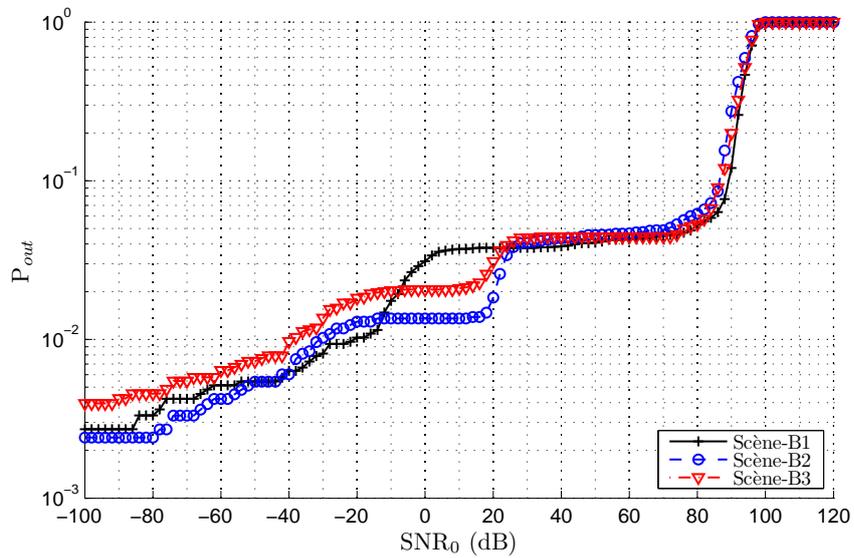


(a)  $R_b = 1\text{Mbps}$

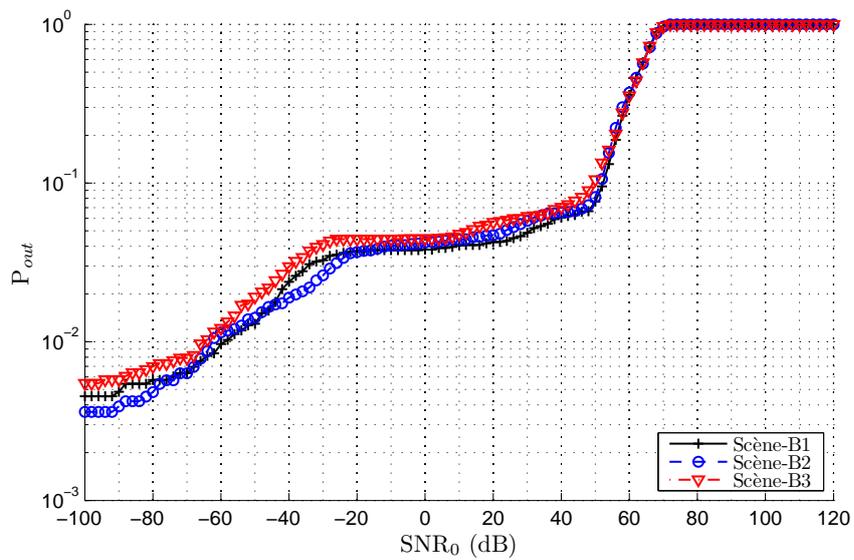


(b)  $R_b = 350\text{Mbps}$

FIGURE 4.33 – Probabilités de coupure des scènes A1, A2 et A3 avec (a)  $R_b = 1\text{Mbps}$  et (b)  $R_b = 350\text{Mbps}$ .



(a)  $R_b = 1\text{Mbps}$



(b)  $R_b = 350\text{Mbps}$

FIGURE 4.34 – Probabilités de coupure des scènes B1, B2 et B3 avec (a)  $R_b = 1\text{Mbps}$  et (b)  $R_b = 350\text{Mbps}$ .

## 4.5 Conclusion

Ce chapitre a présenté un bilan des performances de nos algorithmes de simulation développés, en termes de vitesse de convergence et temps de calcul dans des configurations SISO, MISO et SIMO. Nous avons proposé la solution optimale pour chacune de ces configurations, à savoir l'algorithme MCMCG pour des liaisons SISO, MCMCG-MCP pour des liaisons MISO, et MCMCS-MCP pour des liaisons SIMO.

Ensuite, nous avons réalisé une étude de l'impact de plusieurs paramètres de l'environnement de simulation, à savoir les modèles d'émetteurs, les matériaux constituant la scène de simulation, la mobilité (déplacements et rotations), le corps de l'utilisateur, le mobilier et la géométrie de la scène. À l'issue de cette étude nous pouvons nous prononcer sur l'importance de prendre en compte ces paramètres, à l'exception du dernier pour lequel nous avons constaté qu'une modélisation basique de la scène de simulation est suffisante.





# Conclusion générale et perspectives

Nous nous sommes intéressés dans ces travaux de thèse à la simulation du canal optique sans fil pour des applications de télécommunications optiques dans un environnement indoor, et à l'impact de ce type d'environnement sur les performances de la liaison.

Le premier objectif de ces travaux de thèse était de développer de nouveaux algorithmes de simulation, permettant d'estimer la réponse impulsionnelle d'un canal optique sans fil mono ou multi-antennes dans des environnements réalistes et complexes, tout en garantissant des temps de calcul réduits.

Nous avons commencé par la présentation de deux algorithmes de simulation, nommés MCS et MCG, permettant de simuler le canal optique sans fil dans des environnements réalistes. Avec deux sens de propagation opposés, ces deux algorithmes sont basés sur deux formulations intégrales, résolues à l'aide de la méthode d'intégration stochastique de Monte Carlo. La première de ces équations exprime la lumière arrivant à un récepteur donné. La seconde équation concerne la lumière émise par l'émetteur. Les deux algorithmes viennent avec trois techniques d'optimisation de l'estimation de la réponse impulsionnelle : l'échantillonnage d'importance, l'échantillonnage par rejet sur le récepteur et enfin la technique NEE. Par rapport aux algorithmes élémentaires, grâce à ces méthodes, nous avons réduit de 52% l'erreur relative moyenne de l'estimation de la réponse impulsionnelle et accéléré les temps de calcul d'un facteur allant jusqu'à 5.2.

Après validation des résultats de ces deux algorithmes, des études comparatives en termes de précision et de temps de calcul avec des méthodes existantes, ont été réalisées. Elles ont montré que, pour un niveau de précision équivalent, nos algorithmes sont jusqu'à  $\approx 1800$  fois plus rapides que les méthodes de références.

Un troisième algorithme bidirectionnel, nommé MCB, a été proposé en fusionnant les algorithmes MCS et MCG pour permettre de bénéficier des avantages de chacun. Cet algorithme a permis d'avoir 36% moins d'erreur par rapport à MCS. Il reste toutefois moins performant que l'algorithme MCG.

Les trois premières méthodes proposées opèrent avec des techniques d'échantillonnage limitées qui ne prennent pas en compte les spécificités de l'environnement

---

de simulation. Nous avons donc proposé deux nouveaux algorithmes, MCMCS et MCMCG, basés sur le principe des chaînes de Markov associé à la méthode de Monte Carlo dans le but d'optimiser l'échantillonnage aléatoire des trajets de propagation selon une distribution propre à chaque environnement de simulation.

Nous avons donc présenté les différentes étapes de ce processus reposant sur notre stratégie de mutation particulière implémentée dans l'algorithme d'échantillonnage de Metropolis-Hastings, ainsi qu'une amélioration à l'aide de la technique EV pour maximiser l'information reçue. Ainsi, ces deux algorithmes de simulation tiennent compte de la nature de l'environnement en focalisant les rayons autour des directions porteuses de puissance optique, et permettent ainsi d'augmenter la précision de l'estimation de la réponse impulsionnelle à temps de calcul constant, ou bien de réduire les temps de calcul à précision constante. Nous avons montré que les algorithmes MCMC présentent une capacité d'auto-adaptation à l'environnement de simulation et tirent profit de sa complexité par rapport aux algorithmes MC.

