



HAL
open science

Estimation de la visibilité météorologique par caméras routières

Raouf Babari

► **To cite this version:**

Raouf Babari. Estimation de la visibilité météorologique par caméras routières. Traitement du signal et de l'image [eess.SP]. UNIVERSITE PARIS EST, 2012. Français. NNT : . tel-00851176

HAL Id: tel-00851176

<https://theses.hal.science/tel-00851176>

Submitted on 12 Aug 2013

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.



IFSTTAR

INSTITUT FRANÇAIS
DES SCIENCES
ET TECHNOLOGIES
DES TRANSPORTS,
DE L'AMÉNAGEMENT
ET DES RÉSEAUX

Thèse de doctorat

Soutenue le 11 avril 2012

Estimation de la visibilité météorologique par caméras routières

par **Raouf Babari**

en vue de l'obtention du titre de docteur de
l'Université Paris-Est dans le cadre de
l'école doctorale n°532 – MSTIC

Structure de recherche d'accueil : IM - LEPSIS

Estimation de la visibilité météorologique par caméras routières

THÈSE

présentée et soutenue publiquement le 11 avril 2012

pour l'obtention du

Doctorat de l'Université Paris-Est

Spécialité : Traitement du Signal et des Images

par

Raouf BABARI

Composition du jury

<i>Président :</i>	Jack-Gérard Postaire	Université Lille 1
<i>Rapporteurs :</i>	Abdelaziz Benshaïr	INSA Rouen
	Thierry Château	Université Blaise Pascal Clermont-Ferrand
<i>Examineurs :</i>	Pierre Charbonnier	LRPC Strasbourg
	Nicolas Hautière	IFSTTAR
	Nicolas Paparoditis	IGN
	Jacques Parent Du Chatelet	Météo France

Remerciements

Ce travail de recherche a été effectué au sein de l'Institut Français des Sciences et Technologie des Transports, de l'Aménagement et des Réseaux (IFSTTAR). Ce travail est une collaboration entre le LEPSIS, mon laboratoire d'accueil, et Météo-France qui a financé en partie ce travail.

Je remercie en premier lieu sa directrice, Hélène Jacquot-Guimbal, de m'avoir permis d'intégrer son laboratoire et de m'avoir très vite donné les moyens de réussir mon entreprise. Je remercie Didier Aubert et Michel Bry, directeurs successifs du LEPSIS, pour leur confiance.

Je remercie Jack-Gérard Postaire d'avoir accepté de présider mon jury de thèse. Je remercie Abdelaziz Bensrhair et Thierry château pour l'intérêt qu'ils ont porté à mon travail en acceptant d'en être rapporteurs. Je remercie Pierre Charbonnier et Jacques Parent du Chatelet pour l'honneur qu'ils m'ont fait de participer à mon jury de thèse. Je remercie Nicolas Paparoditis, mon directeur de thèse, de m'avoir encadré avec efficacité et enthousiasme ces trois dernières années. Il a toujours su me prodiguer des conseils justes et précis qui m'ont permis d'avancer très vite dans mes travaux.

Je remercie tout particulièrement Nicolas Hautière et Eric Dumont mes encadrants scientifiques, qui au quotidien m'ont accompagné dans ce travail tout en me laissant une très grande autonomie dans mon travail. Leur soutien et leur écoute permanents ont été pour moi un véritable atout.

Je remercie Fabrice Zhangui de Météo-France pour son aide durant l'instrumentation du site d'observation de Trappes ainsi que Christophe merlier pour son suivi, Jean-Pierre Papelard de l'IGN pour son aide durant le calibrage du site et pour les données 3D, Alain brus pour son aide et sa disponibilité durant les expériences dans le laboratoire de photométrie. Je remercie également Roland Brémond, Jean-Phillipe Tarel, et Jean-michel Auberlet pour les nombreuses discussions que nous avons eues durant ces trois ans.

Il serait trop long d'énumérer toutes les personnes qui ont contribué de près ou de loin à la réussite de ce mémoire, mais je tiens à remercier l'ensemble de mes collègues de l'IFSTTAR et plus particulièrement ceux avec qui j'ai tissé des liens d'amitié.

Enfin mes dernières pensées vont à l'ensemble de ma famille qui m'a toujours encouragé et soutenu.

Raouf

Table des matières

Table des figures	vii
--------------------------	------------

Liste des tableaux	ix
---------------------------	-----------

Introduction générale	1
------------------------------	----------

1	Enjeux économiques et sociétaux	1
1.1	Sécurité routière	1
1.2	Exploitation des infrastructures de transport	2
1.3	Environnement et santé	3
1.4	Prévision météorologique	3
2	Problématique	6
3	Organisation du mémoire	6

1 Lois et outils pour la visibilité	
--	--

1.1	Rappels sur la réduction de la visibilité	10
1.1.1	Estimation humaine de la visibilité	10
1.1.2	Phénomènes atmosphériques réduisant la visibilité	10
1.2	Diffusion par l'atmosphère	11
1.2.1	Diffusion par une particule	11
1.2.2	Diffusion par l'atmosphère	12
1.3	Effets sur la vision	14
1.3.1	Loi de Beer-Lambert : extinction du flux lumineux	14
1.3.2	Loi d'Allard : extinction de l'éclairement d'une source	14
1.3.3	Loi de Koschmieder : modification de la luminance d'un objet	14
1.3.4	Loi de Duntley : modification du contraste d'un objet	15
1.4	Définitions des descripteurs de la visibilité dans l'atmosphère	16

1.4.1	La portée optique météorologique (POM)	16
1.4.2	Visibilité météorologique (V_{met})	17
1.4.3	Portée visuelle de piste (PVP)	17
1.4.4	Visibilité mobilisée (V_{mob})	18
1.5	Techniques de mesure de la visibilité météorologique	19
1.5.1	Le transmissomètre	20
1.5.2	Le diffusomètre	20
1.6	Limitations des instruments de mesure optique	22
1.6.1	Positionnement et installation	22
1.6.2	Calibrage et maintenance	23
1.6.3	Sources d'erreur	24
1.7	Conclusion du chapitre	24

2 Travaux antérieurs : méthodes fondées sur les caméras

2.1	Rappels de photométrie	26
2.1.1	Éclairage dans la scène	26
2.1.2	Modélisation de la réflexion dans la scène (BRDF)	28
2.1.3	Équation de transfert radiatif	30
2.2	Vision humaine et artificielle	31
2.2.1	Vision humaine	31
2.2.2	Vision artificielle	36
2.2.3	Calibrage géométrique et radiométrique des caméras	38
2.3	Contrastes dans l'image	41
2.3.1	Contraste local	41
2.3.2	Contraste global	43
2.4	Méthodes d'estimation de la visibilité météorologique de jour	44
2.4.1	Méthodes locales	45
2.4.2	Méthodes globales	48
2.4.3	Évaluation qualitative des méthodes existantes	49
2.5	Conclusion du chapitre	51

3 Recueil et exploitation de données expérimentales

3.1	Recueil de données expérimentales	54
3.1.1	Description du site expérimental	54
3.1.2	Acquisition d'images	56

3.1.3	Acquisition de données de visibilité	57
3.1.4	Acquisition de données de luminance	57
3.1.5	Description des données acquises	58
3.2	Exploitation des données expérimentales	59
3.2.1	Principe	59
3.2.2	Exemple de mise en œuvre	60
3.3	Conclusion du chapitre	61

4 Proposition d'un indicateur robuste de la visibilité

4.1	Contraste des surfaces lambertiennes	64
4.1.1	Contraste dans la scène	64
4.1.2	Gradient normalisé dans l'image	65
4.2	Classification des surfaces lambertiennes dans la scène	65
4.2.1	Principe	65
4.2.2	Modélisation	66
4.2.3	Calcul de la carte de confiance des surfaces lambertiennes	71
4.3	Indicateur robuste de la visibilité	74
4.3.1	L'indicateur de la visibilité E^L	74
4.3.2	Comparaison qualitative	74
4.4	Conclusion du chapitre	75

5 Fonction de réponse entre l'indicateur robuste et la visibilité

5.1	Fonction de réponse	78
5.1.1	Définition	78
5.1.2	Ajustement de la courbe	79
5.1.3	Inversion du modèle ajusté	80
5.1.4	Calcul de l'erreur	80
5.1.5	Méthodologie	81
5.2	Approche empirique	82
5.2.1	Choix de la fonction de réponse	82
5.2.2	Ajustement de la fonction de réponse	82
5.2.3	Ajustement pondéré	87
5.3	Approche fondée sur la connaissance de la scène	90
5.3.1	Interprétation de l'indicateur de visibilité	90
5.3.2	Distribution inconnue des profondeurs dans l'image	91

Table des matières

5.3.3	Distribution supposée des profondeurs dans l'image	93
5.3.4	Distribution estimée des profondeurs dans l'image	96
5.3.5	Évaluation et bilan des différentes méthodes	103
5.4	Estimation de la visibilité sans données de référence	109
5.4.1	Sans luminancemètre (bilan)	109
5.4.2	Sans visibilimètre (perspective)	112
5.5	Conclusion du chapitre	113

6 Conclusion générale

A Analogie capacité et réponse du profil de contraste
--

B Production scientifique au cours de la thèse

Table des figures

1	Potentiel des réseaux de caméras routières	5
1.1	Diffusion de la lumière par les particules	13
1.2	Diminution du contraste par l'atmosphère	16
1.3	V_{met} et V_{mob}	19
1.4	Fonctionnement d'un transmissomètre	20
1.5	Fonctionnement d'un diffusomètre (I)	21
1.6	Fonctionnement d'un diffusomètre (II)	21
2.1	Illustration des grandeurs caractéristiques de l'éclairage	27
2.2	Illustration des différents types de réflexion	29
2.3	Schéma en coupe de l'anatomie de l'œil humain	32
2.4	Sensibilité spectrale des cellules du système visuel humain	32
2.5	Contraste d'un objet noir sur fond gris	33
2.6	Seuil de la perception en fonction de l'intensité : loi de Weber	34
2.7	La fonction de sensibilité au contraste	35
2.8	Principe du filtre de Bayer	37
2.9	Réponses de capteurs CCD et CMOS vs. celle de l'œil humain	38
2.10	Modèle sténopé de formation d'une image	39
2.11	Configuration géométrique fondée sur le monde plan	40
2.12	Méthodes locales proposées par [Hautière <i>et al.</i> , 2008]	46
2.13	Corrélation par blocs entre visibilité et contraste [Xie <i>et al.</i> , 2008]	46
2.14	Méthode locale proposée par [Bäumer <i>et al.</i> , 2008]	47
2.15	Méthode globale proposée par [Hallowell <i>et al.</i> , 2007]	48
2.16	Méthode globale proposée par [Luo <i>et al.</i> , 2005]	49
3.1	Vue aérienne du site de Trappes et position des points d'intérêts	54
3.2	Illustrations de (a) la position de la caméra et (b) la visée de la caméra	55
3.3	Image acquise par la caméra avec les différents points d'intérêt	55

Table des figures

3.4	Caméra utilisée pour les acquisitions	56
3.5	Images de Trappes par différentes conditions de visibilité	56
3.6	Le diffusomètre de Météo France	57
3.7	Le luminancemètre de Météo France	58
3.8	Base de données MATILDA	59
3.9	Images du site de Trappes	61
3.10	Valeur du coefficient R^2 en variant le seuil de gradient	62
4.1	Les composantes de la problématique de télédétection	66
4.2	Géométrie du modèle de ciel de Perez	68
4.3	Variation de la luminance de ciel sur 3 jours	71
4.4	Profil de luminance d'un élément de ciel	72
4.5	Carte de confiance lambertienne	73
4.6	Indicateur de la visibilité E	75
4.7	Indicateur de la visibilité E^L	76
5.1	Régression linéaire justifiant le modèle logarithmique	83
5.2	Ajustement fondé sur le module du gradient dans toute l'image	84
5.3	Ajustement fondé sur le gradient dans les zones lambertiennes	85
5.4	Ajustement sur les faibles visibilités	87
5.5	Ajustement robuste et robuste pondéré	88
5.6	Simulation de la réponse fondée sur une distribution uniforme	92
5.7	Fonctions de réponse selon la distribution des profondeurs dans la scène	95
5.8	Carte de profondeur estimée à l'aide de deux images de brouillard	97
5.9	Histogramme des distances obtenu avec des images	99
5.10	Calibrage géométrique de la caméra de Trappes	101
5.11	Modèle 3D de l'environnement de Trappes	101
5.12	Carte de profondeur dense de la caméra de Trappes	102
5.13	Histogramme des distances obtenu avec un modèle 3D	102
5.14	Ajustement du modèle fondé sur une distribution uniforme	104
5.15	Ajustement du modèle fondé sur une distribution exponentielle	105
5.16	Distances de visibilité météorologique estimées vs. mesurées	106
5.17	Ajustement amélioré du modèle basé sur une distribution exponentielle	107
5.18	Ajustement obtenu avec le modèle sinusoïdal de luminance du ciel	110
A.1	Analogie entre la charge d'un condensateur et le contraste	120

Liste des tableaux

1.1	Composition de l'atmosphère selon la visibilité	11
1.2	Fonction de phase de Henyey-Greenstein	12
1.3	Fréquence d'atterrissage en fonction de la PVP sur un aéroport	18
2.1	Eclairement produit par différentes sources lumineuses	28
5.1	Précision de l'approche empirique	86
5.2	Précision du modèle empirique avec et sans pondération	88
5.3	Erreur relative de l'estimation de la distance de visibilité (I)	108
5.4	Erreur relative moyenne de l'estimation de la distance de visibilité (II)	111

Introduction générale

Les transports, quel que soit leur mode (aérien, maritime ou routier), font partie des activités humaines sur lesquelles les conditions météorologiques exercent une influence significative, voire critique. C'est la raison pour laquelle il est important de pouvoir connaître, si possible à l'avance, certains paramètres atmosphériques influents. Dans ce contexte, l'observation de la visibilité météorologique constitue un problème à la fois important en termes d'enjeux et difficile en termes de réalisation.

1 Enjeux économiques et sociétaux

La sécurité routière, l'efficacité des infrastructures de transport ainsi que l'environnement et la santé font partie des principaux enjeux concernés par la visibilité météorologique.

1.1 Sécurité routière

La réduction de la visibilité constitue un problème de sécurité routière, qu'elle soit due à la poussière, à la fumée ou au brouillard. Les tempêtes de poussière peuvent ainsi causer des carambolages dramatiques en réduisant la visibilité à zéro. De tels phénomènes se déclenchent dans les zones agricoles sèches sujettes à l'érosion, telle que la route I-5 de la vallée San Joaquin en Californie, sur laquelle un carambolage impliquant 164 véhicules a tué 17 personnes et en a blessé 151 [Pauley *et al.*, 1996], ou encore l'autoroute A19 en Allemagne, où un carambolage impliquant 82 véhicules a tué 8 personnes et en a blessé 100 [Hunfeld *et al.*, 2011]. La fumée produite par les usines ou les incendies à proximité des routes peut également réduire la visibilité de manière drastique [Abdel-Aty *et al.*, 2011]. Les accidents par temps de brouillard sont quant à eux plus graves que la moyenne [Abdel-Aty *et al.*, 2011]. D'après la NOAA [Whiffen *et al.*, 2004], les États Unis connaissent chaque année près de 700 décès dans des accidents causés par le brouillard, caractérisé par une visibilité inférieure à 400 m

(1/4 mile). La France subit ce problème avec la même ampleur, en proportion de son nombre d'habitants, avec plus de 100 morts liées à la visibilité réduite sur la route chaque année. Le brouillard génère donc des problèmes d'une importance significative et comparable sur les routes nord-américaines et françaises. La combinaison du brouillard et de la fumée est encore pire, causant des carambolages tels que celui de l'A10 près de Coulombiers en 2002, qui a impliqué 58 véhicules, tuant 8 personnes et en blessant 40. Même si ces deux phénomènes diffèrent dans leurs origines, leur effet combiné est exponentiel, réduisant localement la visibilité à zéro. Et il faut souligner que la solution à ce problème ne réside pas simplement dans une meilleure détection des conditions de faible visibilité, mais tient plutôt dans la réponse des conducteurs à la présence de brouillard lorsqu'elle est détectée.

De fait, les conducteurs adoptent souvent des comportements inappropriés par temps de brouillard (e.g. interdistances réduites, temps de réaction altérés), comportements dont il est difficile de comprendre les origines [Kang *et al.*, 2008]. Plusieurs contre-mesures ont été imaginées et testées pour atténuer les conséquences d'une réduction critique de la visibilité [Shepard, 1996]. Les vallées californiennes de San Joaquin et de Sacramento fournissent un environnement idéal pour réaliser ce genre de test, en raison du phénomène connu par les riverains sous le nom de « Tule Fog ». Dans la région de Stockton, le ministère des transports californiens exploite un système d'alerte automatisé (CAWS pour Caltrans Automated Warning System) composé de stations météorologiques et de visibilimètres installés en bord de route pour détecter le brouillard [Mac Carley, 2005]. Sur une section d'une vingtaine de kilomètres le long de la route nationale 99, Caltrans a récemment déployé un système baptisé « Fog Pilot », qui fait appel à une instrumentation de haute technologie tous les 400 m (1/4 mile).

1.2 Exploitation des infrastructures de transport

En plus du problème de sécurité, la faible visibilité génère des délais et des interruptions dans les transports terrestres, mais également maritimes et aériens, que ce soit pour les passagers ou les biens. Sur les autoroutes, les carambolages créent des congestions de trafic exceptionnelles, qui obligent parfois le gestionnaire à fermer temporairement son réseau. Il n'est pas rare que les médias se fassent l'écho de tels événements. L'aéroport d'Heathrow, en Angleterre, a ainsi été bloqué 3 jours durant la période de Noël en 2006. De tels blocages ont naturellement des conséquences économiques

importantes [Pejovic *et al.*, 2009]. Selon Perry et Symons [Perry et Symons, 1991], le brouillard a coûté pendant l'année 1974 près de 120 millions de livres sterling (en coût 2010) sur les routes britanniques. Ce chiffre comprend le coût des traitements médicaux, celui des dégâts matériels subis par les véhicules et les biens, ainsi que le coût des services de secours, de police et d'assurance, mais il exclut le coût généré par les retards subis par les véhicules qui furent bloqués sans être directement impliqués dans les accidents.

1.3 Environnement et santé

En outre, la visibilité atmosphérique est liée aux questions environnementales. Il arrive qu'on cherche à la protéger pour des motifs esthétiques et paysagers qu'il est difficile de formaliser ou de quantifier. À part dans les parcs nationaux américains [Committee on Haze in National Parks and Wilderness Areas, 1993] ou dans les réglementations sur la publicité au bord des autoroutes, le fait de considérer la visibilité comme une ressource à protéger reste néanmoins exceptionnel.

Mais au-delà de l'aspect esthétique, la faible visibilité constitue également un symptôme de problèmes environnementaux, car elle est associée à la pollution [Hyslop, 2009]. De fait, le lien entre visibilité réduite et mortalité ayant été démontré [Thach *et al.*, 2010], la visibilité fournit un indicateur utile et une alternative à la surveillance des polluants lorsqu'il s'agit d'étudier les effets de la pollution de l'air ambiant sur la santé publique.

1.4 Prévision météorologique

Pour prévenir les problèmes de sécurité, de mobilité et de santé liés aux conditions de visibilité, il est essentiel de connaître la visibilité météorologique le plus précisément possible, et si possible avec un temps d'avance. La prévision météorologique à court terme (3h, voire 6h) appelée «prévision immédiate», permet de prévoir des événements locaux tels que des averses et des orages avec une précision raisonnable, ainsi que d'autres phénomènes dont la petite échelle est incompatible avec la résolution des modèles de calcul. Guidard et Tzanos [Guidard et Tzanos, 2007] ont montré que la combinaison de prévisions satellitaires de la couverture nuageuse et d'observations de la visibilité ou de l'humidité au sol permet de calculer une probabilité d'occurrence du brouillard.

Les instruments de mesure qui permettent d'observer la visibilité et d'alimenter les modèles de prévision sont malheureusement relativement rares, car réservés à des lieux spécifiques tels que les centres météorologiques et les aéroports. Mais même en incluant les stations météorologiques routières, la densité des points d'observation de la visibilité reste trop faible pour envisager la production de cartes de niveau de visibilité à une échelle compatible avec la nature locale des phénomènes responsables de la réduction de la visibilité.

C'est une des raisons pour lesquelles les météorologues se sont intéressés au potentiel d'observation des caméras, notamment sur les réseaux routiers.

Météo-France a ainsi testé l'utilisation de caméras pour l'observation météorologique. Une caméra a été installée sur la tour de contrôle dans l'aéroport de Cherbourg-Maupertus dans ce but ; les images, transmises sur une ligne spécialisée et acquises avec un logiciel dédié, permettent à des opérateurs humains d'observer le temps présent à distance. Dans une autre expérience, un réseau de trois caméras a été installé sur des aérodromes pour compléter l'observation humaine ; cette opération a été interrompue en raison du coût de la maintenance de ce réseau. Malgré les résultats d'une étude menée sur le site de Besançon ayant montré un désaccord entre observation directe et observation par caméra dans des conditions délicates telles que le brouillard, Météo-France a mis en place un site répertoriant les webcams de particuliers ou de gestionnaires routiers, pour que les services de prévision puissent observer les conditions météorologiques locales en temps-réel.

D'autres expériences ont été menées par des services météorologiques européens. En suisse, l'Office Fédérale de Météorologie et de Climatologie utilise pour la prévision et pour l'aéronautique un réseau de 26 caméras qui fournissent des images toutes les 10 minutes, que ce soit de jour ou de nuit (en utilisant une caméra infra-rouge). Le service météorologique allemand (DWD) a développé un système d'observation panoramique à l'aide d'une caméra équipée d'un objectif grand-angle visant vers le ciel et d'une caméra rotative visant l'horizon. Pour obtenir une image de l'horizon plus nette dans les situations de faible luminosité, le système moyenne plusieurs images successives. Le service météorologique finlandais (FMI) expérimente les caméras depuis une dizaine d'années. Leurs premiers systèmes, de type analogique, sont encore en service, mais les nouvelles installations sont entièrement numériques. Le service météorologique hongrois (OMSZ) complète les observations humaines à l'aide d'un réseau d'appareils photographiques de haute qualité, du type Reflex. Les images ainsi ac-

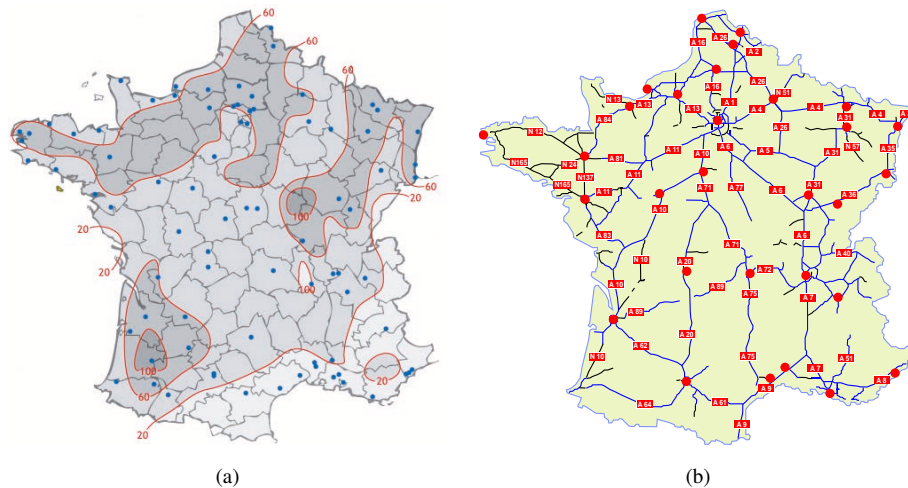


FIGURE 1 – Statistiques d’observation de la visibilité météorologique comparées au potentiel des réseaux de caméras : (a) nombre moyen de jours de brouillard observés en France entre 1971 et 2000. Les emplacements des stations météo qui collectent des données de visibilité sont représentées en bleu. (b) Le réseau routier principal est déployé sur le territoire entier et le potentiel de caméras disponibles pour évaluer la visibilité météorologique est de l’ordre de 1000.

quises permettent à des observateurs de classer la couverture nuageuse. Les appareils sont connectés en réseau et les images sont transmises à l’observateur par un protocole de transfert de données sans fil. Le service météorologique norvégien (DNMI) exploite quant à lui un réseau de six caméras basé sur des aéroports. Enfin, nous pouvons mentionner l’utilisation de caméras pour observer l’état de la mer sur certains navires.

Toutes ces expériences, que ce soit dans le domaine d’installation de caméras pour l’observation météorologique à distance ou bien le recueil des informations et des observations à l’aide de réseaux de capteurs, ont généré une certaine expertise dans ce domaine et ont conduit à une réduction de l’intervention humaine et de la maintenance des systèmes d’observation. Dans ce contexte, le potentiel des réseaux de vidéosurveillance existants a été identifié [Yvagnes et Brunier, 2011] et commence à être exploré par les instituts de météorologie. Les réseaux de caméras des exploitants routiers sont particulièrement intéressants car ils sont les plus denses et les mieux distribués à l’échelle du territoire, en France et dans de nombreux autres pays du monde (voir figure 1).

2 Problématique

L'objectif de la thèse est donc de proposer une méthode d'estimation de la distance de visibilité météorologique par analyse d'images numériques acquises par les caméras de vidéo-surveillance du trafic routier. Les paramètres qui influencent l'image sont nombreux : il y a la nature du site sur lequel la caméra est installée (nature et profondeur des surfaces dans la scène), il y a également les conditions d'éclairage et, bien entendu, les conditions atmosphériques, et il y a les caractéristiques de la caméra elle-même (position, optique, etc.). La diversité de ces paramètres est une des composantes du problème. Nous devons donc proposer une méthode robuste d'estimation de la visibilité météorologique, compatible avec les réseaux de caméras de vidéo-surveillance du réseau routier et stable face aux variations des différents paramètres.

3 Organisation du mémoire

Après avoir décrit le contexte technologique et les intérêts sociétaux de l'estimation de la visibilité, ainsi que le potentiel des caméras de vidéo-surveillance pour la mesure de la visibilité, nous présentons notre contribution en cinq chapitres.

Le chapitre 1 est consacré aux définitions des outils et lois pour la visibilité sur lesquelles s'appuient nos travaux. Nous définissons avec plus de précision la notion de visibilité météorologique, nous décrivons les mécanismes de diffusion de la lumière qui conduisent à sa réduction, et nous introduisons les lois physiques qui régissent ces phénomènes. Nous présentons ensuite les différents descripteurs de la visibilité météorologique, ainsi que le principe de fonctionnement et les limites des instruments qui permettent de mesurer ces descripteurs.

Dans le chapitre 2, nous établissons le lien entre visibilité et contraste, et nous présentons l'état de l'art en matière d'estimation de la visibilité par caméra. Nous rappelons tout d'abord les mécanismes de la vision humaine et de la vision artificielle, avant d'aborder la question de l'éclairage et des propriétés de réflexion des surfaces dans la scène. Ensuite, nous évoquons les différentes méthodes de calibrage des caméras, qui permettent d'extraire les caractéristiques photométriques (luminance) et géométriques (distance) de la scène à partir d'une image numérique. Nous terminons ce chapitre par une revue de littérature sur les méthodes d'estimation de la visibilité par caméra. Nous discutons leurs limitations et nous explicitons l'approche que nous avons choisi

de mettre en œuvre.

Le chapitre 3 présente l'instrumentation que nous avons mise en place afin de rassembler des données couplant image numérique, luminance du ciel et visibilité météorologique. Ces données sont rares et indispensables pour la recherche entreprise. Elles permettent en effet d'étudier la fonction de réponse du système d'observation considéré, qui lie contraste et visibilité, en fonction des conditions météorologiques et de l'éclairage. Nous exploitons la base de données exceptionnelle ainsi constituée pour mettre en évidence les limites actuelles des méthodes qui utilisent le contraste pour estimer la visibilité.

Dans le chapitre 4, nous proposons un nouvel indicateur robuste de la visibilité météorologique, également basé sur le contraste mais débarrassé des problèmes identifiés dans le chapitre précédent. Pour ce faire, nous exploitons les surfaces diffuses de la scène, dont nous montrons que le contraste est invariant face aux changements de l'éclairage. Nous proposons une méthode pour segmenter les pixels correspondant à des surfaces diffuses en utilisant le coefficient de détermination des variations temporelles du niveau de gris d'un pixel en fonction de la luminance du ciel. Nous montrons ensuite qu'il est possible d'utiliser un simple modèle sinusoïdal de variation de la luminance, issu d'un modèle de ciel, à la place des données de mesure. Pour finir, une comparaison qualitative nous permet de montrer l'intérêt de notre indicateur robuste par rapport à un indicateur classique.

Le chapitre 5 présente différentes approches pour établir la fonction de réponse du système d'observation considéré, c'est-à-dire la fonction qui lie l'indicateur robuste de la visibilité, basé sur le contraste des surfaces diffuses dans l'image de la scène, et la visibilité météorologique mesurée. Dans la première approche, nous proposons un modèle empirique de la fonction de réponse, qui ne demande aucune connaissance sur la scène. Dans la seconde approche, nous établissons le lien mathématique entre la distribution des contrastes et celles des profondeurs dans la scènes, ce qui nous conduit à différentes expressions analytiques de la fonction de réponse selon le degré de connaissance de la topographie de la scène. Nous illustrons cette approche statistique en extrayant la distribution des profondeurs de la scène de deux manières : à l'aide d'images dans différentes conditions de visibilité réduite, et à partir d'un modèle numérique de terrain. À chaque étape, nous quantifions la qualité de l'estimation de la visibilité en évaluant l'erreur relative entre les estimations et les données de ré-

férence. Le chapitre se conclut par des propositions sur la façon de calibrer la fonction de réponse sans recourir aux données de référence mesurées.

Dans la conclusion, nous résumons notre contribution à l'estimation de la visibilité météorologique par caméras routières, et nous proposons des perspectives.

1

Lois et outils pour la visibilité

Sommaire

1.1	Rappels sur la réduction de la visibilité	10
1.1.1	Estimation humaine de la visibilité	10
1.1.2	Phénomènes atmosphériques réduisant la visibilité	10
1.2	Diffusion par l'atmosphère	11
1.2.1	Diffusion par une particule	11
1.2.2	Diffusion par l'atmosphère	12
1.3	Effets sur la vision	14
1.3.1	Loi de Beer-Lambert : extinction du flux lumineux	14
1.3.2	Loi d'Allard : extinction de l'éclairement d'une source	14
1.3.3	Loi de Koschmieder : modification de la luminance d'un objet	14
1.3.4	Loi de Duntley : modification du contraste d'un objet	15
1.4	Définitions des descripteurs de la visibilité dans l'atmosphère	16
1.4.1	La portée optique météorologique (POM)	16
1.4.2	Visibilité météorologique (V_{met})	17
1.4.3	Portée visuelle de piste (PVP)	17
1.4.4	Visibilité mobilisée (V_{mob})	18
1.5	Techniques de mesure de la visibilité météorologique	19
1.5.1	Le transmissomètre	20
1.5.2	Le diffusomètre	20
1.6	Limitations des instruments de mesure optique	22
1.6.1	Positionnement et installation	22
1.6.2	Calibrage et maintenance	23
1.6.3	Sources d'erreur	24

Introduction

Le présent chapitre présente les aspects physiques de l'estimation de la visibilité météorologique. Nous commençons par l'analyse du phénomène de diffusion de la lumière qui cause la réduction de visibilité. Nous traitons ensuite le lien entre ce phénomène et l'observation optique de la visibilité météorologique. Nous abordons enfin la modélisation des mécanismes de la vision dans l'atmosphère et la manière dont nous pouvons les exploiter pour estimer la visibilité météorologique en utilisant des caméras.