Après validation de ces nouveaux algorithmes à l'aide des résultats de référence, nous avons montré, avec une étude comparative précision/temps de calcul des différents algorithmes, que MCMC offrent des performances nettement supérieures à celles des solutions MC précédentes pour des liaisons SISO, indépendamment de la complexité de la scène de simulation. Ainsi il est possible d'obtenir des facteurs d'accélération du temps de calcul allant jusqu'à 225 pour un même niveau de précision.

Nous avons aussi montré qu'en fonction du contexte de la simulation, *i.e.* le nombre d'émetteurs (cas d'une liaison MISO) et de récepteurs (cas d'une liaison SIMO), il est plus pertinent de choisir le premier ou le second algorithme. Pour la réalisation de campagnes de simulation avec une durée comptée en jours, ce choix permet de passer à des durées comptées en heures pour une précision équivalente et de rendre possible le traitement de scènes complexes.

Le deuxième objectif de cette thèse était de réaliser une étude caractéristique de l'impact de l'environnement de simulation sur les performances d'une liaison optique sans fil. Nous avons donc choisi cinq paramètres de cet environnement dans une application de type VLC, à savoir le modèle des émetteurs (théorique ou expérimental), les matériaux de revêtement des surfaces, l'obstruction du corps de l'utilisateur et la prise en compte du mobilier, et enfin la géométrie de la scène de simulation (le niveau de détails des objets).

Nous avons montré que le choix des émetteurs et des matériaux est très important, avec un impact non négligeable sur la couverture et les performances de la liaison, notamment les matériaux de revêtement des murs, avec des différences sur le gain du canal qui atteignent  $\approx 8.5$  dB. Nous avons également montré que la prise en compte du mobilier dans les simulations a autant d'importance. En choisissant deux types de scène : une chambre ordinaire et une chambre d'hôpital, nous avons montré que les performances de la liaison se dégradent très rapidement par rapport à la version sans mobilier des scènes. De même pour la prise en compte dans la simulation du corps de l'utilisateur avec ses propriétés réfléchissantes, où

---

nous avons montré que la prise en compte du corps humain et de ses orientations introduisent à haut débit, des différences de  $\text{SNR}_0$  de 18.4 dB et 30.4 dB respectivement. Finalement, nous avons montré qu'une modélisation géométrique basique de l'environnement de simulation est suffisante pour estimer le comportement du canal.

Une première perspective serait de transposer cette étude sur d'autres applications des communications optiques sans fil de type VLC ou infrarouge avec des scénarios différents. Par exemple, toujours dans le contexte de l'e-santé, la considération de capteurs portés sur une partie du corps (poignée, bras, épaule, etc.), avec la possibilité de simuler son mouvement. Vu l'impact constaté de l'orientation des capteurs, cela rajouterait un degré de réalisme supplémentaire aux simulations. D'autres environnements de simulation pourraient être investigués, comme les cabines d'avions, dont l'application de l'optique sans fil est en pleine émergence.

La deuxième perspective de ces travaux consisterait à étudier les performances en terme de temps de calcul des différents algorithmes développés dans le cas d'une liaison MIMO, où l'algorithme MCB devrait apporter un gain de performance certain. En effet, l'augmentation du nombre de contributions bidirectionnelles, via les interconnexions de tous les trajets partiels dans le cas MIMO, ajouterait un coût de calcul supplémentaire à l'algorithme, mais cela devrait être rapidement rentabilisé par la vitesse de convergence accélérée.

Une troisième perspective serait d'utiliser un échantillonnage d'importance en  $\cos^n$  afin de concentrer les rayons autour de la normale à la surface ou de la direction spéculaire pour les surfaces directives, directions de réflexion présentant le maximum d'énergie.

Une perspective très intéressante concernant l'échantillonnage de Metropolis-Hastings serait d'utiliser sa variante, l'algorithme MTM « Multiple-Try Metropolis », dont le principe est de proposer plusieurs échantillons pour chaque tirage et d'en choisir un selon un critère défini. Cet algorithme ralentirait le processus d'échantillonnage, mais cette perte de temps devrait être largement compensée par l'augmentation du taux d'acceptation, et on pourrait ainsi espérer accélérer la vitesse de convergence de l'estimation.

Deux autres optimisations de l'échantillonnage via les petites mutations des algorithmes MCMC sont envisageables. La première consisterait à générer des directions selon une distribution gaussienne sur l'angle solide à la place de la distribution uniforme. La deuxième consisterait à introduire une auto-adaptation de l'ouverture de l'angle solide  $\Theta$  en fonction du taux d'acceptation, de manière à l'élargir si le taux d'acceptation diminue et vice versa. Ces deux techniques permettraient de réduire le taux de rejet.

Enfin, pour modéliser des surfaces lisses directionnelles nous avons utilisé le modèle de Blinn-Phong. L'utilisation d'autres modèles de BRDF, tels que les modèles de *Beckmann-Spizzichino*, d'*Oren-Nayar* ou de *Cook-Torrance*, qui modélisent plus finement les caractéristiques réfléchissantes des matériaux, est envisageable afin de

---

se prononcer sur l'intérêt d'aller plus loin dans la caractérisation des matériaux. D'autant plus que ces modèles nécessitent un effort de calcul considérable.

# Bibliographie

- [1] P. Chvojka, S. Zvanovec, P. A. Haigh, and Z. Ghassemlooy. Channel characteristics of visible light communications within dynamic indoor environment. *Journal of Lightwave Technology*, 33(9) :1719–1725, May 2015.
- [2] James T. Kajiya. The Rendering equation. *SIGGRAPH Comput. Graph.* '86, 20(4) :143–150, August 1986.
- [3] Sumanta N. Pattanaik and Sudhir P. Mudur. The potential equation and importance in illumination computations. In *Computer Graphics Forum*, volume 12(2), pages 131–136. Wiley Online Library, 1993.
- [4] Randolph J. May *et. al.* Modernizing U.S. Spectrum Policy. Technical report, The Free State Foundation, Maryland, États-Unis, April 2014.
- [5] Joseph M. Kahn and John R. Barry. Wireless infrared communications. *Proceedings of the IEEE*, 85(2) :265–298, 1997.
- [6] H. Elgala, R. Mesleh, and H. Haas. Indoor optical wireless communication : potential and state-of-the-art. *IEEE Communications Magazine*, 49(9) :56–62, September 2011.
- [7] Z. Ghassemlooy. Indoor optical wireless communications systems – part i : Review. *School of Engineering, Northumbria University, Newcastle upon Tyne, UK*, 2003.
- [8] H. R. Muller F. R. Gfeller and P.Vettiger. Infrared communications for in-house applications. *IEEE COMPCON '78*, pages 132–138, 1978.
- [9] F. R. Gfeller and U. Bapst. Wireless in-house data communication via diffuse infrared radiation. *Proceedings of the IEEE*, 67(11) :1474–1486, November 1979.
- [10] H. R. Muller F. R. Gfeller and P.Vettiger. Infranet : Infrared microbroadcasting network for in-house data communication. *IBM Zurich Research Laboratory, Ruschlikon RZ 1068 No. 38619*, April 1981.
- [11] Photonics for Communication, Sensing, and Illumination (PCSI) center. <http://www.photonics.psu.edu/>.
- [12] Industry/University Cooperative Research Centers (IUCRC) Program. <http://www.nsf.gov/eng/iip/iucrc/home.jsp>.