1.1 Rappels sur la réduction de la visibilité

1.1.1 Estimation humaine de la visibilité

La méthode traditionnelle pour estimer la visibilité météorologique est de faire appel à un observateur qui va exploiter des repères visuels plus ou moins lointains [Civiate et Mandel, 2008]. Toutefois, cette méthode est impraticable de nuit ou en l'absence de repères exploitables. De plus, l'observation humaine est naturellement subjective. L'estimation instrumentée de la distance de visibilité météorologique est donc souhaitable, ne serait-ce que pour automatiser et multiplier les observations. Néanmoins, aucun système de mesure automatique n'égale l'extraordinaire capacité d'adaptation des observateurs humains à l'évolution des conditions météorologiques. L'observation humaine demeure donc la référence.

1.1.2 Phénomènes atmosphériques réduisant la visibilité

La nature, la taille et la concentration des gaz et particules qui constituent l'atmosphère peuvent varier considérablement avec un impact déterminant sur la transparence de l'atmosphère, et par conséquent sur la visibilité. Les phénomènes atmosphériques responsables des variations de condition de visibilité dans l'atmosphère sont classifiés en météorologie successivement par ordre croissant de transparence (voir tableau 1.1) : brouillard, brume et atmosphère « claire ». Ces classes correspondent respectivement aux gammes de visibilité suivantes : 0 à 1 km, 1 km à 5 km et au delà de

5 km. Il existe également une classification particulière pour les transports terrestres [NFP99320, 1999] qui introduit une classe appelée brouillard routier correspondant à des visibilités inférieures à 400 m.

Phénomène météorologique	classe de visibilité	composition
Atmosphère claire	> 5 km	molécules de gaz
Brume	1 - 5 km	aérosols pollution
Brouillard	< 1 km	gouttelettes d'eau
Brouillard routier	< 400 m	gouttelettes d'eau

TABLE 1.1 – Composition de l'atmosphère selon la visibilité

1.2 Diffusion par l'atmosphère

La visibilité est directement impactée par les caractéristiques des particules constituant l'atmosphère : composition chimique, concentration et taille.

1.2.1 Diffusion par une particule

Lorsque la lumière interagit avec une particule de l'atmosphère, elle est absorbée ou diffusée. Selon [Kokhanovsky, 2008], la combinaison de ces deux phénomènes est appelée extinction. Le pouvoir d'extinction d'une particule dépend de sa nature chimique (par le biais de son indice de réfraction) et de sa taille. Il est décrit par l'efficacité d'extinction Q dont le calcul fait intervenir le paramètre de taille $\alpha = \frac{2\pi r}{\lambda}$ où λ est la longueur d'onde de la lumière et r est la taille de la particule (le rayon pour une particule sphérique). Nous distinguons trois modèles de calcul de la diffusion de la lumière selon le paramètre de taille α :

- $\alpha \ll 1$: diffusion de Rayleigh, pour les molécules de gaz et les petits aérosols ;
- $\alpha \approx 1$: diffusion de Mie, pour les gros aérosols et les gouttelettes d'eau ;
- $\alpha \gg 1$: optique géométrique, pour les gouttes d'eau et autres formes de précipitation (les grêlons, les flocons).

Pour l'observation de la visibilité météorologique, nous nous intéressons à la lumière visible (pour l'homme), c'est-à-dire à des longueurs d'onde proches de $\lambda \approx 550\text{nm}$ (+/- 250 nm). Nous pouvons donc nous affranchir du paramètre de taille α pour ne considérer que la taille r des particules diffusantes. Les différents types de

particules qui provoquent la diffusion de la lumière dans l'atmosphère sont énumérés suivant leurs tailles r [McCartney, 1976] :

- molécules gazeuses : $r_p \sim 10^{-4} \mu\text{m}$;
- aérosols : $r \sim 10^{-2} \mu\text{m}$;
- gouttelettes d'eau dans les nuages et les brouillards : $r \sim 10^{-1} \mu\text{m}$;
- cristaux de glace dans les nuages et brouillard : $r \sim 50 \mu\text{m}$;
- gouttes de pluie : $r \geq 100 \mu\text{m}$;
- neige, grêle : $r \geq 200 \mu\text{m}$;

La fonction de phase

Lorsqu'il interagit avec une particule, un rayon d'énergie lumineuse est dispersé dans toutes les directions selon une distribution appelée la fonction de phase. Il existe différents modèles de fonction de phase, tous à symétrie axiale autour de la direction incidente. La fonction de phase de Henyey-Greenstein est la plus couramment utilisée [Van De Hulst, 1981]. Elle est régie par l'équation suivante :

$$P(\cos \theta, q) = \frac{1 - q^2}{(1 + q^2 + 2q \cos \theta)^{3/2}} \quad (1.1)$$

θ est l'angle qui définit la direction de diffusion par rapport à la direction d'incidence et q est le facteur d'asymétrie [Nayar et Narasimhan, 1999]. Ce paramètre varie entre -1 pour la rétrodiffusion et 1 pour la diffusion avant. Pour une valeur nulle de q la diffusion est isotropique. Le tableau 1.2 indique des valeurs de q pour différentes conditions météorologiques.

Diffuseur	air	aérosols	brume	brouillard	pluie
q	0,0-0,2	0,2-0,7	0,7-0,85	0,85-0,9	0,9-1,0

TABLE 1.2 – Valeurs approximatives du facteur d'asymétrie q de la fonction de phase de Henyey-Greenstein pour différentes conditions de visibilité.

La figure 1.1 illustre plus généralement la forme de la fonction de phase pour différentes tailles de particules diffusantes.

1.2.2 Diffusion par l'atmosphère

Un élément de volume de l'atmosphère contient plusieurs particules, et peut donc être décrit par une distribution granulométrique, c'est-à-dire la répartition de la concen-

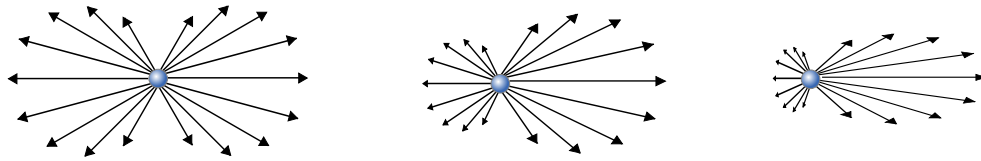


FIGURE 1.1 – Forme générale de la fonction de phase de particules de tailles différentes : diffusion de Rayleigh (gauche), diffusion de Mie pour des petites particules (milieu) et pour des grosses particules (droite). Le rayon incident arrive par la gauche.

tration en fonction de la taille des particules.

Coefficient d'extinction

Ces particules altèrent les rayons lumineux qui les traversent avec un effet d'extinction qui résulte de la diffusion et de l'absorption. La présence de polluants dans les zones industrielles, des cristaux de glace ou de poussières peuvent rendre le terme d'absorption significatif. La combinaison de l'absorption et de la diffusion est caractérisée par le coefficient d'extinction β^1 . Ce coefficient dépend de la concentration et de la taille des différentes particules dans l'atmosphère. Exprimé en m^{-1} , nous verrons qu'il est inversement proportionnel à la distance de visibilité météorologique. L'équation (1.2) exprime β en fonction de n_i , qui représente la concentration des différentes classes i de particules sphériques de rayon r_i , et de l'efficacité d'extinction Q_i de ces particules.

$$\beta = \pi \sum_i Q_i n_i r_i^2 \quad (1.2)$$

Épaisseur optique

Un volume d'atmosphère peut également être caractérisé par son épaisseur optique τ . Ce paramètre sans unité varie proportionnellement avec le coefficient d'extinction β et avec l'épaisseur d qui sépare un observateur d'une source lumineuse ou d'une cible, ou encore un émetteur d'un récepteur :

$$\tau = \beta d \quad (1.3)$$

1. Le coefficient d'extinction β est souvent noté k dans les ouvrages de météorologie

1.3 Effets sur la vision

La vision est naturellement perturbée par le phénomène d'extinction induit par la diffusion de la lumière. Les lois qui régissent ces perturbations sont largement utilisées dans tous les domaines qui touchent à l'observation à travers l'atmosphère [Dumont, 2002].

1.3.1 Loi de Beer-Lambert : extinction du flux lumineux

La loi de Beer-Lambert exprime l'atténuation du flux lumineux Φ_0 à la valeur de Φ en fonction de la distance d et du coefficient d'extinction β :

$$\Phi = \Phi_0 e^{-\beta d} \quad (1.4)$$

On déduit le facteur de transmission optique de l'atmosphère T , qui est le rapport du flux transmis et le flux émis.

$$T = \frac{\Phi}{\Phi_0} = e^{-\beta d} \quad (1.5)$$

1.3.2 Loi d'Allard : extinction de l'éclairement d'une source

La loi d'Allard est utilisée pour décrire la portée visuelle d'une source lumineuse. L'éclairement produit par cette source à une distance d s'exprime suivant l'équation (1.6).

$$E = \frac{I e^{-\beta d}}{d^2} \quad (1.6)$$

où I est l'intensité de la source lumineuse, β le coefficient d'extinction qui caractérise l'atmosphère, et d la distance d'observation de la source.

1.3.3 Loi de Koschmieder : modification de la luminance d'un objet

Koschmieder a calculé le voile lumineux produit par la diffusion de la lumière du jour dans l'atmosphère [Cozman et Krotkov, 1997, Koschmieder, 1924]. La luminance L d'une cible observée à une distance d est exprimée dans l'équation 1.7 en fonction de la luminance intrinsèque L_0 (luminance observée à très courte portée) de la cible,

de la luminance du ciel à l'horizon L_f , et du coefficient d'extinction β .

$$L = L_0 e^{-\beta d} + L_f (1 - e^{-\beta d}) \quad (1.7)$$

La luminance perçue par un observateur est le résultat de la somme de la luminance intrinsèque de l'objet atténuée par l'effet visuel d'extinction de l'atmosphère $L_0 e^{-\beta d}$ (Beer-Lambert) et du voile atmosphérique causé par la diffusion de la lumière naturelle $L_f (1 - e^{-\beta d})$.

Koschmieder est parvenu à cette loi très simple sur la base d'hypothèses fortes, rapportées par [Middleton, 1952]. Il considère notamment que : l'atmosphère est statique et uniforme, et contient un grand nombre de particules de petite taille ; la diffusion par chaque particule est indépendante des autres ; les éléments de volume diffusants sont considérés comme des sources ponctuelles dont l'intensité est proportionnelle à la concentration des particules ; la lumière se propage en ligne droite ; le ciel est sans nuages ; le sol est plan et diffus ; les dimensions de l'objet observé sont petites par rapport à la distance qui le sépare de l'observateur. Ces hypothèses ne s'appliquent pas dans tous les cas. Cependant, le modèle fournit une bonne approximation, ce qui explique qu'il soit très largement utilisé [Dumont, 2002].

1.3.4 Loi de Duntley : modification du contraste d'un objet

À partir de l'équation (1.7), [Duntley, 1948] a proposé une loi d'atténuation du contraste d'un objet observé selon une direction horizontale avec le ciel en arrière-plan :

$$C = \frac{|L - L_f|}{L_f} = C_0 e^{-\beta d} \quad (1.8)$$

où C désigne le contraste apparent à une distance d et C_0 le contraste intrinsèque de l'objet par rapport au ciel. Cette loi s'applique aux objets non lumineux.

Le contraste d'un objet par rapport au ciel est donc proportionnel au facteur de transmission de l'atmosphère, qui est lui-même une fonction exponentielle de la distance et du coefficient d'extinction. La figure 1.2 illustre la luminance d'un objet noir qui diminue exponentiellement à mesure que la distance d'observation augmente pour deux valeurs de β .

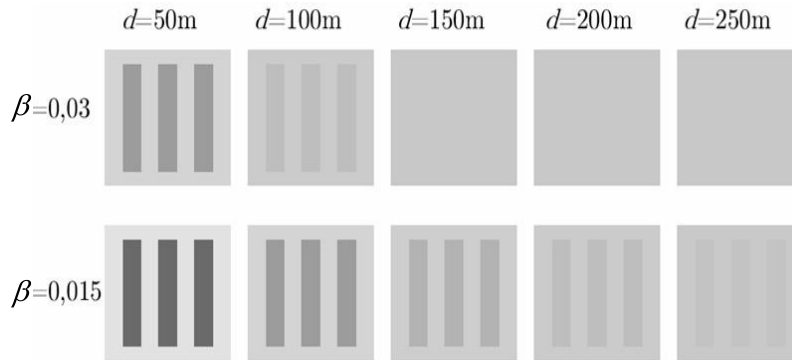


FIGURE 1.2 – Diminution du contraste par rapport au ciel d'un objet observé de jour, en fonction de la distance d et du coefficient d'extinction β de l'atmosphère.

1.4 Définitions des descripteurs de la visibilité dans l'atmosphère

Il existe différentes définitions de la visibilité dans l'atmosphère, dédiées à différents usages.

1.4.1 La portée optique météorologique (POM)

La portée optique météorologique (POM) est définie par l'Organisation Météorologique Mondiale (OMM) comme « la longueur du trajet que doit effectuer dans l'atmosphère un faisceau de rayons lumineux parallèles, émanant d'une lampe à incandescence, à une température de couleur de 2 700 K, pour que l'intensité du flux lumineux soit réduite à 0,05 fois sa valeur originale, le flux lumineux étant évalué au moyen de la fonction de luminosité photopique de la Commission Internationale de l'Eclairage (CIE) » [Civiate et Mandel, 2008].

Cette définition est fondée sur la loi de Beer-Lambert (1.4), qui relie la POM au coefficient d'extinction β :

$$\begin{cases} \Phi = \Phi_0 e^{-\beta \text{POM}} \\ \Phi = \Phi_0 0,05 \end{cases} \Rightarrow e^{-\beta \text{POM}} = 0,05 \Rightarrow \text{POM} \approx \frac{3}{\beta} \quad (1.9)$$

1.4.2 Visibilité météorologique (V_{met})

La CIE (Commission Internationale de l'Éclairage) a adopté un contraste de 5 % comme seuil pour la détection et la reconnaissance d'un objet par un observateur humain [CIE, 1987]. La distance de visibilité météorologique V_{met} est ainsi définie comme la plus grande distance à laquelle un objet noir ($C_0 = 1$) de dimension convenable peut être reconnu de jour sur fond de ciel :

$$\begin{cases} C = C_0 e^{-\beta V_{\text{met}}} \\ C_0 = 1 \end{cases} \Rightarrow e^{-\beta V_{\text{met}}} = 0,05 \Rightarrow V_{\text{met}} \approx \frac{3}{\beta} \quad (1.10)$$

La notion de la visibilité météorologique, comme la POM, est donc un moyen d'exprimer le coefficient d'extinction de l'atmosphère β en lien avec la perception visuelle d'une source lumineuse (POM) ou d'un objet sombre (V_{met}).

1.4.3 Portée visuelle de piste (PVP)

La portée visuelle de piste (PVP), *runway visual range* (RVR) en anglais, est la distance horizontale nécessaire à un pilote pour voir la signalisation sur la piste d'atterrissage. Cette distance est affectée par les conditions météorologiques et d'éclairage. L'Organisation Internationale de l'Aviation Civile (ICAO) exige que chaque aéroport soit capable de déterminer la PVP locale pour décider si l'atterrissage peut être effectué sans danger et, si nécessaire, limiter le rythme des atterrissages.