- 
- [13] Ubiquitous Communication by Light (UC-Light) Center. <http://www.uclight.ucr.edu/>.
- [14] Visible light communications consotium. <http://www.vlcc.net/>.
- [15] H. Chun, S. Rajbhandari, G. Faulkner, D. Tsonev, E. Xie, J. McKendry, E. Gu, M. Dawson, D. C. O'Brien, and H. Haas. Led based wavelength division multiplexed 10 gb/s visible light communications. *Journal of Lightwave Technology*, PP(99) :1–1, 2016.
- [16] Home gigabit access project. <http://www.ict-omega.eu/home.html>.
- [17] O. Bouchet, P. Porcon, M. Wolf, L. Grobe, J. W. Walewski, S. Nerreter, K. D. Langer, L. Fernández, J. Vucic, T. Kamalakis, G. Ntogari, and E. Gueutier. Visible-light communication system enabling 73 mb/s data streaming. In *2010 IEEE Globecom Workshops*, pages 1042–1046, Dec 2010.
- [18] O. Bouchet, M. El Tabach, M. Wolf, D. C. O'Brien, G. E. Faulkner, J. W. Walewski, S. Randel, M. Franke, S. Nerreter, K. D. Langer, J. Grubor, and T. Kamalakis. Hybrid wireless optics (hwo) : Building the next-generation home network. In *Communication Systems, Networks and Digital Signal Processing, 2008. CNSDSP 2008. 6th International Symposium on*, pages 283–287, July 2008.
- [19] Bouchet, Javaudin, Kortebi, E. Adbellaouy, Brzozowski, Katsianis, Mayer, Guan, Lebouc, Fontaine, Cochet, Jaffré, Mengi, Celeda, G. Aytekin, and Kurt. Acemind : The smart integrated home network. In *Intelligent Environments (IE), 2014 International Conference on*, pages 1–8, June 2014.
- [20] Institut de recherche xlim, réseaux et systmes de communication pour l'e-santé. <http://www.xlim.fr/c2s2/reseaux-et-systemes-de-communication-pour-le-sante>.
- [21] IEEE. Ieee Standard for Local and Metropolitan Area Networks - Part 15.7 : Short-Range Wireless Optical Communication Using Visible Light. *IEEE Std 802.15.7-2011*, pages 1–309, Sept 2011.
- [22] IEEE. Ieee Standard for Local and metropolitan area networks - Part 15.6 : Wireless Body Area Networks. *IEEE Std 802.15.6-2012*, pages 1–271, February 2012.
- [23] Irda, infrared data association. <http://www.irda.org/>.
- [24] Z. Zhou, C. Chen, and M. Kavehrad. Impact analyses of high-order light reflections on indoor optical wireless channel model and calibration. *Journal of Lightwave Technology*, 32(10) :2003–2011, May 2014.
- [25] A. C. Boucouvalas, P. Chatzimisios, Z. Ghassemlooy, M. Uysal, and K. Yianopoulos. Standards for indoor optical wireless communications. *IEEE Communications Magazine*, 53(3) :24–31, March 2015.

- [26] SS Torkestani, Stéphanie Sahuguede, Anne Julien-Vergonjanne, Lilian Aveneau, Pierre Combeau, and Ounse Gueu. Outage probability performance in mobile indoor Optical Wireless Communication environment. In *Optical Wireless Communications (IWOW), 2012 International Workshop on*, pages 1–3. IEEE, 2012.
- [27] Ludovic Chevalier, Stéphanie Sahuguede, Anne Julien-Vergonjanne, Pierre Combeau, and Lilian Aveneau. Investigation of wireless optical technology for communication between on-body nodes. In *Optical Wireless Communications (IWOW), 2013 2nd International Workshop on*, pages 79–83. IEEE, 2013.
- [28] L. Chevalier, S. Sahuguede, and A. Julien-Vergonjanne. Optical Wireless Links as an Alternative to Radio-Frequency for Medical Body Area Networks. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 33(9) :2002–2010, Sept 2015.
- [29] Shuchita Chaudhary. Optical wireless communication : A future perspective for next generation wireless system. *International Journal of Scientific and Engineering Research*, 3(9) :816–820, September 2012.
- [30] Ta-Shing Chu and M. Gans. High speed infrared local wireless communication. *IEEE Communications Magazine*, 25(8) :4–10, August 1987.
- [31] R. Ramirez-Iniguez and R. J. Green. Indoor optical wireless communications. In *Optical Wireless Communications (Ref. No. 1999/128), IEE Colloquium on*, pages 14/1–14/7, 1999.
- [32] G. Yun and M. Kavehrad. Spot-diffusing and fly-eye receivers for indoor infrared wireless communications. In *Wireless Communications, 1992. Conference Proceedings., 1992 IEEE International Conference on Selected Topics in*, pages 262–265, Jun 1992.
- [33] International Electrotechnical Commission. IEC 60825-1 :2014 International Standard. Safety of laser products part 1 : Equipment classification and requirements. Technical Report 03, IEC, Geneva Switzerland, May 2014.
- [34] American National Standards Institute. ANSI Z136.1-2014 American National Standard Safe Use of Lasers. Technical report, ANSI, 2014.
- [35] K. Schröder. *Handbook on industrial laser safety*. Technical University of Vienna, 2000.
- [36] A. J. C. Moreira, R. T. Valadas, and A. M. de Oliveira Duarte. Characterisation and modelling of artificial light interference in optical wireless communication systems. In *Personal, Indoor and Mobile Radio Communications, 1995. PIMRC'95. Wireless : Merging onto the Information Superhighway., Sixth IEEE International Symposium on*, volume 1, pages 326–331 vol.1, Sep 1995.

- [37] Adriano J. C. Moreira, Rui T. Valadas, and A. M. de Oliveira Duarte. Optical interference produced by artificial light. *Wirel. Netw.*, 3(2) :131–140, May 1997.
- [38] A. C. Boucouvalas. Indoor ambient light noise and its effect on wireless optical links. *IEE Proceedings - Optoelectronics*, 143(6) :334–338, Dec 1996.
- [39] A. J. C. Moreira, R. T. Valadas, and A. M. de Oliveira Duarte. Performance of infrared transmission systems under ambient light interference. *IEE Proceedings - Optoelectronics*, 143(6) :339–346, Dec 1996.
- [40] R. Narasimhan, M. D. Audeh, and J. M. Kahn. Effect of electronic-ballast fluorescent lighting on wireless infrared links. *IEE Proceedings - Optoelectronics*, 143(6) :347–354, Dec 1996.
- [41] Adriano J. C. Moreira, Antonio M. Tavares, Rui J. M. T. Valadas, and A. M. de Oliveira Duarte. Modulation methods for wireless infrared transmission systems : performance under ambient light noise and interference. *Proc. SPIE*, 2601 :226–237, 1995.
- [42] A. J. C. Moreira, R. T. Valadas, and A. M. de Oliveira Duarte. Reducing the effects of artificial light interference in wireless infrared transmission systems. In *Optical Free Space Communication Links, IEE Colloquium on*, pages 5/1–510, Feb 1996.
- [43] R. Narasimhan, M. D. Audeh, and J. M. Kahn. Effect of electronic-ballast fluorescent lighting on wireless infrared links. In *Communications, 1996. ICC '96, Conference Record, Converging Technologies for Tomorrow's Applications. 1996 IEEE International Conference on*, volume 2, pages 1213–1219 vol.2, Jun 1996.
- [44] K. Samaras, A. M. Street, D. C. O'Brien, and D. J. Edwards. Error rate evaluation of wireless infrared links. In *Communications, 1998. ICC 98. Conference Record. 1998 IEEE International Conference on*, volume 2, pages 826–831 vol.2, Jun 1998.
- [45] Antonio M. Tavares, Rui J. M. T. Valadas, and A. M. Oliveira Duarte. Performance of wireless infrared transmission systems considering both ambient light interference and intersymbol interference due to multipath dispersion. *Proc. SPIE*, 3532 :82–93, 1999.
- [46] K. K. Wong, T. O'Farrell, and M. Kiatweerasakul. Infrared wireless communication using spread spectrum techniques. *IEE Proceedings - Optoelectronics*, 147(4) :308–314, Aug 2000.
- [47] K. K. Wong, T. O'Farrell, and M. Kiatweerasakul. The performance of optical wireless ook, 2-ppm and spread spectrum under the effects of multipath dispersion and artificial light interference. *International Journal of Communication Systems*, 13(7-8) :551–576, 2000.