En conditions favorables, la PVP est déterminée par les marquages au sol ; elle correspond alors à la V_{met} . De nuit ou en cas d'atmosphère opaque, elle est déterminée par la visibilité des signaux lumineux ; elle est alors plus compliquée à calculer, car il faut faire intervenir la loi d'Allard (1.6) avec une valeur de seuil d'éclairement qui dépend de la luminance du ciel L_{ciel} :

$$e^{-\beta \text{PVP}} \frac{I_{\text{piste}}}{\text{PVP}^2} = E_{\text{seuil}}(L_{\text{ciel}}) \quad (1.11)$$

Dans l'équation (1.11), β s'obtient à partir de la POM mesurée par un visibilimètre d'après l'équation (1.9), $E_{\text{seuil}}(L_{\text{ciel}})$ est tabulé, et I_{piste} est fixée par les réglementations sur les sources lumineuses des pistes d'atterrissage. Nous pouvons alors obtenir l'expression de β :

$$\beta = \frac{3}{\text{POM}} = \frac{\log(I_{\text{piste}}/E_{\text{seuil}}(L_{\text{ciel}})) - 2 \log(\text{PVP})}{\text{PVP}} \quad (1.12)$$

Pour calculer la PVP, il faut donc résoudre l'équation suivante :

$$\log(I_{\text{piste}}/E_{\text{seuil}}(L_{\text{ciel}})) - 2\log(\text{PVP}) - 3\frac{\text{PVP}}{\text{POM}} = 0 \quad (1.13)$$

L'ICAO préconise un algorithme simple pour calculer la portée visuelle de piste (PVP) en utilisant les valeurs normalisées de l'intensité des balises lumineuses présentes sur les pistes d'atterrissage, couplées à des mesures de la POM et de la luminosité du ciel [Gardner, 2007].

1. Calculer la PVP en résolvant l'équation (1.13) en utilisant l'intensité lumineuse des sources de côté de piste. Si la PVP > 550 m alors c'est la valeur finale de la PVP. Sinon aller à l'étape suivante.
2. Calculer la PVP en résolvant l'équation (1.13) en utilisant l'intensité lumineuse des sources du milieu de piste. Si la PVP < 200 m alors c'est la valeur finale de la PVP. Sinon aller à l'étape suivante.
3. Si $200 \text{ m} < \text{PVP} < 550 \text{ m}$:
 - (a) Calculer la POM_{550} correspondant à la PVP = 550 m en utilisant l'intensité des sources de côté de piste dans l'équation (1.13).
 - (b) Calculer la POM_{200} correspondant à la PVP = 200 m en utilisant l'équation de l'intensité des sources du milieu de piste.
 - (c) Calculer α tel que $\text{POM} = \alpha\text{POM}_{550} + (1 - \alpha)\text{POM}_{200}$. La valeur finale est $\text{PVP} = 200 + 350\alpha$.

Dans ce cas la PVP permet de déterminer la fréquence d'atterrissage maximale autorisée, comme l'illustre le tableau 1.3 pour l'aéroport international de Birmingham.

classe de PVP	Fréquence d'atterrissage
PVP > 1 km	22 avions / h
PVP > 550 m	18 avions / h
PVP > 300 m	13 avions / h
PVP < 300 m	10 avions / h

TABLE 1.3 – Fréquence d'atterrissage en fonction de la PVP sur un aéroport.

1.4.4 Visibilité mobilisée (V_{mob})

La distance de visibilité mobilisée V_{mob} est définie dans un contexte routier comme la plus grande distance à laquelle se trouve un objet visible, c'est-à-dire avec un contraste

supérieur à 5 %, proche du sol [Hautière *et al.*, 2008]. La visibilité météorologique V_{met} est donc la limite supérieure de la visibilité mobilisée V_{mob} , comme l'illustre la figure 1.3.

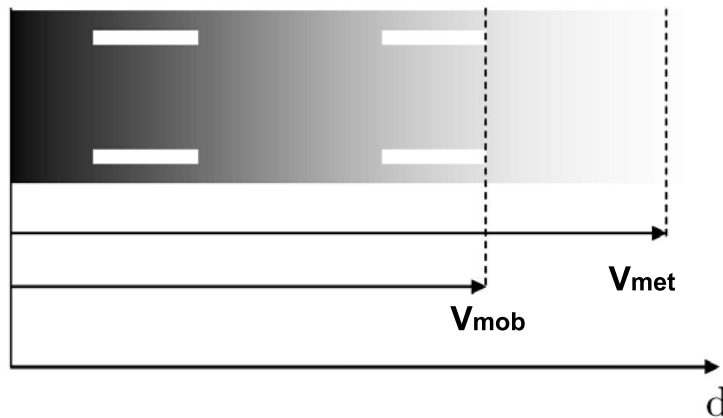


FIGURE 1.3 – La visibilité météorologique V_{met} est la limite supérieure de la visibilité mobilisée V_{mob} .

1.5 Techniques opérationnelles de mesure de la visibilité météorologique

Nous avons vu précédemment que la POM, la V_{met} , la PVP et la V_{mob} sont différentes expressions d'un unique paramètre : le coefficient d'extinction β de l'atmosphère. Nous présentons les instruments de mesure de la visibilité météorologique tels qu'ils sont décrits dans le guide sur les instruments de mesure météorologique de l'OMM [WMO, 2008]. Nous détaillerons ainsi le principe de deux instruments : le premier mesure la lumière transmise ; le second mesure la lumière diffusée. Les deux types d'appareil sont indifféremment désignés par le terme visibilimètre. Tous deux peuvent mesurer la visibilité de nuit comme de jour grâce à une modulation de la lumière.

1.5.1 Le transmissomètre

Le transmissomètre, illustré dans la figure 1.4, est constitué d'un émetteur et d'un récepteur de lumière espacés de quelques dizaines de mètres (base de mesure) pour mesurer l'extinction du flux transmis par l'atmosphère. Il exploite directement la loi de Beer-Lambert (1.4) pour estimer le coefficient d'extinction β , et en déduire la visibilité météorologique avec l'équation (1.9).

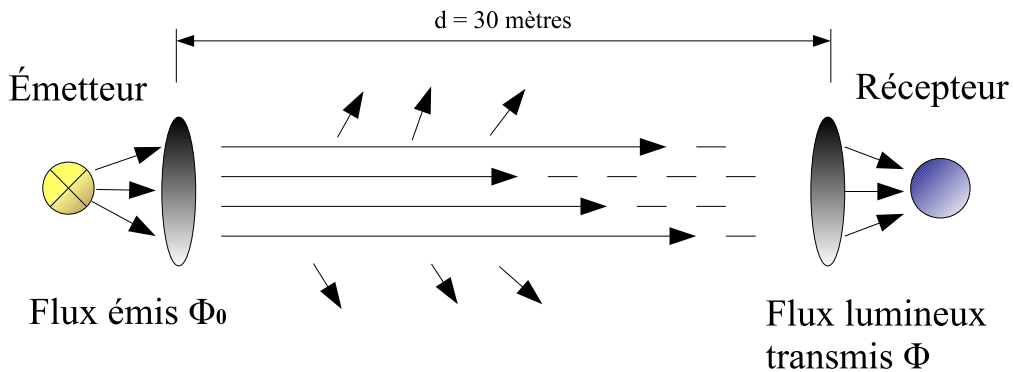


FIGURE 1.4 – Schéma de principe de fonctionnement d'un transmissomètre.

1.5.2 Le diffusomètre

Le diffusomètre mesure l'intensité lumineuse d'un faisceau lumineux envoyé par une source et diffusé par l'atmosphère. Le récepteur se trouve à une distance de l'ordre du mètre. La mesure de la visibilité se fait généralement en concentrant un faisceau de lumière sur un petit volume d'air et ensuite en déterminant, par une cellule photo-électrique, la proportion de la lumière diffusée dans un angle solide suffisamment grand dans une direction particulière par rapport à la direction incidente, direction dans laquelle la fonction de phase est relativement indépendante de la taille des particules diffusantes. Il existe deux types de diffusomètre : ceux qui mesurent la diffusion avant, et ceux qui mesurent la diffusion arrière (rétro-diffusion). Le principe de fonctionnement de ces instruments est illustré dans les figures 1.5 et 1.6.

Le signal mesuré est utilisé pour estimer le coefficient de diffusion b , défini comme le rapport entre le flux Φ diffusé dans toutes les directions et le flux Φ_0 reçu par le

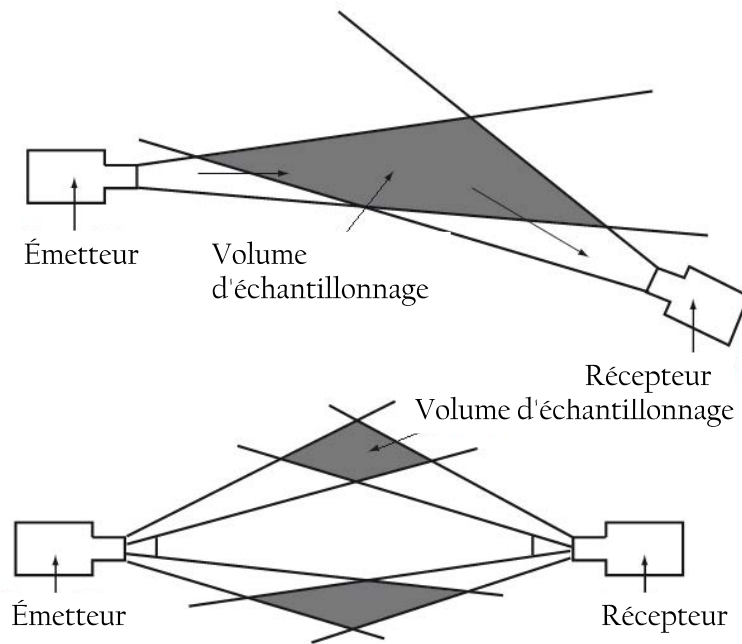


FIGURE 1.5 – Principe de fonctionnement d'un visibilimètre mesurant la diffusion avant.

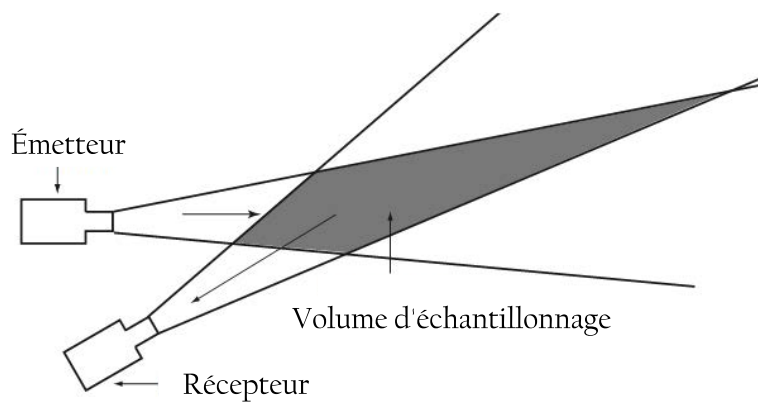


FIGURE 1.6 – Principe de fonctionnement d'un visibilimètre mesurant la rétrodiffusion.

volume de mesure. b s'exprime selon l'équation (1.14), où $I(\phi)$ est l'intensité de la lumière diffusée dans la direction ϕ par rapport au faisceau incident.

$$b = \frac{2\pi}{\Phi_0} \int_0^\pi I(\phi) \sin(\phi) d\phi \quad (1.14)$$

En pratique, l'appareil ne mesure que la partie du flux qui est diffusée dans l'angle d'ouverture de son récepteur. Plusieurs configurations sont possibles pour délimiter le volume d'échantillonnage, comme le montrent les figures 1.5 et 1.6. Il est ensuite nécessaire de calibrer l'appareil avec des données issues d'un transmissomètre, pour attribuer à chaque valeur de b la valeur de β correspondante.

1.6 Limitations des instruments de mesure optique

Dans cette section nous abordons les règles à respecter pour le positionnement et l'installation des instruments météorologiques présentés précédemment. Nous présentons ensuite quelques limitations de ces appareils ainsi que les sources d'erreurs.

1.6.1 Positionnement et installation

Les instruments de mesure de la visibilité doivent être situés dans des positions qui assurent que les mesures soient compatibles avec l'usage prévu. En général, les instruments doivent être installés à l'écart des sources de pollution atmosphérique locale comme la fumée, la pollution industrielle ou les routes poussiéreuses. Le volume d'air dans lequel le coefficient d'extinction β est mesuré doit normalement être à la hauteur des yeux d'un observateur (1,5 m au-dessus du sol).

Les visibilimètres doivent être installés de façon à ce que le soleil ne soit dans le champ optique à aucun moment de la journée, soit par un montage à l'horizontale avec un axe optique nord-sud (à + ou - 45°) pour des latitudes allant jusqu'à 50°, soit en utilisant un système d'écrans. Les instruments doivent être installés conformément aux instructions données par les fabricants. Une attention particulière doit être accordée à l'alignement correct de l'émetteur et du récepteur du transmissomètre et au réglage du faisceau lumineux.

Les supports de fixation sur lesquels l'émetteur et le récepteur sont montés doivent être mécaniquement solides (tout en restant fragiles pour des raisons de sécurité lors-

qu'ils sont installés sur les aéroports) pour éviter tout défaut d'alignement en raison de mouvements de sol liés à des variations de température (gel / dégel). De plus, les fixations ne doivent pas bouger sous les contraintes thermiques auxquelles elles sont exposées.

1.6.2 Calibrage et maintenance

Afin d'obtenir des observations précises et fiables, les instruments pour la mesure de la visibilité météorologique doivent être exploités et entretenus dans les conditions prescrites par les fabricants et doivent être maintenus en permanence en bon état de fonctionnement. Des contrôles réguliers d'étalonnage, notamment, garantissent des performances optimales.

Les étalonnages doivent être effectués dans des conditions de très bonne visibilité (plus de 10 à 15 km). D'après l'OMM, en présence de forts courants ascendants ou après des averses violentes, des variations considérables dans le coefficient d'extinction β sont rencontrées dans la couche d'air proche du sol ; si plusieurs transmissomètres sont utilisés sur le site (cas des aéroports), une grande dispersion est alors observée en comparant les mesures de la POM. L'étalonnage ne doit donc pas être fait dans de telles conditions.

Notons que les surfaces optiques des transmissomètres doivent être nettoyées quotidiennement en particulier dans les aéroports. Les instruments doivent être nettoyés pendant et après les grandes perturbations atmosphériques, telle que la pluie ou les averses violentes qui, avec des vents très forts peuvent couvrir les systèmes optiques de gouttelettes d'eau ou de particules solides susceptibles de fausser les mesures.

La neige est également susceptible de masquer les systèmes optiques. Certains instruments d'observation sont équipés de chauffage souvent placés à l'avant des systèmes optiques pour améliorer la performance des instruments dans ces conditions. D'autres instruments d'observation sont équipés d'un système de soufflage d'air utilisé pour minimiser la fréquence des nettoyages et l'intervention de personnes qualifiées. Toutefois, il convient de souligner que ces systèmes de soufflage et de chauffage peuvent générer des courants d'air plus chaud que l'air environnant, ce qui peut nuire à la mesure du coefficient extinction β . Dans les zones arides, les tempêtes de sable peuvent aussi masquer les systèmes optiques et même les endommager.

1.6.3 Sources d'erreur

Tous ces instruments mesurent la visibilité météorologique sur une région relativement petite de l'atmosphère par rapport à celle balayée par un observateur humain. Ces instruments ne peuvent fournir une mesure exacte de la POM que lorsque le volume d'air est représentatif de l'atmosphère environnante et qu'il est homogène. Il est donc nécessaire de prendre de nombreuses mesures et de moyennner pour obtenir une valeur représentative. L'OMM recommande d'intégrer les mesures sur une période d'une minute, voire de deux minutes pour les instruments les plus sensibles au bruit de mesure.

1.7 Conclusion du chapitre

Dans ce chapitre nous avons évoqué les lois physiques nécessaires à la définition de la visibilité météorologique et les outils nécessaires à sa mesure. La mesure par transmissomètre ou diffusomètre ne pourra pas être représentative de l'observation humaine dans la plupart des cas, vu que le principe est d'évaluer la transmission ou la diffusion de la lumière dans un petit volume d'atmosphère. De plus, les instruments de mesure météorologique de la visibilité coûtent cher (plusieurs milliers d'euros) et il serait très coûteux de les déployer sur tout le territoire pour améliorer la précision spatiale de l'observation.

Pour un phénomène atmosphérique tel que le brouillard, avec une répartition non homogène et souvent localisée, nous préférons utiliser des caméras avec un champs de vision plus large. Contrairement aux visibilimètres, les caméras sont très largement déployées sur l'ensemble des réseaux routier.

Les caméras contiennent plusieurs milliers de cellules photosensibles capables de mesurer des luminances dans une scène. Les contrastes de luminances varient fortement en fonction des variations de la visibilité météorologique. Les caméras sont donc potentiellement capables d'informer sur les variations de la visibilité météorologique, voire de la mesurer.

2

Travaux antérieurs : méthodes fondées sur les caméras

Sommaire

2.1	Rappels de photométrie	26
2.1.1	Éclairage dans la scène	26
2.1.2	Modélisation de la réflexion dans la scène (BRDF)	28
2.1.3	Équation de transfert radiatif	30
2.2	Vision humaine et artificielle	31
2.2.1	Vision humaine	31
2.2.2	Vision artificielle	36
2.2.3	Calibrage géométrique et radiométrique des caméras	38
2.3	Contrastes dans l'image	41
2.3.1	Contraste local	41
2.3.2	Contraste global	43
2.4	Méthodes d'estimation de la visibilité météorologique de jour . .	44
2.4.1	Méthodes locales	45
2.4.2	Méthodes globales	48
2.4.3	Évaluation qualitative des méthodes existantes	49
2.5	Conclusion du chapitre	51

Introduction

Ce chapitre est consacré aux rappels des notions liées à la vision et nécessaires à la compréhension des différentes approches existantes utilisant des caméras pour estimer la visibilité météorologique.

Nous commençons par rappeler les grandeurs photométriques qui caractérisent l'éclairage d'une scène et sa perception par le système visuel humain. Nous abordons ensuite les différents paramètres qui interviennent dans le processus d'imagerie numérique, qui consiste à transformer une distribution 3D de luminance en une distribution 2D de niveaux de gris. Les caractéristiques d'un capteur d'images sont présentées et comparées à celles du système visuel humain, considéré comme le capteur de référence. Ensuite, nous rappelons brièvement la notion de contraste et nous établissons le lien avec la visibilité météorologique déjà esquissé dans le chapitre précédent. Pour finir, nous examinons les techniques existantes d'estimation de la visibilité météorologique par analyse d'image.

2.1 Rappels de photométrie

C'est la lumière qui permet à l'être humain de voir son environnement et d'en capturer des images avec une caméra. L'œil humain est sensible aux rayonnements électromagnétiques dont la longueur d'onde est approximativement comprise entre 400 nm (valeur en dessous de laquelle se situe la lumière ultraviolette) et 700 nm (valeur au delà de laquelle se situe la lumière infrarouge).

2.1.1 Éclairage dans la scène

La radiométrie permet d'évaluer quantitativement le rayonnement électromagnétique tandis que la photométrie traite de la sensation induite par ce rayonnement pour un observateur de référence défini par la CIE [DeCusatis, 1997]. Les grandeurs photométriques sont obtenues en convoluant les grandeurs radiométriques avec la réponse spectrale de cet observateur, illustrée dans la figure 2.4.

Les grandeurs caractéristiques de l'éclairage sont : le flux, l'intensité, l'éclairement, la luminance et la réflectance. Les unités photométriques de ces grandeurs ainsi que leurs notations sont les suivantes :

- le flux, noté Φ ou F , s'exprime en lumen (lm) ;
- l'intensité, notée I , s'exprime en candela (cd) ;
- l'éclairement, noté E , s'exprime en lux (lx) ;
- la luminance, notée L , s'exprime en candela par mètre carré (cd.m^{-2}) ;
- la réflectance, notée f_r , s'exprime en sr^{-1} ou en $\text{cd.m}^{-2}.\text{lx}^{-1}$.

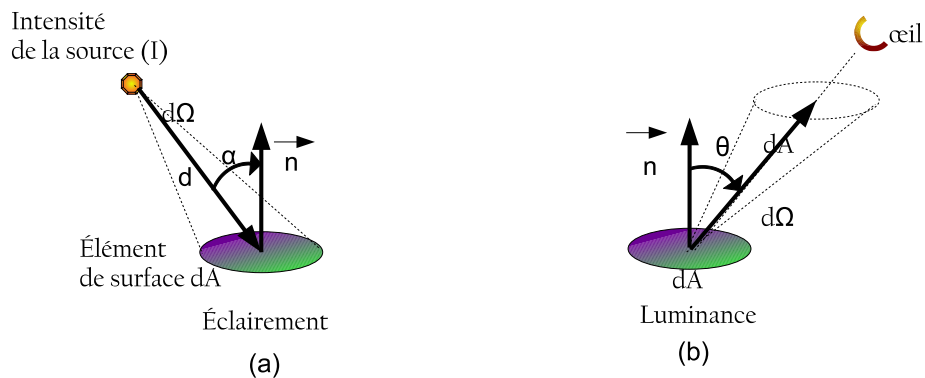


FIGURE 2.1 – Illustration des grandeurs caractéristiques de l'éclairage.

Ces grandeurs sont définies dans ce qui va suivre et illustrées dans la figure 2.1.

Le flux lumineux correspond à l'énergie lumineuse (nombre de photons) par unité de temps. Il caractérise la quantité de lumière rayonnée par une source dans le spectre du visible.

L'intensité lumineuse caractérise le flux émis par une source lumineuse dans une direction particulière et par unité d'angle solide :

$$I = \frac{d\Phi}{d\Omega} \quad (2.1)$$

L'éclairement caractérise le flux lumineux par unité de surface généré par une émission d'intensité I à une distance d . Il diminue en fonction du carré de la distance :

$$E = \frac{I \cos(\alpha)}{d^2} \quad (2.2)$$

L'angle α est l'angle d'inclinaison de la surface éclairée par rapport à la direction de la source (cf. figure 2.1(a)). Des ordres de grandeur de l'éclairement rencontré dans diverses situations d'éclairage sont indiqués dans le tableau 2.1.

Source de lumière	Éclairement (lux)
Pleine lune, ciel sans nuage	0,2
Bougie à 1 m	1
Route, rue éclairée	20 à 30
Aube, crépuscule	50
Extérieur, temps couvert	5000
Beau temps	10 000 à 20 000
Maximum mesurable	100 000

TABLE 2.1 – Ordres de grandeur de l'éclairement produit par différentes sources lumineuses.

La luminance caractérise l'intensité lumineuse par unité de surface dans une direction particulière. C'est la grandeur la plus importante pour la vision, car elle détermine la sensation visuelle générée par la lumière émise, diffusée ou réfléchie, lorsqu'elle est perçue par un observateur :

$$L = \frac{d^2\Phi}{d\Omega dA \cos \theta} = \frac{dI}{dA \cos \theta} \quad (2.3)$$

Les paramètres de cette équation sont illustrés dans la figure 2.1(b) : θ est l'angle entre la direction d'émission et la direction d'observation.

2.1.2 Modélisation de la réflexion dans la scène (BRDF)

La fonction de distribution de réflectance bidirectionnelle, en anglais *Bidirectional Reflectance Distribution Function* (BRDF), introduite par [Nicodemus, 1967], est une fonction de quatre dimensions qui décrit la réflexion directionnelle de la lumière par un élément de surface. Cette fonction dépend de la direction du rayon lumineux incident ω_i et de la direction du rayon réfléchi vers l'observateur ω_o . Chaque direction est décrite par deux angles (azimut et altitude). Pour chaque couple de directions d'incidence et

de réflexion, la BRDF est définie comme le rapport entre la luminance réfléchiée par la surface et l'éclairement incident :

$$f_r(\omega_i, \omega_o) = \frac{dL(\omega_o)}{dE(\omega_i)} = \frac{dL(\omega_o)}{L(\omega_i) \cos \theta_i d\omega_i} \quad (2.4)$$

où θ_i est l'angle entre la direction incidente et la normale à la surface considérée.

La BRDF peut être mesurée en laboratoire pour certains angles d'incidence et de réflexion à l'aide d'un gonioréfectomètre. Étant donnée la difficulté de cette mesure, des modèles sont très souvent utilisés dans les domaines de la synthèse d'image, de la vision par ordinateur, ou encore de la télédétection. Les surfaces dans la scène se classent généralement selon trois catégories, illustrées dans la figure 2.2 : diffuses, spéculaires et quelconques.

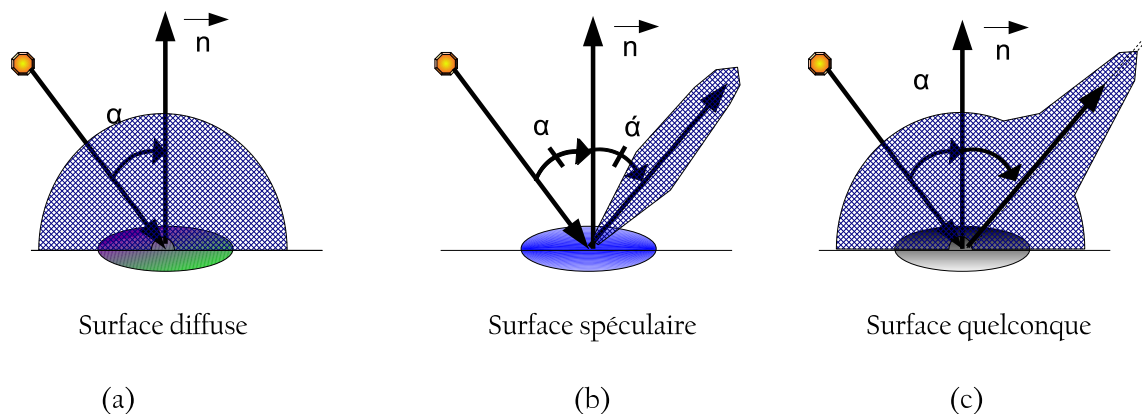


FIGURE 2.2 – Illustration des différents types de réflexion : (a) surfaces diffuses, (b) surfaces spéculaires, (c) surfaces quelconques.

Le modèle lambertien est le plus simple : il approche la BRDF des surfaces parfaitement diffuses (mates), pour lesquelles la luminance réfléchiée est indépendante de la direction d'observation quelle que soit la direction d'éclairage. Nous pouvons également citer le modèle de Phong [Phong, 1975, Blinn, 1977], largement utilisé pour approcher la BRDF des surfaces spéculaires (brillantes). Pour la BRDF des surfaces rugueuses, une approche classique consiste à modéliser la surface par une distribution de microfacettes spéculaires [Torrance et Sparrow, 1967] ou diffuses [Oren et Nayar, 1994].

Loi de Lambert

Pour une surface lambertienne (diffuse), la relation entre la luminance réfléchie et l'éclairement reçu est très simple :

$$L = \frac{\rho}{\pi} E \quad (2.5)$$

où ρ est le facteur de réflexion de la surface diffuse, également appelé albédo. La figure 2.2(a) illustre ce type de réflexion.

Loi de Descartes

Les surfaces très lisses suivent généralement la loi de Descartes (dite loi de Snell pour les anglo-saxons). La lumière est alors réfléchie dans le même plan que la lumière incidente, suivant une direction symétrique par rapport à la normale à la surface. La figure 2.2(b) illustre ce type de réflexion.

Réflexion quelconque

Dans le cas général, la réflexion de la lumière se fait selon une fonction qui combine la réflexion diffuse et la réflexion spéculaire.

2.1.3 Équation de transfert radiatif

La luminance en tout point d'une scène éclairée est donnée par l'équation de transfert radiatif [Perroche, 1988] :

$$L(\vec{\omega}_o) = \int_{\Omega} f_r(\vec{\omega}_o, \vec{\omega}_i) E(\vec{\omega}_i) \vec{n} \cdot \vec{\omega}_i d\omega_i \quad (2.6)$$

où $E(\vec{\omega}_i)$ est l'éclairement généré par la lumière arrivant de la direction $\vec{\omega}_i$, f_r est la fonction de distribution de réflectance bidirectionnelle de la surface considérée (équation 2.4), \vec{n} est la normale de cette surface, et $\vec{\omega}_o$ est la direction d'observation.

Dans le cas des surfaces lambertiennes, $f_r = \rho/\pi$, ce qui donne :

$$L(\vec{\omega}_o) = \frac{\rho}{\pi} \int_{\Omega} E(\vec{\omega}_i) \vec{n} \cdot \vec{\omega}_i d\omega_i \quad (2.7)$$

2.2 Vision humaine et artificielle

La connaissance des caractéristiques du système visuel humain permet de comprendre le processus de perception d'images, dans lequel le contraste de luminance joue un rôle essentiel. De la même manière, la vision artificielle « imite » la vision humaine pour produire des images. Le domaine de la vision est très vaste. Dans notre étude, nous nous limitons aux caractéristiques qui influencent la perception des contrastes de luminance.

2.2.1 Vision humaine

Physiologie de l'œil humain

L'œil humain, présenté dans la figure 2.3, est l'organe qui détecte la lumière et la transforme en signaux transmis au cerveau par le nerf optique. Ses principaux composants sont les suivants :

- L'iris : il fonctionne comme un diaphragme en réglant la quantité de lumière qui pénètre dans l'œil ; son ouverture centrale est la pupille.
- Le cristallin : il fonctionne comme une lentille à focale variable ; il a la capacité de modifier sa courbure.
- La rétine : c'est la surface au fond de l'œil où se projette la luminance de la scène observée ; elle contient deux types de cellules photosensibles : les cônes pour la vision de jour et les bâtonnets pour la vision de nuit. Elle contient également en son centre une zone appelée la fovéa où les cônes sont les plus denses, permettant au système visuel de discriminer des détails d'une minute d'arc de taille angulaire.

Réponse spectrale

L'œil humain est sensible aux longueurs d'ondes comprises entre 380 et 780 nanomètres (spectre du visible). Nous percevons ces rayonnements lumineux comme des couleurs différentes grâce à trois types de cônes dotés de sensibilités spectrales différenciées, illustrées dans la figure 2.4.

Adaptation et dynamique

L'œil humain s'adapte au niveau d'éclairement ambiant et couvre une très large dynamique qui lui permet de voir en plein soleil ou à la lumière des étoiles. C'est

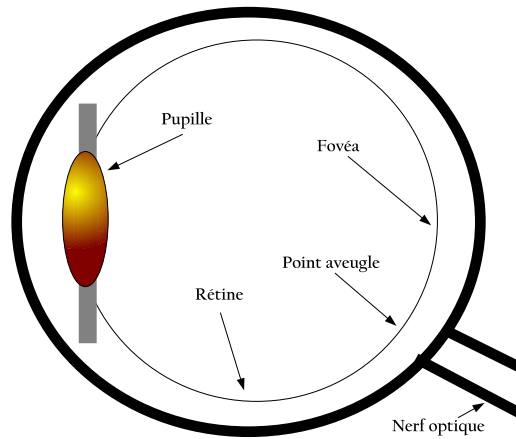


FIGURE 2.3 – Schéma en coupe de l'anatomie de l'œil humain.