- [48] John R Barry and Joseph M Kahn. Link design for nondirected wireless infrared communications. *Applied optics*, 34(19) :3764–3776, 1995.
- [49] J. R. Barry, J. M. Kahn, E. A. Lee, and D. G. Messerschmitt. High-speed nondirective optical communication for wireless networks. *IEEE Network*, 5(6) :44–54, Nov 1991.
- [50] David G. Messerschmitt Edward A. Lee. *Digital Communication*. Springer Science & Business Media, December 2012.
- [51] Deva K. Borah, Anthony C. Boucouvalas, Christopher C. Davis, Steve Hranilovic, and Konstantinos Yiannopoulos. A review of communication-oriented optical wireless systems. *EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking*, 2012(1) :1–28, 2012.
- [52] Xavier N. Fernando, Srithar Krishnan, Hongbo Sun, and Kamyar Kazemi-Moud. Adaptive denoising at infrared wireless receivers. *Proc. SPIE*, 5074 :199–207, 2003.
- [53] Steve Hranilovic. *Wireless Optical Communication Systems*, volume 1. Springer-Verlag New York, 2005.
- [54] Jing Li and M. Uysal. Optical wireless communications : system model, capacity and coding. In *Vehicular Technology Conference, 2003. VTC 2003-Fall. 2003 IEEE 58th*, volume 1, pages 168–172 Vol.1, Oct 2003.
- [55] P. Chvojka, J. Bohata, J. Libich, S. Zvanovec, and J. Perez. Laboratory and outdoor availability and spatial coherence tests of wireless optical links. In *Optical Wireless Communications (IWOW), 2013 2nd International Workshop on*, pages 109–112, Oct 2013.
- [56] Jeffrey B. Carruthers. *Wireless Infrared Communications*, volume 1. John Wiley & Sons, Inc., April 2003.
- [57] J. R. Barry. *Wireless Infrared Communications*. Boston : Kluwer Academic Publishers, 1994.
- [58] J. B. Carruthers and P. Kannan. Iterative site-based modeling for wireless infrared channels. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, 50(5) :759–765, May 2002.
- [59] L. Chevalier, S. Sahuguede, and A. Julien-Vergonjanne. Investigation of obstacle effect on wireless optical on-body communication performance. In *Telecommunications (ICT), 2014 21st International Conference on*, pages 103–107, May 2014.
- [60] C. Le Bas, S. Sahuguede, A. Julien-Vergonjanne, A. Behlouli, P. Combeau, and L. Aveneau. Impact of receiver orientation and position on visible light communication link performance. In *Optical Wireless Communications (IWOW), 2015 4th International Workshop on*, pages 1–5, Sept 2015.

- [61] Joseph M Kahn, William J Krause, and Jeffrey B Carruthers. Experimental characterization of non-directed indoor infrared channels. *Communications, IEEE Transactions on*, 43(2/3/4) :1613–1623, 1995.
- [62] H. Hashemi, G. Yun, M. Kavehrad, and F. Behbahani. Frequency response measurements of the wireless indoor channel at infrared frequencies. In *Communications, 1994. ICC '94, SUPERCOMM/ICC '94, Conference Record, 'Serving Humanity Through Communications.'* *IEEE International Conference on*, pages 1511–1515 vol.3, May 1994.
- [63] H. Hashemi, Gang Yun, M. Kavehrad, F. Behbahani, and P. A. Galko. Indoor propagation measurements at infrared frequencies for wireless local area networks applications. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 43(3) :562–576, Aug 1994.
- [64] Q. Jiang, M. Kavehrad, M. R. Pakravan, and M. Tai. Wideband optical propagation measurement system for characterization of indoor wireless infrared channels. In *Communications, 1995. ICC '95 Seattle, 'Gateway to Globalization', 1995 IEEE International Conference on*, volume 2, pages 1173–1176 vol.2, Jun 1995.
- [65] A. Mihaescu, A. Songue, P. Besnard, O. Bouchet, and Qiang Liu. Reduced model channel method for impulse response : Characterization of indoor wireless optical channels. In *Communication Systems, Networks and Digital Signal Processing, 2008. CNSDSP 2008. 6th International Symposium on*, pages 544–547, July 2008.
- [66] A. Mihăescu and P. Besnard. Indoor wireless optical communications. In *Communications (COMM), 2010 8th International Conference on*, pages 359–362, June 2010.
- [67] M. El Tabach, P. Tortelier, R. Pyndiah, and O. Bouchet. Diffuse infrared personal optical wireless based on modified ofdm/oqam. In *Communication Systems, Networks and Digital Signal Processing, 2008. CNSDSP 2008. 6th International Symposium on*, pages 161–164, July 2008.
- [68] J. M. Kahn, J. R. Barry, W. J. Krause, M. D. Audeh, J. B. Carruthers, G. W. Marsh, E. A. Lee, and D. G. Messerschmitt. High-speed non-directional infrared communication for wireless local-area networks. In *Signals, Systems and Computers, 1992. 1992 Conference Record of The Twenty-Sixth Asilomar Conference on*, pages 83–87 vol.1, Oct 1992.
- [69] Anatoly M Pravidov. *Radiometry in modern scientific experiments*. Springer-Verlag Wien, 2011.
- [70] Matt Pharr and Greg Humphreys. *Physically based rendering : From theory to implementation*. Morgan Kaufmann, 2010.

- [71] D. Wu, Z. Ghassemlooy, H. Le Minh, S. Rajbhandari, and M. A. Khalighi. Optimisation of lambertian order for indoor non-directed optical wireless communication. In *Communications in China Workshops (ICCC), 2012 1st IEEE International Conference on*, pages 43–48, Aug 2012.
- [72] Ivan Moreno and Ching-Cherng Sun. Modeling the radiation pattern of leds. *Opt. Express*, 16(3) :1808–1819, Feb 2008.
- [73] J. Ding, C. L. I, and Z. Xu. Indoor optical wireless channel characteristics with distinct source radiation patterns. *IEEE Photonics Journal*, 8(1) :1–15, Feb 2016.
- [74] S. Rajbhandari Z. Ghassemlooy, W. O. Popoola. *Optical Wireless Communications - System and Channel Modelling with Matlab*. CRC Press, August 2012.
- [75] Keang-Po Ho and Joseph M. Kahn. Compound parabolic concentrators for narrowband wireless infrared receivers. *Optical Engineering*, 34(5) :1385–1395, 1995.
- [76] et al P. P. Smyth. Optical wireless local area networks-enabling. *BT Technology Journal*, 11(2), April 1993.
- [77] J.J. Tan, C.Q. Zou, S.H. Du, and J.T. Tan. Simulation of {MIMO} channel characteristics for indoor visible light communication with {LEDs}. *Optik - International Journal for Light and Electron Optics*, 125(1) :44 – 49, 2014.
- [78] Xiaohui Ning, Roland Winston, and Joseph O’Gallagher. Dielectric totally internally reflecting concentrators. *Appl. Opt.*, 26(2) :300–305, Jan 1987.
- [79] M. J. McCullagh and D. R. Wisely. 155 mbit/s optical wireless link using a bootstrapped silicon apd receiver. *Electronics Letters*, 30(5) :430–432, Mar 1994.
- [80] Silvestre Rodríguez Pérez, Rafael Pérez Jiménez, Oswaldo B. González Hernández, José Alberto Rabadán Borges, and Beatriz Rodríguez Mendoza. Concentrator and lens models for calculating the impulse response on ir-wireless indoor channels using a ray-tracing algorithm. *Microwave and Optical Technology Letters*, 36(4) :262–267, 2003.
- [81] J. C. Richmond F. E. Nicodemus, I. W. Ginsberg J. J. Hsia, and T. Limperis. *Geometric Considerations and Nomenclature for Reflectance*. NBS Monograph 160, National Bureau of Standards, 1977.
- [82] Carlos Montes Soldado, Rosana Ureña Almagro. An overview of brdf models. Technical report, Spanish and Andalusian Research Programs, Ann Arbor, Michigan, March 2012.
- [83] A. Spizzichino P. Beckmann. *The scattering of electromagnetic waves from rough surfaces*. MacMillan, New York, 1963.

- [84] S. Weiner J. R. Maxwell, J. Beard. Bidirectional reflectance model validation and utilization. Technical report, Environmental Research Institute of Michigan, Ann Arbor, Michigan, October 1973.
- [85] K. E. Torrance and E. M. Sparrow. Theory for off-specular reflection from roughened surfaces\*. *J. Opt. Soc. Am.*, 57(9) :1105–1114, Sep 1967.
- [86] R. L. Cook and K. E. Torrance. A reflectance model for computer graphics. *ACM Trans. Graph.*, 1(1) :7–24, January 1982.
- [87] Xiao D. He, Kenneth E. Torrance, François X. Sillion, and Donald P. Greenberg. A comprehensive physical model for light reflection. *SIGGRAPH Comput. Graph.*, 25(4) :175–186, July 1991.
- [88] Silvestre Rodríguez Pérez, Rafael Pérez Jiménez, Francisco J. López Hernández, Oswaldo B. González Hernández, and Alejandro J. Ayala Alfonso. Reflection model for calculation of the impulse response on ir-wireless indoor channels using ray-tracing algorithm. *Microwave and Optical Technology Letters*, 32(4) :296–300, 2002.
- [89] C. R. Lomba, R. T. Valadas, and A. M. d. O. Duarte. Experimental characterisation and modelling of the reflection of infrared signals on indoor surfaces. *IEE Proceedings - Optoelectronics*, 145(3) :191–197, Jun 1998.
- [90] K. Lee, H. Park, and J. R. Barry. Indoor channel characteristics for visible light communications. *IEEE Communications Letters*, 15(2) :217–219, February 2011.
- [91] Bui Tuong Phong. Illumination for computer generated pictures. *Commun. ACM*, 18(6) :311–317, June 1975.
- [92] Haitao Zhang, Mali Gong, Dongsheng Wang, and Ruizhen Cui. Smc based on phong’s model. *Optical Engineering*, 44(2) :020506–020506–2, 2005.
- [93] Silvestre Pérez Rodríguez, Rafael Pérez Jiménez, Beatriz Rodríguez Mendoza, Francisco José López Hernández, and Alejandro José Ayala Alfonso. Simulation of impulse response for indoor visible light communications using 3d cad models. *EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking*, 2013(1) :1–10, 2013.
- [94] Oswaldo González, Silvestre Rodríguez, Rafael Pérez-Jiménez, Beatriz R. Mendoza, and Alejandro Ayala. Comparison of monte carlo ray-tracing and photon-tracing methods for calculation of the impulse response on indoor wireless optical channels. *Opt. Express*, 19(3) :1997–2005, Jan 2011.
- [95] O. Gonzalez, S. Rodriguez, R. Perez-Jimenez, B. R. Mendoza, and A. Ayala. Error analysis of the simulated impulse response on indoor wireless optical channels using a Monte Carlo-based ray-tracing algorithm. *IEEE Transactions on Communications*, 53(1) :124–130, Jan 2005.

- [96] S. K. Hashemi, Z. Ghassemlooy, L. Chao, and D. Benhaddou. Channel estimation for indoor diffuse optical ofdm wireless communications. In *Broadband Communications, Networks and Systems, 2008. BROADNETS 2008. 5th International Conference on*, pages 431–434, Sept 2008.
- [97] James F. Blinn. Models of light reflection for computer synthesized pictures. *SIGGRAPH Comput. Graph.*, 11(2) :192–198, July 1977.
- [98] J. B. Carruthers and J. M. Kahn. Modeling of nondirected wireless infrared channels. In *Communications, 1996. ICC '96, Conference Record, Converging Technologies for Tomorrow's Applications. 1996 IEEE International Conference on*, volume 2, pages 1227–1231 vol.2, Jun 1996.
- [99] J. B. Carruthers and J. M. Kahn. Modeling of nondirected wireless infrared channels. *IEEE Transactions on Communications*, 45(10) :1260–1268, Oct 1997.
- [100] R. Perez-Jimenez, J. Berges, and M. J. Betancor. Statistical model for the impulse response on infrared indoor diffuse channels. *Electronics Letters*, 33(15) :1298–1300, Jul 1997.
- [101] Sivabalan Arumugam and Joseph John. Effect of transmitter positions on received power and bandwidth in diffuse indoor optical wireless systems. *Optical and Quantum Electronics*, 39(1) :1–14, 2007.
- [102] John R. Barry, Joseph M. Kahn, William J. Krause, Edward A. Lee, and David G. Messerschmitt. Simulation of multipath impulse response for indoor wireless optical channels. *IEEE Workshop on Wireless Local Area Networks*, May 1991.
- [103] John R. Barry, Joseph M. Kahn, William J. Krause, Edward A. Lee, and David G. Messerschmitt. Simulation of multipath impulse response for indoor wireless optical channels. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 11(3) :367–379, 1993.
- [104] F. J. Lopez-Hernandez and M. J. Betancor. Dustin : algorithm for calculation of impulse response on ir wireless indoor channels. *Electronics Letters*, 33(21) :1804–1806, Oct 1997.
- [105] Cipriano R. Lomba, Rui T. Valadas, and A. M. de Oliveira Duarte. Efficient simulation of the impulse response of the indoor wireless optical channel. *International Journal of Communication Systems*, 13(7-8) :537–549, 2000.
- [106] J. B. Carruthers, S. M. Carroll, and P. Kannan. Propagation modelling for indoor optical wireless communications using fast multi-receiver channel estimation. *IEE Proceedings - Optoelectronics*, 150(5) :473–481, Oct 2003.
- [107] Y. A. Alqudah and M. Kavehrad. Mimo characterization of indoor wireless optical link using a diffuse-transmission configuration. *IEEE Transactions on Communications*, 51(9) :1554–1560, Sept 2003.

- [108] A. Appel. Some techniques for shading machine renderings of solids. *AFIPS Conference Proc*, 32 :37–45, 1968.
- [109] J. P. Rossi, J. C. Bic, A. J. Levy, Y. Gabillett, and M. Rosen. A ray launching method for radio-mobile propagation in urban area. In *Antennas and Propagation Society International Symposium, 1991. AP-S. Digest*, pages 1540–1543 vol.3, June 1991.
- [110] F. J. Lopez-Hernandez, R. Perez-Jimenez, and A. Santamaria. Monte carlo calculation of impulse response on diffuse ir wireless indoor channels. *Electronics Letters*, 34(12) :1260–1262, Jun 1998.
- [111] J. Lopez-Hernandez, R. Perez-Jimenez, and A. Santamaria. Modified monte carlo scheme for high-efficiency simulation of the impulse response on diffuse ir wireless indoor channels. *Electronics Letters*, 34(19) :1819–1820, Sep 1998.
- [112] Francisco J. Lopez-Hernandez, Rafael Perez-Jimenez, and Asuncion Santamaria. Novel ray-tracing approach for fast calculation of the impulse response on diffuse ir-wireless indoor channels. *Proc. SPIE*, 3850 :100–107, 1999.
- [113] Francisco J. López-Hernández, Rafael Pérez-Jiménez, and Asunción Santamaría. Ray-tracing algorithms for fast calculation of the channel impulse response on diffuse IR wireless indoor channels. *Optical Engineering*, 39 :2775–2780, 2000.
- [114] S. Rodríguez, B. R. Mendoza, G. Miranda, C. Segura, and R. Pérez Jiménez. Simulation of impulse response for indoor wireless optical channels using 3d cad models. *Proc. SPIE*, 8067 :80670A–80670A–8, 2011.
- [115] Silvestre Rodriguez, Rafael Perez-Jimenez, Francisco J. Lopez-Hernandez, Oswaldo B. Gonzalez, and Beatriz R. Mendoza. Models and algorithm for the calculation of the impulse response on ir-wireless indoor channels. *Proc. SPIE*, 5117 :199–208, 2003.
- [116] E. Sarbazi, M. Uysal, M. Abdallah, and K. Qaraqe. Indoor channel modelling and characterization for visible light communications. In *2014 16th International Conference on Transparent Optical Networks (ICTON)*, pages 1–4, July 2014.
- [117] Farshad Miramirkhani, Murat Uysal, and Erdal Panayirci. Novel channel models for visible light communications. *Proc. SPIE*, 9387 :93870Q–93870Q–13, 2015.
- [118] Minglun Zhang, Yangan Zhang, Xueguang Yuan, and Jinnan Zhang. Mathematical models for a ray tracing method and its applications in wireless optical communications. *Opt. Express*, 18(17) :18431–18437, Aug 2010.
- [119] H.-S. Lee. A photon modeling method for the characterization of indoor optical wireless communication. *Progress In Electromagnetics Research*, 92 :121–136, 2009.