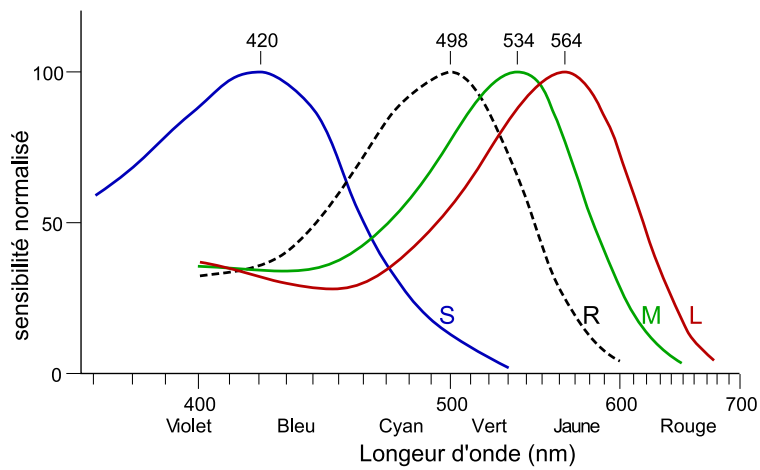


FIGURE 2.4 – Sensibilité spectrale des trois sortes de cônes (S, M et L) et des bâtonnets (R).

avant tout l'existence de deux types de photo-récepteurs qui autorise cette adaptation dynamique. En effet, les bâtonnets sont plus adaptés à la nuit (vision scotopique) et les cônes au jour (vision photopique), avec un recouvrement pour les conditions intermédiaires (vision mésopique). L'ouverture de la pupille joue également un rôle : en vision de nuit, elle peut atteindre une ouverture maximale de 7 mm pour laisser entrer un maximum de lumière.

Perception du contraste

La visibilité d'un objet ou d'un détail est directement liée à son contraste. Il existe deux définitions du contraste souvent utilisées pour différentes applications : celle de Weber pour la visibilité d'objets et celle de Michelson pour l'analyse fréquentielle.

Le **contraste de Weber** [Le Grand, 1972] décrit le contraste entre deux plages lumineuses, généralement un objet sur son fond comme l'illustre la figure 2.5 :

$$C_{\text{Weber}} = \frac{L - L_{\text{fond}}}{L_{\text{fond}}} \quad (2.8)$$

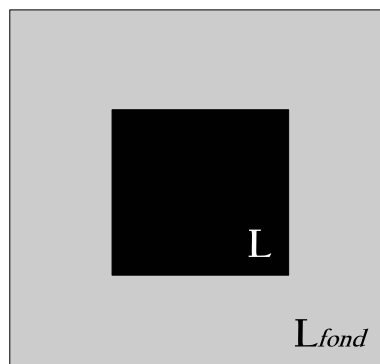


FIGURE 2.5 – Contraste d'un objet noir sur fond gris.

L'adaptation visuelle, décrite précédemment, permet au système visuel de détecter des écarts de luminance d'autant plus petits que la luminance d'adaptation est faible, selon une fonction linéaire appelée loi de Weber dans le domaine photopique (figure 2.6) :

$$\Delta L_{\text{seuil}} = kL_{\text{adaptation}} \quad (2.9)$$

Notons que la loi de Weber est à l'origine de la définition de la distance de visibilité météorologique V_{met} , qui introduit un seuil de contraste de 5% pour la détection d'un

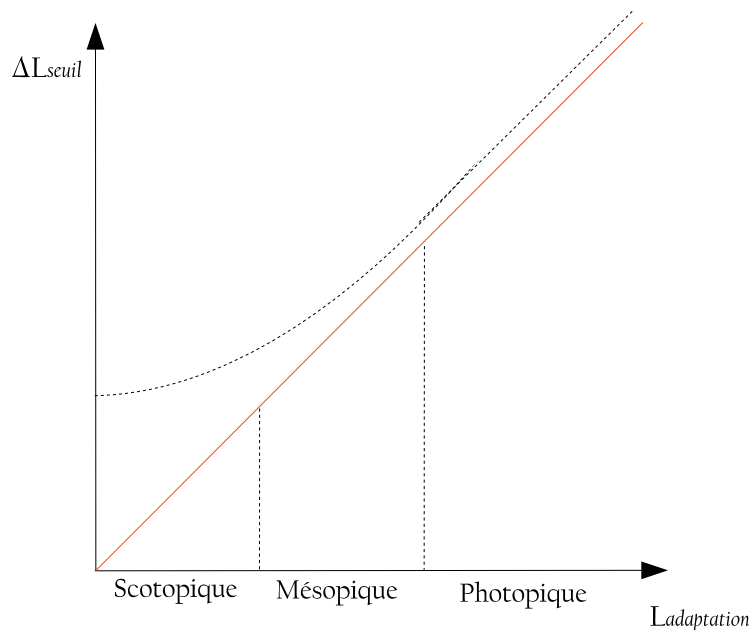


FIGURE 2.6 – Seuil de la perception en fonction de l'intensité : loi de Weber.

objet noir sur fond de ciel.

Le **contraste de Michelson** [Michelson, 1927] décrit l'amplitude d'une variation spatiale périodique de luminance. Il prend tout son sens dans l'analogie entre le système visuel et un analyseur fréquentiel de contraste. Il est défini par l'équation suivante :

$$C_{\text{Michelson}} = \frac{L_{\text{max}} - L_{\text{min}}}{L_{\text{max}} + L_{\text{min}}} \quad (2.10)$$

où L_{max} et L_{min} représentent la luminance maximale et minimale du réseau considéré. Le dénominateur représente le double de la moyenne de la luminance.

Résolution spatiale et sensibilité au contraste

La capacité du système visuel à détecter des objets ou des détails dépend de deux propriétés : la taille angulaire et le contraste. En vision photopique, nous avons vu plus haut que le plus petit détail discriminable en vision fovéale avait une taille angulaire de l'ordre de 1 minute d'arc, ce qui correspond à percevoir un objet de taille 0,145 mm à une distance de 25 cm, 5,8 cm à 100 m ou 2,9 m à 5 km. Un tel niveau de résolution spatiale exige toutefois un contraste important. Le seuil de contraste visible dépend de la fréquence spatiale (hautes fréquences pour les contours et les textures, basses fré-

quences pour les formes générales) selon une fonction appelée fonction de sensibilité au contraste (FSC), illustrée en figure 2.7.

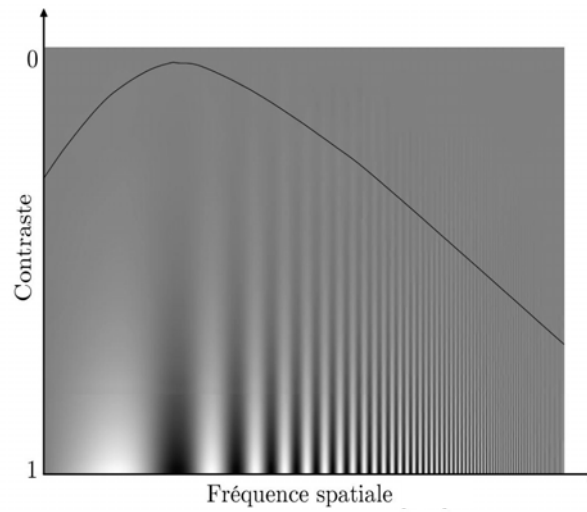


FIGURE 2.7 – La fonction de sensibilité au contraste.

2.2.2 Vision artificielle

Analogie entre l'œil humain et une caméra

Les caméras sont conçues d'une manière à imiter la vision humaine. L'iris permet de contrôler la quantité de lumière qui pénètre dans l'œil de la même manière qu'un diaphragme. La cornée et le cristallin focalisent les rayons lumineux comme le fait un objectif. La lumière se projette ainsi sur la rétine comme sur une matrice photosensible.

Caméra CCD et CMOS

Les caméras numériques utilisent deux types de technologies pour convertir l'énergie lumineuse en intensité numérique. Un capteur CCD ou CMOS est constitué d'une matrice de cellules photosensibles. Ces cellules sont caractérisées par leur type, leur organisation, leur taille et le nombre de pixels en hauteur et en largeur. Le bruit dans le capteur est un des paramètres qui influence le plus le rendu de l'image. Celui-ci peut être de différentes natures : niveau de saturation dans le registre vertical, facteur de conversion, bruit de lecture et courant d'obscurité.

Les capteurs CMOS ont un procédé standard de fabrication semblable à celui des mémoires et permettent l'accès direct à chaque cellule photosensible. Cette technique basée sur le pixel actif, permet d'intégrer pour chaque pixel des traitements avancés, ce qui la rend mieux appropriée pour des applications de traitements d'images et d'intelligence artificielle.

Contrairement au CMOS, la technologie CCD nécessite un procédé de fabrication plus compliqué avec un adressage séquentiel. Avec un bruit de lecture très inférieur au CMOS, elle est mieux adaptée aux applications industrielles et scientifiques qui nécessitent de la précision.

Réponse spectrale

Comme les photorécepteurs du système visuel humain, les cellules photosensibles d'une caméra sont caractérisées par une réponse spectrale à l'énergie lumineuse. Cette réponse inclut couramment une sensibilité à l'infrarouge proche (jusqu'à 1000 nm), qui oblige à un filtrage pour se rapprocher de la vision humaine. De même, on utilise des filtres colorés en nombre de trois pour reconstituer l'information de couleur, par

exemple à l'aide d'un filtre de Bayer (cf. figure 2.8).

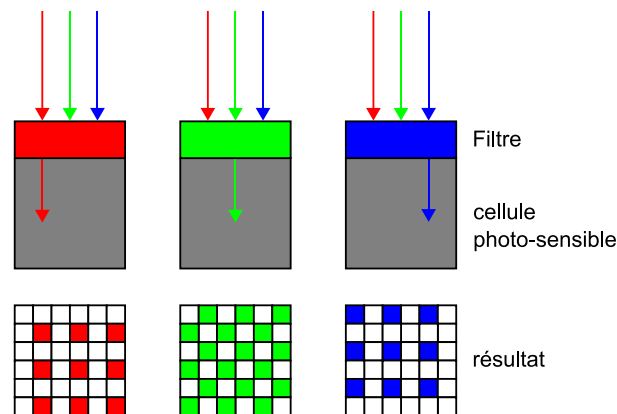


FIGURE 2.8 – Filtre de Bayer permettant de reconstruire l'information couleur dans une image numérique.

Dynamique

La dynamique d'un capteur est le rapport du nombre d'électrons maximal qu'une cellule photo-sensible peut stocker par rapport au bruit total (courant d'obscurité et bruit de lecture). Elle est indiquée en dB. Une dynamique plus élevée signifie une plus grande sensibilité aux variations de luminance. Par exemple, si le rapport est de 1000 :1, la dynamique est de 60 dB selon cette équation :

$$\text{Dynamique} = 20 \log_{10} \left(\frac{\text{Capacite maximale}}{\text{Courant+Bruit}} \right) \quad (2.11)$$

La figure 2.9 compare la dynamique typique de capteurs CCD et CMOS avec celle de l'œil humain.

La plage de dynamique du CCD est déplacée quand on agit sur le temps d'exposition. Il existe des techniques permettant d'avoir des images d'une très grande dynamique (*High dynamic range imaging*) en fusionnant, par exemple, des images d'une même scène prises avec différents temps d'exposition [Debevec et Jitendra, 1997].

Résolution spatiale

La résolution spatiale d'un capteur dépend de sa définition (nombre de pixels), de sa taille et de son optique. On peut la mesurer à l'aide d'une mire qui contient différentes fréquences spatiales verticales et horizontales.

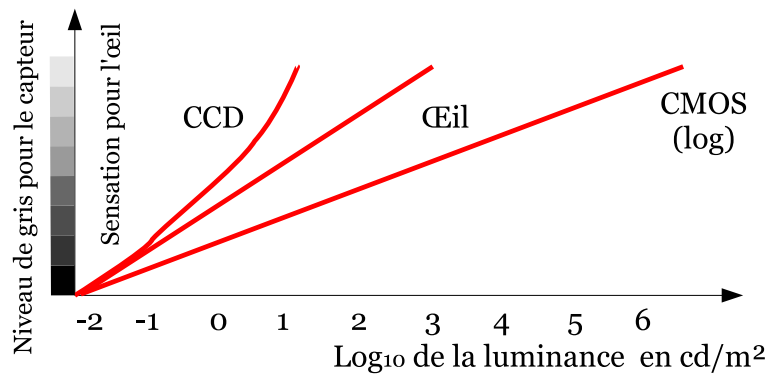


FIGURE 2.9 – Réponses de capteurs CCD et CMOS vs. celle de l'œil humain.

Exposition

Les caméras sont souvent équipées d'un processeur qui calcule la vitesse d'obturation (temps de pose), l'ouverture du diaphragme F : focale / n (ouverture relative) et la sensibilité en ISO à utiliser au moment de la prise de la photo. Le processeur de l'appareil évalue la quantité de lumière disponible, puis il utilise ces informations pour déterminer la quantité de lumière à admettre à travers l'objectif et pour combien de temps afin d'obtenir une exposition optimale.

2.2.3 Calibrage géométrique et radiométrique des caméras

Calibrage géométrique

Le processus de formation d'image, selon le modèle sténopé, suppose que le système optique de la caméra respecte les conditions de Gauss (approximation des petits angles). La modélisation matricielle présentée dans l'équation (2.12) permet de décrire ce processus. Pour un point M de coordonnées homogènes $(X, Y, Z, 1)$ dans le repère monde et de coordonnées (su, sv, s) dans le plan image, nous avons :

$$\begin{pmatrix} su \\ sv \\ s \end{pmatrix} = \begin{bmatrix} k_u & s_{uv} & u_0 \\ 0 & k_v & v_0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} f & 0 & 0 & 0 \\ 0 & f & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R_{3 \times 3} & \begin{matrix} t_x \\ t_y \\ t_z \end{matrix} \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{pmatrix} X \\ Y \\ Z \\ 1 \end{pmatrix} \quad (2.12)$$

Les paramètres du modèle sont divisés en deux catégories. Les paramètres extrinsèques varient suivant la position de la caméra dans le repère monde alors que les

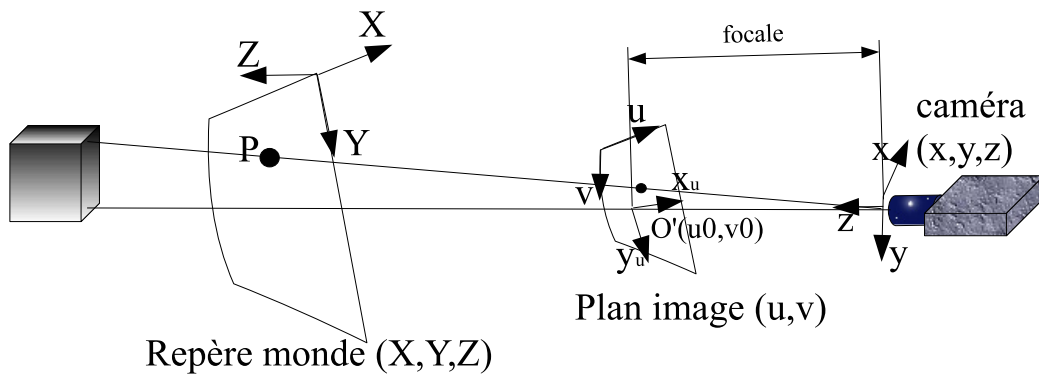


FIGURE 2.10 – Modèle sténopé de formation d’une image.

paramètres intrinsèques sont internes à la caméra. Les paramètres extrinsèques sont les suivants :

- $R_{3 \times 3}$: la matrice de rotation permettant de passer du repère monde (X, Y, Z) au repère caméra (x, y, z) .
- t_x, t_y et t_z : les translations qui permettent de passer du repère monde (X, Y, Z) au repère caméra (x, y, z) .