- [120] M. I. S. Chowdhury, W. Zhang, and M. Kavehrad. Combined deterministic and modified monte carlo method for calculating impulse responses of indoor optical wireless channels. *Journal of Lightwave Technology*, 32(18) :3132–3148, Sept 2014.
- [121] Aster spectral library : Johns hopkins university (jhu), jet propulsion laboratory (jpl), and the united states geological survey (usgs - reston). <http://speclib.jpl.nasa.gov/>.
- [122] Eric Veach. *Robust Monte Carlo methods for light transport simulation*. PhD thesis, Stanford University, 1997.
- [123] Philip Dutré, Eric P. Lafortune, and Yves Willems. A mathematical framework for global illumination algorithms. In Vaclav Scala, editor, *Winter School of Computer Graphics and CAD Systems 94, Winter School of Computer Graphics and CAD Systems 94, Pilsen, Czech Republic*, pages 75–84, 1994.
- [124] Eric P. Lafortune. *Mathematical models and Monte Carlo algorithms for physically based rendering*. PhD thesis, Department of Computer Science, Faculty of Engineering., Leuven, Leuven, Belgium, February 1996.
- [125] S. N. Pattanaik and S. P. Mudur. Adjoint equations and random walks for illumination computation. *ACM Trans. Graph.*, 14(1) :77–102, January 1995.
- [126] Siddhartha Chib and Edward Greenberg. Understanding the metropolis-hastings algorithm. *The american statistician*, 49(4) :327–335, 1995.
- [127] John Michael Hammersley and David Christopher Handscomb. *Monte carlo methods*, volume 1. Methuen London, 1964.
- [128] Csaba Kelemen and László Szirmay-Kalos. Simple and robust mutation strategy for metropolis light transport algorithm. Technical Report TR-186-2-01-18, Institute of Computer Graphics and Algorithms, Vienna University of Technology, Favoritenstrasse 9-11/186, A-1040 Vienna, Austria, July 2001. human contact : [technical-report@cg.tuwien.ac.at](mailto:technical-report@cg.tuwien.ac.at).
- [129] Lilian Aveneau. RaPSor : Ray-tracing Propagation Simulator, a multi physics platform. <http://rapsor.sourceforge.net>.
- [130] T. Komine and M. Nakagawa. A study of shadowing on indoor visible-light wireless communication utilizing plural white led lightings. *Wireless Communication Systems, 2004, 1st International Symposium on*, pages 36–40, Sept 2004.
- [131] S. Jivkova and M. Kavehrad. Shadowing and blockage in indoor optical wireless communications. *Global Telecommunications Conference, 2003. GLOBECOM '03. IEEE*, 6 :3269–3273 vol.6, Dec 2003.
- [132] R. C. Kizilirmak. Impact of repeaters on the performance of indoor visible light communications. *Turkish Journal of Electrical Engineering & Computer Sciences*, 23 :1159–1172, June 2015.

- [133] J. Grubor, S. Randel, K. D. Langer, and J. W. Walewski. Bandwidth-efficient indoor optical wireless communications with white light-emitting diodes. In *Communication Systems, Networks and Digital Signal Processing, 2008. CNSDSP 2008. 6th International Symposium on*, pages 165–169, July 2008.
- [134] Robotics research group, university of oxford. [http://www.robots.ox.ac.uk/~wmayol/3D/nancy\\_matlab.html](http://www.robots.ox.ac.uk/~wmayol/3D/nancy_matlab.html).
- [135] Andrew S. Glassner. *Principles of Digital Image Synthesis*. Morgan Kaufmann Publishers Inc., San Francisco, CA, USA, 1994.
- [136] Bibliothèque sketchup 3d. <https://3dwarehouse.sketchup.com/>.
- [137] L. Chevalier, S. Sahuguède, and A. Julien-Vergonjanne. Wireless optical technology based body area network for health monitoring application. *2015 IEEE International Conference on Communications (ICC)*, pages 2863–2868, June 2015.
- [138] A. Behloui, P. Combeau, L. Aveneau, S. Sahuguede, and A. Julien-Vergonjanne. Efficient simulation of optical wireless channel application to WBANs with MISO link. *Procedia Computer Science*, 40(0) :190 – 197, 2014. Fourth International Conference on Selected Topics in Mobile & Wireless Networking (MoWNet’2014).
- [139] G. W. Marsh and J. M. Kahn. Performance evaluation of experimental 50-mb/s diffuse infrared wireless link using on-off keying with decision-feedback equalization. *IEEE Transactions on Communications*, 44(11) :1496–1504, Nov 1996.
- [140] J. B. Carruther and J. M. Kahn. Angle diversity for nondirected wireless infrared communication. *IEEE Transactions on Communications*, 48(6) :960–969, Jun 2000.
- [141] Michael Oren and Shree K. Nayar. Generalization of lambert’s reflectance model. In *Proceedings of the 21st Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques, SIGGRAPH ’94*, pages 239–246, New York, NY, USA, 1994. ACM.

# Liste des publications

## Revue internationale

- [1] A. Behloui, P. Combeau, L. Aveneau, S. Sahuguede, and A. Julien-Vergonjanne. Efficient simulation of optical wireless channel application to WBANs with MISO link. *Procedia Computer Science*, 40(0) :190 – 197, 2014.
- [2] A. Behloui, P. Combeau, and L. Aveneau. MCMC methods for realistic indoor wireless optical channels simulation. *Journal of Lightwave Technology*, soumise en septembre 2016.

## Conférences internationales

- [1] A. Behloui, P. Combeau, L. Aveneau, S. Sahuguede, and A. Julien-Vergonjanne. Efficient simulation of optical wireless channel application to WBANs with MISO link. *Fourth International Conference on Selected Topics in Mobile & Wireless Networking (MoWNet2014)*, 2014.
- [2] C. Le Bas, S. Sahuguede, A. Julien-Vergonjanne, A. Behloui, P. Combeau, and L. Aveneau. Impact of receiver orientation and position on visible light communication link performance. In *Optical Wireless Communications (IWOW), 2015 4th International Workshop on*, pages 1–5, Sept 2015.
- [3] C. Le Bas, A. Behloui, A. Julien-Vergonjanne, P. Combeau, S. Sahuguede, and L. Aveneau. Human body impact on mobile visible light communication link. In *Communication Systems, Networks and Digital Signal Processing, 2016. CNSDSP 2016. 10th International Symposium on*, July 2016.

## Conférences nationales

- [1] A. Behloui, P. Combeau, and L. Aveneau. équation intégrale et méthodes aléatoires pour la modélisation du canal optique sans fil. *Journée thématique GdR ISIS, Transmission optique sans-fil : problématiques et nouvelles avancées*, Juin 2013.



# Table des figures

1.1	Comparaison des standards OW et RF [25] . . . . .	18
1.2	Configurations LOS directionnelles : (a) Liaison LOS directionnelle, (b) Liaison LOS directionnelle avec système de suivi (full tracking) et (c) Liaison LOS hybride (semi-tracking). . . . .	19
1.3	Liaison LOS non-directionnelle . . . . .	19
1.4	Configurations non-LOS directionnelles . . . . .	20
1.5	Liaison non-LOS non-directionnelle . . . . .	21
1.6	MPE en fonction du temps d'exposition pour différentes longueurs d'onde selon le standard IEC 60825 [33]. . . . .	22
1.7	Spectres de puissance optique des différentes sources courantes de bruit ambiant [9] [5] [30]. . . . .	23
1.8	(a) Schéma de transmission/réception IM/DD d'une liaison optique sans fil. (b) Modélisation de la liaison par la réponse impulsionnelle du canal $h(t)$ , le bruit additif $N(t)$ et la sensibilité $S$ du photo-détecteur [5].	26
1.9	Grandeurs radio-photométriques . . . . .	27
1.10	Caractéristiques générales d'un émetteur optique. . . . .	29
1.11	Illustration du modèle purement diffus. . . . .	30
1.12	Illustration du modèle Lambertien généralisé. . . . .	30
1.13	Illustration du modèle expérimental d'émetteur Luxeon Rebel de Lu- mileds Philips. . . . .	31
1.14	Illustration du modèle expérimental d'émetteur NSPW345CS de Nichia.	32
1.15	Caractéristiques générales d'un récepteur optique. . . . .	32
1.16	Illustration d'un récepteur (a) sans (b) avec concentrateur hémisphé- rique. . . . .	33
1.17	Réflexion d'un rayon lumineux. . . . .	34
1.18	Illustration du modèle diélectrique. . . . .	35
1.19	Illustration du modèle de Lambert. . . . .	36
1.20	Caractérisation expérimentale des propriétés de réflexion d'un en- semble de matériaux de construction dans le spectre visible [90]. . . .	37
1.21	Illustration du modèle de Blinn-Phong ( $\alpha = 0.85$ et $\sigma = 60$ ). . . . .	38
1.22	Normalisation des paramètres géométriques du modèle CB par rap- port aux dimensions de la scène de simulation. . . . .	40
1.23	Trajet LOS entre l'émetteur et le récepteur. . . . .	42
1.24	Trajet non-LOS entre l'émetteur et le récepteur. . . . .	43
1.25	Illustration du principe du lancer de rayons. . . . .	46
1.26	Illustration de la scène Barry-A. . . . .	48
1.27	Géométrie des scènes Kahn-A, Kahn-B et Kahn-C. . . . .	49