Les paramètres intrinsèques de la caméra sont les suivants :

- f : la distance focale.
- k_u et k_v : les facteurs d’agrandissement de l’image.
- u_0 et v_0 : les coordonnées de la projection du centre optique de la caméra sur le plan image (u, v) .
- s_{uv} traduit la non-orthogonalité du capteur ; il est négligé dans la plupart des cas.

Algorithme de calibrage de la caméra Cette même modélisation matricielle permet d’identifier les paramètres intrinsèques et extrinsèques de la caméra et par là même de calibrer géométriquement la caméra. Il existe différents algorithmes pour déterminer ces paramètres. Le principe est fondé sur la prise d’images d’un objet dont on connaît la structure 3D (par exemple un échiquier) et dont on fait varier la position et l’orientation. Nous pouvons alors approximer les paramètres de la caméra et sa locali-

sation relative en résolvant le système d'équations obtenus par la prise des différentes images. Différents algorithmes permettent de résoudre ce problème dont ceux décrits par [Zhang, 2000] et [Sturm, 1999].

Calibrage géométrique adapté aux scènes routières Une autre forme dérivée de ce calibrage, fondée sur la configuration géométrique présentée sur la figure 2.11, suppose un monde plan. Ce calibrage permet d'estimer la distance des objets se trouvant sur ce monde plan, par exemple les marquages à la surface de la route.

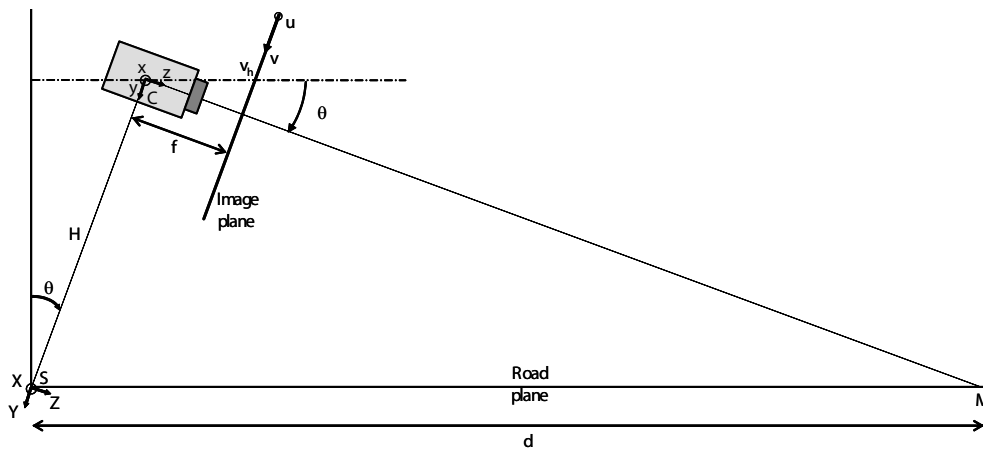


FIGURE 2.11 – Configuration géométrique fondée sur le monde plan.

Calibrage radiométrique

Le calibrage radiométrique consiste à associer des intensités de pixel en niveaux de gris à un paramètre physique. Son principal objectif est de permettre d'avoir une meilleure connaissance des luminances dans la scène. Cette opération est très importante car ce que reçoit le capteur est très différent de ce qui a été émis par l'objet observé. Cette opération est modélisée par la fonction de transfert radiométrique. Nayar a déterminé la fonction de réponse à partir d'une image statique prise à des temps d'exposition différents [Mitsunaga et Nayar, 1999] [Grossberg et Nayar, 2002].

Il a également étudié l'espace de fonction de réponse radiométrique d'une très large base de données [Grossberg et Nayar, 2003] de fonctions de réponse de caméras réelles pour en proposer un modèle empirique linéaire [Grossberg et Nayar, 2004] avec un nombre minimum de paramètres à faire varier. Cette méthode est valable dans

le cas où l'éclairage est constant et exige d'avoir une caméra avec un temps d'exposition variable. Il exprime le modèle de la fonction de réponse $f(E)$ de la caméra dans l'équation (2.13), où f_0 est la valeur moyenne de $f(E)$, c_n sont les coefficients des bases h_n issues de l'analyse en composante principale de la base de données.

$$f(E) = f_0(E) + \sum_{n=1}^M c_n h_n(E) \quad (2.13)$$

Autocalibrage radiométrique L'auteur [Kim, 2008] présente un algorithme qui calcule la fonction de réponse radiométrique et l'exposition d'une caméra pour une séquence d'images dans un environnement extérieur. Il détermine les paramètres de la fonction de réponse radiométrique de la caméra avec le modèle empirique EMOR (2.13) à l'ordre 5. Pour ce faire, l'auteur segmente les surfaces qui ont le même albédo face aux changements de l'éclairage. Enfin, pour estimer l'exposition, il modélise les changements de l'éclairage du soleil en fonction du temps par une sinusoïde.

2.3 Contrastes dans l'image

Une variation de luminance enregistrée par une caméra produit des gradients de niveaux de gris dans l'image. Les variations peuvent être causées par des discontinuités en profondeur, des discontinuités dans l'orientation des surfaces, des changements dans les propriétés des matériaux ou encore des variations dans l'éclairage.

Il existe dans la littérature plusieurs indicateurs du contraste dans l'image que nous classons dans deux familles principales. La première est locale. Elle fournit une mesure du contraste pour chaque pixel et permet de localiser des contours. La deuxième est globale et indique le niveau de contraste dans toute l'image.

2.3.1 Contraste local

Gradients

Rappelons qu'un contraste est un gradient normalisé par rapport à une luminance de fond. La mesure du contraste revient à mesurer le gradient de niveau de gris dans une image et à le normaliser par la suite. Nous citons trois opérateurs de calcul du gradient d'une image parmi les plus connus. Le gradient se calcule par convolution avec un opérateur matriciel.

Filtre de Roberts Cette technique a été proposée par [Roberts, 1965]. Elle consiste à convoluer l'image avec un filtre horizontal pour détecter les gradients horizontaux G_x . Ce filtre est égal à $[-1 \ 0 \ 1]$. De la même manière, en convoluant l'image avec la transposée du filtre horizontal, nous obtenons les gradients horizontaux G_y .

Filtre de Prewitt Cette technique a été présentée dans [Prewitt, 1970]. Elle se différencie de celle de Roberts par la conception des matrices (2.14) qui favorise la détection des gradients diagonaux.

$$\begin{bmatrix} +1 & 0 \\ 0 & -1 \end{bmatrix} \quad \text{et} \quad \begin{bmatrix} 0 & +1 \\ -1 & 0 \end{bmatrix} \quad (2.14)$$

Filtre de Sobel La technique la plus utilisée est celle de Sobel qui calcule le gradient dans une direction et lisse l'image dans l'autre direction [Sobel, 1970, Sobel, 1978].

Le gradient de l'intensité est obtenu en chaque pixel par convolution successive de l'image avec les deux filtres donnés par les équations (2.15) et (2.16).

$$\mathbf{G}_x = \begin{bmatrix} +1 & 0 & -1 \\ +2 & 0 & -2 \\ +1 & 0 & -1 \end{bmatrix} * \mathbf{I} \quad (2.15)$$

$$\mathbf{G}_y = \begin{bmatrix} +1 & +2 & +1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -1 \end{bmatrix} * \mathbf{I} \quad (2.16)$$

Le module du gradient de Sobel, souvent appelé simplement gradient de Sobel, est alors obtenu par l'équation 2.17 :

$$\mathbf{G} = \sqrt{\mathbf{G}_x^2 + \mathbf{G}_y^2} \quad (2.17)$$

Contours

Seuil appliqué au gradient Appliquer un seuil au gradient de Sobel permet de localiser des contours dans l'image.

Filtre Canny-Deriche Le détecteur de Canny-Deriche est un filtre optimal suivant trois critères clairement explicités : bonne détection (faible taux d'erreur dans la signalisation des contours), bonne localisation (minimisation des distances entre les

contours détectés et les contours réels), clarté de la réponse (une seule réponse par contour et pas de faux positifs). Ce détecteur filtre le bruit, recherche les contours en calculant le gradient, puis détecte les maxima locaux dans la direction de ces gradients par seuillage [Canny, 1986].

Passage à zéro de la dérivée du gradient Appelée également méthode de deuxième ordre, cette famille de méthode est la plus utilisée pour la détection de contours. Elle traite les variations du gradient. L'opérateur de [Marr et Hildreth, 1980] utilise les passages à zéro de l'opérateur laplacien appliqué à une image préalablement lissée par une gaussienne.

D'autres algorithmes de deuxième ordre plus développés utilisent la représentation géométrique différentielle de l'image sur plusieurs échelles, comme celle proposée par [Lindeberg, 1998]. Dans un pré-traitement, une étape de lissage est généralement appliquée pour réduire le bruit.

Les méthodes du deuxième ordre sont complexes à mettre en œuvre et ne permettent pas de conserver l'information de contraste. Cette famille de méthode ne sera donc pas utilisée dans la mesure des contrastes.

2.3.2 Contraste global

Il s'agit d'indicateurs globaux calculé pour l'ensemble de l'image. Ils caractérisent l'énergie contenue dans une image. Dans ce paragraphe, nous citons les indicateurs qui ont été utilisés par la communauté cherchant à estimer la visibilité météorologique par imagerie et qui seront nécessaires à la compréhension de la section suivante.

La transformée de Fourier appliquée à une image permet une représentation dans le domaine fréquentiel. Les hautes fréquences sont dues en général à la présence de gradients de niveaux de gris dans cette image. Quant aux basses fréquences, elles sont dues aux zones homogènes selon l'échelle considérée. Une fois un filtre passe-haut appliqué, la somme des coefficients de Fourier résiduels est utilisée comme un indicateur de contraste dans l'image dans la littérature qui traite l'estimation de la visibilité météorologique par caméra [Luo *et al.*, 2005].

Le filtre homomorphique apporte une variante en filtrant l'image dans le domaine fréquentiel pour atténuer les basses fréquences et minimiser l'effet des varia-

tions de l'éclairage global [Liaw *et al.*, 2010].

Somme des gradients Cette technique reste la moins compliquée. En effet, la somme des gradients dans l'image permet également d'indiquer la présence de contraste dans cette image [Luo *et al.*, 2005]. Elle est obtenue par :

$$E = \sum_{i=0}^H \sum_{j=0}^W G_{i,j} \quad (2.18)$$

Enfin, le contraste étant défini comme un rapport d'une variation locale du niveau de gris par rapport à un niveau global du voisinage, le choix du voisinage influence nécessairement le résultat obtenu.

2.4 Méthodes d'estimation de la visibilité météorologique de jour

La mesure de référence est la mesure optique par les deux instruments vus dans la section 1.5 : soit par un transmissomètre, soit par un diffusomètre. Ces deux appareils coûtent relativement cher (environ 10 000 euros) et permettent d'estimer des visibilités météorologiques jusqu'à 50 km avec une précision de l'ordre de 10 à 20 %. Pour chaque méthode de l'état de l'art, nous allons énoncer le principe de la méthode, la portée et la précision.

Le lien entre le contraste d'un objet sur son fond et la visibilité météorologique est établi par la loi de Duntley (1.8). Il n'est pas simple d'adapter la définition du contraste vue précédemment à une image complexe. De plus, la littérature n'as pas entièrement traité ce problème. Par exemple les définitions des contrastes de Weber et de Michelson sont adaptées à un stimulus simple qu'on trouve rarement dans des images de scènes naturelles.

La loi de Duntley nous apprend que le contraste observé varie en fonction de la visibilité météorologique et en fonction de la distance qui sépare cet objet de l'observateur. Ceci nous amène à établir deux familles d'approches cherchant à estimer la visibilité météorologique par des caméras.

La première famille de méthodes cherche à détecter les points visibles les plus

éloignés dans la scène. Ceci implique un détecteur local de contraste et un calibrage géométrique préalable des caméras. La deuxième famille de méthodes cherche à établir un lien entre les variations globales des contrastes dans la scène et les variations de la visibilité météorologique obtenues par un appareil de référence.

2.4.1 Méthodes locales

Principe Les méthodes dites locales cherchent à détecter des points d'intérêt visibles dont la distance dans la scène est connue préalablement ou supposée. Ce type de méthode nécessite d'une part une étape de détection, ce qui implique nécessairement un seuillage qui doit être le moins arbitraire possible. Cela nécessite d'autre part d'associer à des points de la scène des profondeurs. Cela implique généralement un calibrage géométrique de la caméra.

[Hautière *et al.*, 2008] a adapté le principe de méthodes dédiées initialement aux assistances à la conduite et fondées sur des caméras embarquées à l'utilisation de caméras fixes. Celles-ci, plus résolues et installées à de plus grandes hauteurs, permettent d'augmenter les portées. Pour ce faire, un calibrage géométrique de la caméra en supposant un monde plan est réalisé (cf. figure 2.11). Dans une première méthode, adaptée de [Hautière *et al.*, 2006a], il estime la distance de visibilité mobilisée V_{mob} en cherchant la profondeur des points appartenant à la surface de la route les plus éloignés dont le contraste est supérieur à 5%. Dans une deuxième méthode, adaptée de [Hautière *et al.*, 2006b], il cherche le point d'inflexion dans la courbe des luminances en fonction de la distance, et utilise une relation entre le point d'inflexion et le coefficient d'extinction β issue de la solution de la double dérivation du modèle de Koschmieder 2.11. Ces méthodes de mesure nécessitent une connaissance précise des paramètres extrinsèques de la caméra, et font l'hypothèse d'une route plane. Avec la caméra choisie, elles permettent d'estimer des distances de visibilité entre 50 m et 400 m avec une erreur théorique inférieure à 10 %. Le calibrage géométrique doit être d'une bonne précision afin d'extraire les profondeurs d de la scène (projection du plan image sur le plan de la route). Ce calibrage limite toutefois l'estimation de la visibilité pour des distances lointaines (voir figure 2.12).

[Xie *et al.*, 2008] est le premier à évaluer l'influence de l'éclairage sur la mesure du contraste. Il cherche à mesurer la corrélation locale entre l'énergie dans une portion de l'image obtenue par la transformée de Fourier (voir figure 2.13(a)) et les distances

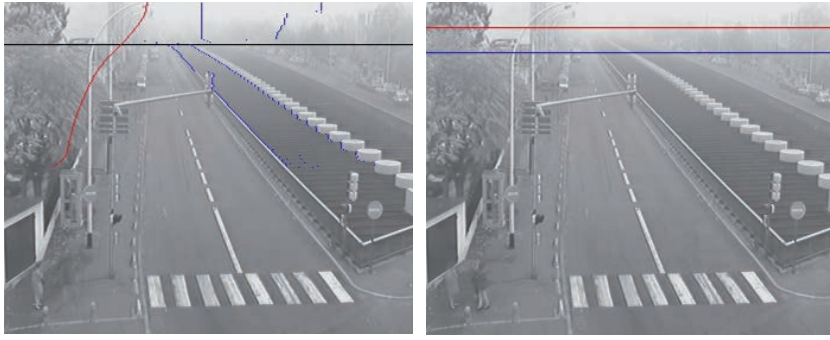


FIGURE 2.12 – Méthodes locales d'estimation de la visibilité météorologiques proposées par [Hautière *et al.*, 2008]

de visibilité météorologique de référence. Les facteurs de corrélation maximaux que l'auteur obtient sont de l'ordre de $R^2 = 0,6$. L'auteur exploite exclusivement les mesures faites à midi pour réduire l'influence des variations de l'éclairage. Néanmoins, cette méthode semble peu adaptée au brouillard où la réduction de visibilité touche l'image entière et pas simplement la zone autour de l'horizon. Dans la figure 2.13(b) l'abscisse désigne le nombre de blocs et l'ordonnée indique la valeur de la corrélation entre la somme des gradients sur un bloc et la visibilité météorologique mesurée avec des instruments météorologiques. La corrélation ne dépasse pas 0,8 et ne permet donc pas de supposer l'existence d'une relation de linéarité entre la somme des gradients sur un bloc et la visibilité météorologique observée.