2.1	Principe de la méthode d'intégration de Monte Carlo. . . . .	54
2.2	Principe de la méthode d'inversion . . . . .	56
2.3	Principe de la méthode de Von Neumann . . . . .	57
2.4	Coordonnées sphériques d'un point de l'espace. . . . .	59
2.5	Illustration de l'équation de rendu . . . . .	60
2.6	Illustration d'une action en potentiel (équation de potentiel) . . . . .	61
2.7	Notion d'angle solide . . . . .	63
2.8	Géométrie entre deux surfaces de la scène : angle solide d'une surface projetée à une distance $d$ . . . . .	65
2.9	Géométrie entre deux surfaces de la scène : facteur géométrique dû à l'inclinaison de la surface réceptrice par rapport à la direction d'inci- dence. . . . .	66
2.10	Contribution d'un trajet avec l'algorithme MCS. . . . .	68
2.11	Algorithme MCS avec la technique NEE. . . . .	68
2.12	Algorithme MCS avec les techniques NEE et MCP. . . . .	70
2.13	Résultat de l'échantillonnage des directions représentées sur une sphère unité : (a) échantillonnage uniforme avec $p(\omega)=1/2\pi$ ; (b) échantillon- nage d'importance en cosinus avec $p(\omega)=\cos\theta/\pi$ . . . . .	72
2.14	Barry-A : comparaison des résultats de simulations des méthodes MCS avec $N = 10^7$ et radiosité avec $N_{div} = 26$ . . . . .	73
2.15	Étude de la convergence de : (a) la méthode de radiosité; (b) l'algo- rithme MCS sur la scène Barry-A avec $r=4$ . . . . .	76
2.16	Étude comparative du (a) temps de calcul de l'algorithme MCS avec la méthode de radiosité (b) gain en temps de calcul de MCS par rapport à la méthode de radiosité sur la scène Barry-A avec $r = 4$ . . . . .	77
2.17	Résultats de comparaison entre les algorithmes MCS, MMCA et PTA. . . . .	78
2.18	Résultat du temps de calcul de l'algorithme MCS avec et sans NEE en fonction du nombre de réflexions pour la scène Barry-A avec $N = 5 \times 10^5$ . . . . .	79
2.19	Comparaison entre l'échantillonnage uniforme et l'échantillonnage d'im- portance en cosinus avec MCS et $k \leq 10$ . . . . .	80
2.20	Contribution d'un trajet avec l'algorithme MCG. . . . .	80
2.21	Algorithme MCG avec la technique NEE. . . . .	82
2.22	Algorithme MCG avec les techniques NEE et MCP. . . . .	82
2.23	Illustration de l'échantillonnage par rejet des directions avec l'algo- rithme MCG. . . . .	83
2.24	Comparaisons des résultats de simulation de MCS, MCG et radiosité sur la scène Barry-A. . . . .	84
2.25	Étude comparative de la convergence de (a) la méthode de radiosité (b) l'algorithme MCG sur la scène Barry-A avec $r = 4$ . . . . .	85
2.26	Étude comparative du (a) temps de calcul de l'algorithme MCG avec la méthode de radiosité (b) gain en temps de calcul de MCS par rapport à la méthode de radiosité sur la scène Barry-A avec $r = 4$ . . . . .	86
2.27	Résultats de comparaison entre les algorithmes MCG, MMCA et PTA. . . . .	87
2.28	Contribution d'un trajet bidirectionnel avec l'algorithme MCB. . . . .	88
2.29	Résultats des réponses impulsionnelles calculées par les algorithmes MCS, MCG et MCB. . . . .	91
2.30	Résultats de comparaison entre les algorithmes MCS, MCG et MCB. . . . .	91

3.1	Illustration (a) d'un échantillonnage direct avec MC et (b) un échantillonnage MCMC. . . . .	96
3.2	Illustration de l'échantillonnage d'une fonction $f(x)$ avec des (a) grandes mutations, (b) petites mutations. . . . .	99
3.3	Échantillonnage des (a) directions (b) chemins en utilisant des petites mutations (trait bleu) <i>vs.</i> des grandes mutations (trait rouge). . . . .	101
3.4	Illustration des cas particuliers : (a) intersection du domaine d'échantillonnage des petites mutations avec le plan de la surface de réflexion ; (b) intersection du domaine d'échantillonnage des petites mutations avec le cône formé par le FOV du récepteur. . . . .	102
3.5	Convergence du facteur de normalisation sur la scène Barry-A. . . . .	103
3.6	Taux de rejet pour les scènes Barry-A et Kahn-A avec $1 \leq k \leq 10$ . . . . .	104
3.7	Illustration de l'impact de la méthode EV sur le résultat de l'algorithme MCMCS pour la scène Kahn-A avec $k \leq 10$ et $N = 5 \times 10^5$ . . . . .	105
3.8	Cas d'étude MC <i>vs.</i> MCMC. . . . .	107
3.9	Distributions des points de réflexion. . . . .	107
3.10	Distributions des points de réflexion sur la scène Barry-A, en utilisant MCMCS. . . . .	108
3.11	Étude paramétrique selon $\Theta$ , sur la scène Barry-A en utilisant MCMCS avec $r = 8$ , $p_L = 0.1$ et $N = 5 \times 10^5$ . . . . .	110
3.12	Contributions $\hat{h}^{(k)}$ de la réponse impulsionnelle, obtenu sur la scène Barry-A, avec $k$ variant de 1 à 5 réflexions (de haut en bas). . . . .	111
3.13	Réponse impulsionnelle $\hat{h}(t)$ obtenue avec la scène Barry-A et $r = 10$ . . . . .	112
3.14	Réponses impulsionnelles $\hat{h}(t)$ obtenues avec $r = 10$ sur les scènes (a) Kahn-A (b) Kahn-B et (c) Kahn-C. . . . .	113
3.15	Comparaison de l'erreur relative associée aux différents algorithmes avec $r = 10$ et $N = 5 \times 10^5$ sur la scène Barry-A. . . . .	114
3.16	Comparaison de l'erreur relative associée aux différents algorithmes avec $r = 10$ et $N = 5 \times 10^5$ sur les scènes (a) Kahn-A (b) Kahn-B et (c) Kahn-C. . . . .	115
4.1	Densité cumulative de la puissance reçue normalisée, en fonction du nombre de réflexions, pour les 4 scènes de test. . . . .	121
4.2	Illustration de l'intervalle de confiance pour la scène Kahn-A avec $c = 5\%$ . . . . .	122
4.3	Performances des algorithmes sur la scène Barry-A . . . . .	123
4.4	Performances des algorithmes sur la scène Kahn-A . . . . .	124
4.5	Performances des algorithmes sur la scène Kahn-B . . . . .	125
4.6	Performances des algorithmes sur la scène Kahn-C. . . . .	125
4.7	Comparaison du temps de calcul entre les deux versions de l'algorithme MCMCG : avec et sans MCP, en fonction du nombre d'émetteurs. . . . .	127
4.8	Comparaison du temps de calcul entre MCMCS et MCMCG en fonction du nombre de récepteurs. . . . .	127
4.9	Scénario de simulation des modèles d'émetteurs. . . . .	128
4.10	Distributions de gain du canal des trois modèles d'émetteurs. . . . .	129
4.11	Impact de la nature des murs sur le gain du canal. . . . .	130

---

4.12	Impact de la nature du sol sur le gain du canal. . . . .	131
4.13	Impact de la nature du plafond sur le gain du canal. . . . .	131
4.14	Scénario de simulation. . . . .	133
4.15	Modèle 3D du corps humain. . . . .	134
4.16	Les 13 orientations du récepteur tenu par le corps. . . . .	134
4.17	Caractéristiques de réflexion de certains types de peau et de vêtements. . . . .	135
4.18	Distribution du gain du canal pour les trois configurations A(6,13), B(6,13) et C(6,13). . . . .	136
4.19	Taux d'erreurs binaires (TEB) en fonction du SNR cible ( $SNR_0$ ) pour une modulation OOK-NRZ. optique sans fil. . . . .	137
4.20	Signaux OOK-NRZ. . . . .	137
4.21	Probabilités de coupure des trois configurations A(6,13), B(6,13) et C(6,13) avec $R_b = 1\text{Mbps}$ et $R_b = 350\text{Mbps}$ . . . . .	138
4.22	Résultats comparatifs de l'impact de l'orientation du récepteur avec $R_b = 1\text{Mbps}$ . . . . .	139
4.23	Résultats comparatifs de l'impact de l'orientation du récepteur avec $R_b = 350\text{Mbps}$ . . . . .	139
4.24	Probabilités de coupure des trois configurations A(6,1), B(6,1) et C(6,1) avec $R_b = 1\text{Mbps}$ et $R_b = 350\text{Mbps}$ . . . . .	140
4.25	Résultats comparatifs de l'impact de l'orientation du corps avec $R_b =$ $1\text{Mbps}$ . . . . .	141
4.26	Résultats comparatifs de l'impact de l'orientation du corps avec $R_b =$ $350\text{Mbps}$ . . . . .	141
4.27	Scènes de test en version détaillée. . . . .	142
4.28	Scènes de test A et B, sans mobilier. . . . .	143
4.29	Probabilités de coupure de la scène-A avec et sans mobilier. . . . .	143
4.30	Probabilités de coupure de la scène-B avec et sans mobilier. . . . .	143
4.31	Modèles (a) 2D basique [137] et (b) 3D simplifié du corps humain. . . . .	144
4.32	Illustration de la simplification des scènes de test. . . . .	147
4.33	Probabilités de coupure des scènes A1, A2 et A3 avec (a) $R_b = 1\text{Mbps}$ et (b) $R_b = 350\text{Mbps}$ . . . . .	148
4.34	Probabilités de coupure des scènes B1, B2 et B3 avec (a) $R_b = 1\text{Mbps}$ et (b) $R_b = 350\text{Mbps}$ . . . . .	149





# Liste des tableaux

1.1	Liste non exhaustive de matériaux se trouvant dans les environnements intérieurs [61, 65, 88–90, 95, 121]. . . . .	49
1.2	Configurations de nos scènes de test. . . . .	50
2.1	Barry-A : puissance reçue $\Phi$ ( $\mu W$ ) après convergence. . . . .	74
2.2	Comparaison des méthodes PTA, MMCA et MCS. . . . .	78
2.3	Comparaison des méthodes d'échantillonnage. . . . .	79
2.4	Taux de rejet en fonction du FOV du récepteur. . . . .	84
2.5	Comparaison des méthodes PTA, MMCA et MCG. . . . .	87
2.6	Comparaison de l'erreur relative de l'estimation sur la scène Barry-A entre $MCB^1(s = 5, t = 5, N = 5 \times 10^5)$ , $MCB^2(s = 10, t = 10, N = 2.5 \times 10^5)$ , $MCS(r = 10, N = 5 \times 10^5)$ et $MCG(r = 10, N = 5 \times 10^5)$ . . . . .	90
3.1	Erreur relative de l'estimation sur les scènes Barry-A et Kahn-A en utilisant MCMCS avec et sans EV, avec $r = 10$ et $N = 5 \times 10^5$ . . . . .	106
3.2	Comparaison des différents algorithmes sur les 4 scènes de test avec $N = 5 \times 10^5$ . . . . .	112
4.1	Configurations de la scène-A. . . . .	145
4.2	Configurations de la scène-B. . . . .	146

# SIMULATION DU CANAL OPTIQUE SANS FIL

## APPLICATIONS AUX COMMUNICATIONS OPTIQUES SANS FIL

**Résumé.** — Le contexte de cette thèse est celui des technologies de communications optiques sans fil pour des applications en environnements indoor. Pour discuter des performances d'une liaison optique sans fil, notamment la qualité de service garantie, il est nécessaire d'établir une étude caractéristique du comportement du canal de propagation d'ondes optiques. Cette étude passe par l'étape de la mesure ou de l'estimation par la simulation de la réponse impulsionnelle du canal. Après avoir décrit la composition d'une liaison optique sans fil et passé en revue les méthodes de simulation existantes, nous présentons nos nouveaux algorithmes de simulation du canal optique sans fil dans des environnements réalistes, en nous intéressant à leurs performances en terme de précision et leur complexité en terme de temps de calcul par rapport aux solutions existantes. Ces nouvelles méthodes sont basées sur la résolution des équations de transport de la lumière par les techniques de lancer de rayons associées aux méthodes d'intégration stochastique de Monte Carlo. La version classique de ces dernières méthodes est à la base de trois algorithmes de simulations proposés. En utilisant une optimisation des méthodes de Monte Carlo classique par des chaînes de Markov, nous présentons ensuite deux autres algorithmes. Un bilan des performances de ces algorithmes de simulation est établi dans des scénarios mono et multi-antennes. Finalement, nous appliquons nos algorithmes pour la caractérisation de l'impact de l'environnement de simulation sur les performances d'une liaison optique sans fil, dans le cas d'une communication par lumière visible, à savoir les modèles d'émetteurs (théoriques ou expérimentaux), les matériaux de revêtement des surfaces, l'obstruction du corps de l'utilisateur et sa mobilité, et la géométrie de la scène de simulation.

**Mots clés :** Communication sans fil; canal optique sans fil; simulation; lancer de rayons; méthode de Monte Carlo; chaîne de Markov; MCMC; réflexion optique; probabilité de coupure; équation de transport de la lumière.

---

# OPTICAL WIRELESS CHANNEL SIMULATION

## APPLICATIONS TO OPTICAL WIRELESS COMMUNICATIONS

**Abstract.** — The context of this PhD thesis falls within the scope of optical wireless communication technologies for applications in indoor environments. To discuss the performance of an optical wireless link, such as guaranteed quality of service, it is necessary to establish a characteristic study of the behavior of the optical wave propagation channel. This study can be realized by measurement or by the simulation of the channel impulse response. After describing the composition of an optical wireless link and reviewing existing simulation methods, we present our new simulation algorithms of optical wireless channel in realistic environments by focusing on their performances in terms of accuracy and their complexity in terms of computation time compared to existing solutions. These methods are based on solving the light transport equations by ray-tracing techniques associated with stochastic Monte Carlo integration methods. The classical version of the latter methods is the basis of three proposed simulation algorithms. By applying an optimization of classical Monte Carlo methods using Markov Chain, we present two new algorithms. A performance assessment of our simulation algorithms is established in mono and multi-antenna scenarios of our simulation algorithms. Finally, we present the application of these algorithms for characterizing the impact of the simulation environment on the performances of an optical wireless link, in the case of a visible light communication. We particularly focus on the transmitter model (theoretical or experimental), surface coating materials, obstruction of the user's body and its mobility, and the geometry of the simulation scene.

**Keywords:** Wireless communication; optical wireless channel; simulation; ray-tracing; Monte Carlo method; Markov chain; MCMC; optical reflection; outage probability; light transport equation.