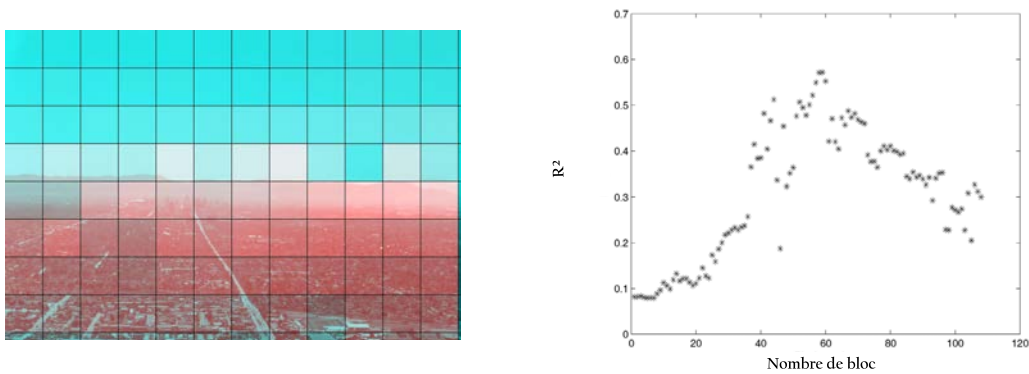


FIGURE 2.13 – Corrélation pour chaque bloc dans l'image de la scène entre la variation du contraste et celle de visibilité météorologique : (a) plus le bloc est rouge plus la corrélation est proche de 1. Ceux en bleu présentent une corrélation proche de zéro [Xie *et al.*, 2008]; (b) les résultats de corrélation obtenus sont très variables selon le bloc de l'image considéré.

[Bäumer *et al.*, 2008] décrit une méthode qui estime la visibilité météorologique de jour sur un site qui se trouve à l'Université de Karlsruhe, en Allemagne. Le système est constitué d'une caméra qui fait l'acquisition d'images panoramiques (figure 2.14(a)). Les points d'intérêt déterminés dans l'image acquise sont mis en correspondance manuellement avec des distances estimées à l'aide d'une carte géographique (figure 2.14(b)). Une fois les profondeurs établies, l'algorithme décide qu'un objet est visible lorsqu'il dépasse une certaine valeur de gradient, celui-ci étant calculé par le filtre de Sobel. L'auteur teste deux seuils $T = 20$ et $T = 100$ qu'il choisit en minimisant l'erreur avec les données de visibilité météorologique de référence. Cette étape de seuillage arbitraire influe de manière importante sur les résultats. Les résultats que l'auteur a obtenu ont pour corrélation 0,40 pour les faibles visibilités, mais atteignent 0,73 pour les visibilités supérieures à 10 km.



(a)



(b)

FIGURE 2.14 – Méthode locale proposée par [Bäumer *et al.*, 2008] : (a) image panoramique obtenue par une caméra rotative ; (b) appariement manuel de cibles dans l'image panoramique et des distances dans la carte géographique [Bäumer *et al.*, 2008].

2.4.2 Méthodes globales

Principe Le principe des méthodes dites globales consiste à estimer la réponse d'un descripteur global de la visibilité en fonction des variations de visibilité météorologique estimées par un visibilimètre. Le score étant calculé sur l'image entière, celui-ci est moins sensible au calibrage de la caméra. L'étape de détection n'est généralement plus nécessaire. En revanche, il faut disposer d'un visibilimètre pour estimer la vérité terrain pour la phase d'apprentissage.

[Hallowell *et al.*, 2007] L'objectif de l'auteur est de détecter le brouillard et de mesurer la distance de visibilité météorologique à partir des images numériques. Cette technique ne nécessite pas de calibrage géométrique. Elle utilise les informations issues des images comme des estimateurs en logique floue. Ces estimateurs sont calculés à partir des caractéristiques spatiales de l'image : la moyenne des luminances de l'image, le nombre de contours et leurs intensités. L'auteur vérifie les résultats de sa classification en quatre classes avec des données de visibilité météorologique de référence.



FIGURE 2.15 – Illustration de la méthode globale proposée par [Hallowell *et al.*, 2007] dans le cadre du projet Clarus (FHWA-MIT).

[Hagiwara *et al.*, 2007] L'auteur a proposé une méthode permettant de faire un lien entre un descripteur fréquentiel (WIPS) de contraste global obtenu et des données de visibilités métrologiques de référence. La méthode est dédiée aux situations routières.

[Luo *et al.*, 2005] L'objectif de l'auteur est d'estimer la pollution atmosphérique. Il propose une loi linéaire entre un index de la transformée en ondelette ou celle de

Harr appliqué à l'image et des données de visibilité météorologique de références pour atténuer l'effet des changements de l'éclairage dans la scène. Il obtient un facteur de corrélation $R^2 = 0,81$. Il a également trouvé que l'indicateur de contraste fondé sur la somme des gradients de Sobel dans l'image et le seuillage de la transformée de Fourier sont fortement corrélés. Ces résultats sont obtenus en milieu urbain et concernent de grandes distances de visibilité (supérieure à 10 km).

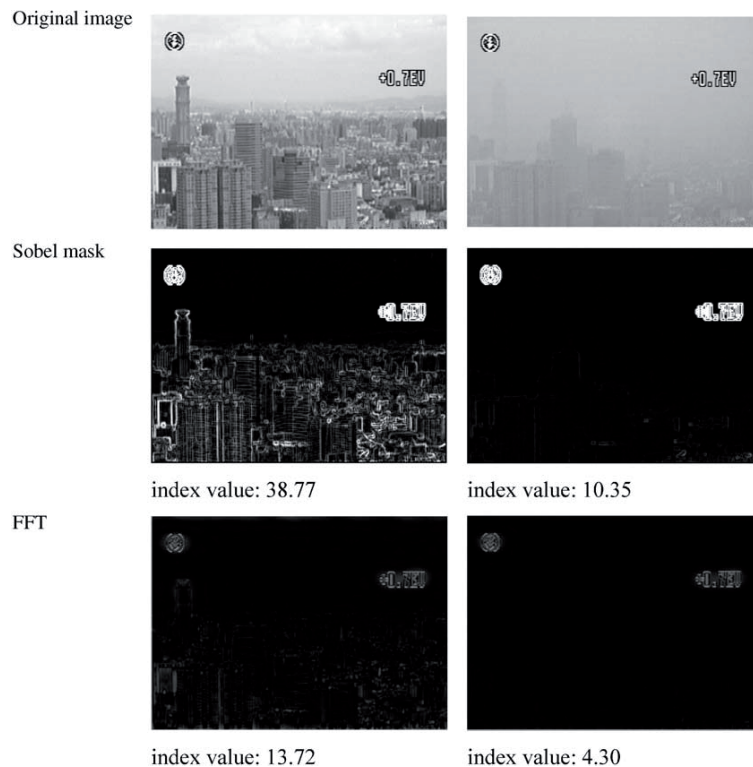


FIGURE 2.16 – Illustration de la méthode globale proposée par [Luo *et al.*, 2005].

[Liaw *et al.*, 2009] Sur la même base de données en milieu urbain que celle utilisée par [Luo *et al.*, 2005], l'auteur obtient un facteur de corrélation de $R^2 = 0,90$ en utilisant le seuillage de la transformée de Fourier puis un filtre homomorphique comme indicateur de contraste.

2.4.3 Évaluation qualitative des méthodes existantes

Bien qu'il existe de vastes travaux sur le problème de l'amélioration des images prises dans des conditions de visibilité réduite, par exemple [Tarel et Hautière, 2009], on trouve relativement peu d'études visant à mesurer la distance de visibilité atmo-

sphérique par caméra.

Les méthodes locales ont des portées nécessairement limitées par les objets présents dans le champ de vue de la caméra.

[Liaw *et al.*, 2009] ont montré que le module du gradient de Sobel se comporte de la même manière qu'une transformation de Fourier suivie d'un filtre passe haut par rapport aux visibilités météorologiques. Que ce soit pour l'un ou pour l'autre des descripteurs, on obtient une valeur de corrélation presque similaire.

Le seuillage du gradient et de la transformée de Fourier sont malheureusement sensibles aux variations d'éclairage ce qui influence les résultats. [Xie *et al.*, 2008] utilisent les acquisitions d'images faites à midi afin de réduire l'influence de changements de l'éclairage, et [Liaw *et al.*, 2009] a recours à un filtre homomorphique. Ces méthodes sont également sensibles au calibrage géométrique de la caméra.

Les méthodes globales ont des portées qui ne se limitent pas aux objets présents dans la scène. Elles sont également moins sensibles au calibrage géométrique de la caméra. Ce faisant, elles nécessitent une phase d'apprentissage ce qui implique l'utilisation d'un visibilimètre.

En revanche, aucune méthode n'est capable de couvrir les différents besoins en matière d'observation météorologique. Elles sont soit dédiées à l'observation de la pollution atmosphérique (grandes gammes de visibilité), soit dédiées à la sécurité routière (faibles gammes de visibilité).

Disposant de méthodes locales donnant satisfaction [Hautière *et al.*, 2008] en interne à l'IFSTTAR, nous allons, dans la suite de cette thèse, nous consacrer aux méthodes globales. L'état de l'art nous donne différentes pistes d'amélioration. Ainsi, la méthode que nous visons tâchera :

1. d'être robuste face aux variations d'éclairage ;
2. d'être compatible avec de larges gammes de visibilité, typiquement 0-10000 km ;
3. de s'affranchir des données d'apprentissage.

2.5 Conclusion du chapitre

Dans un premier temps, nous avons rappelé au début de ce chapitre les définitions essentielles de la photométrie nécessaires à la compréhension de la suite de cette thèse. Les différentes notions caractérisant la lumière et sa réflexion dans la scène sont ainsi rappelées.

Dans un deuxième temps, nous avons présenté brièvement le principe de formation des images pour la vision humaine et artificielle en mettant en valeur les caractéristiques influençant le plus la perception des contrastes. Le principe des calibrages géométrique et radiométrique sont présentés en fin de deuxième section.

Dans un troisième temps, nous avons défini le contraste et présenté les techniques classiques d'extraction des contrastes dans l'image. La première famille de techniques estime le contraste tandis que la deuxième le localise et la dernière indique la présence de hautes fréquences dans l'image.

Enfin, nous avons classé les méthodes de l'état de l'art en deux familles : les méthodes locales qui nécessitent un calibrage géométrique et les méthodes globales qui recherchent une corrélation entre la visibilité météorologique observée et les différents indicateurs de contraste.

Dans la suite du mémoire, nous nous situons dans la deuxième famille d'approches. Dans le chapitre suivant, nous abordons le recueil des données expérimentales que nous avons exploitées dans nos travaux.

3

Recueil et exploitation de données expérimentales

Sommaire

3.1	Recueil de données expérimentales	54
3.1.1	Description du site expérimental	54
3.1.2	Acquisition d'images	56
3.1.3	Acquisition de données de visibilité	57
3.1.4	Acquisition de données de luminance	57
3.1.5	Description des données acquises	58
3.2	Exploitation des données expérimentales	59
3.2.1	Principe	59
3.2.2	Exemple de mise en œuvre	60
3.3	Conclusion du chapitre	61

Introduction

Pour pouvoir évaluer les méthodes d'estimation de la visibilité météorologique, nous avons constitué une base de données associant des images numériques avec des mesures de visibilité météorologique et de luminance de ciel, recueillies pendant plusieurs mois sur le site d'observation de Météo-France à Trappes. Nous avons utilisé cette base de données pour tester les méthodes de l'état de l'art et pour concevoir des méthodes améliorées d'estimation de la visibilité météorologique par analyse d'images.

3.1 Recueil de données expérimentales

3.1.1 Description du site expérimental

Le site expérimental se situe en France à la Direction des Systèmes d’Observation (DSO) de Météo-France à Trappes. Les coordonnées GPS du site sont $48,77355^{\circ}\text{N}$ et $2,00922^{\circ}\text{E}$. Ce site est choisi pour pouvoir faire des acquisitions par caméra tout en ayant des données météorologiques de référence précises de visibilité météorologique et d’éclairage. Une vue aérienne du site est présentée sur la figure 3.1.

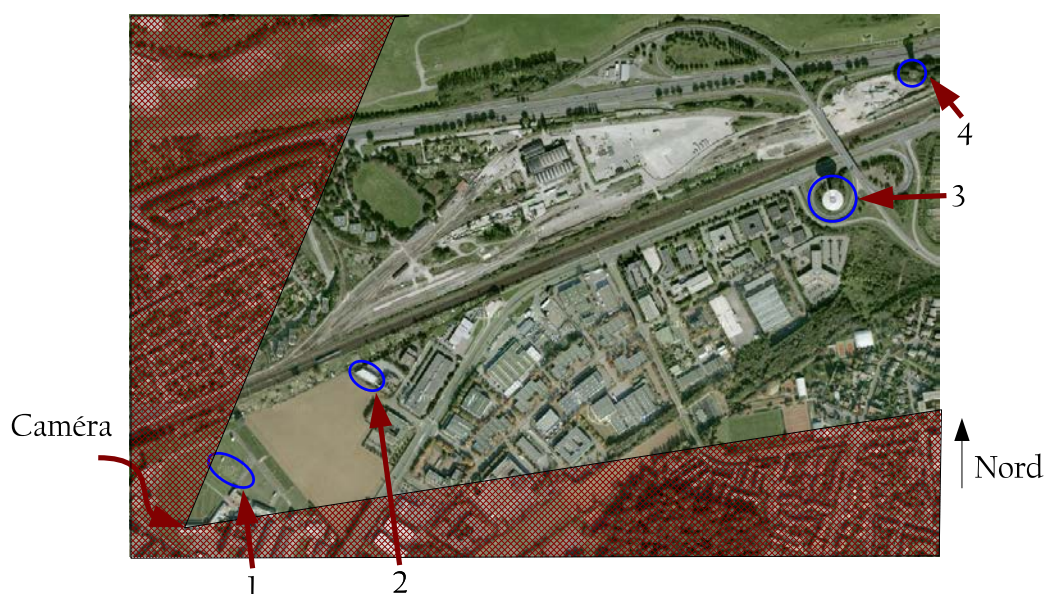


FIGURE 3.1 – Vue aérienne du site de Trappes et position des points d’intérêts.

La caméra doit permettre de tester des méthodes d’estimation de la visibilité météorologique existantes et d’en proposer des nouvelles. Cette caméra est donc orientée vers des cibles dont on peut déterminer les distances simplement pour tester les méthodes basées sur la détection de points d’intérêts. Nous avons également veillé à ce que la caméra soit positionnée en hauteur et ait dans son champ de vision un terrain homogène pour tester la méthode fondée sur la détection du point d’inflexion de la loi de Koschmieder. Cette configuration « imite » un environnement routier et permet potentiellement de tester des méthodes fondées sur l’hypothèse du monde plan pour extraire les distances d’objets visibles. Enfin, nous avons veillé à ne pas orienter notre caméra vers le soleil pour éviter son éblouissement. La figure 3.2 illustre le positionnement de la caméra.



FIGURE 3.2 – Illustrations de (a) la position de la caméra et (b) la visée de la caméra.

Le type d'image obtenu par la caméra est illustré dans la figure 3.3. Elle contient une surface homogène, une portion de route, des constructions proches et des cibles lointaines. Dans les figures 3.1 et 3.3, les cibles proches sont numérotées par 1 et 2 et correspondent respectivement à un hangar situé à 450 m et un radar de Météo-France situé à 150 m de la caméra. Les cibles lointaines 3 et 4 correspondent à deux réservoirs d'eau distants respectivement de 1450 m et 1700 m.

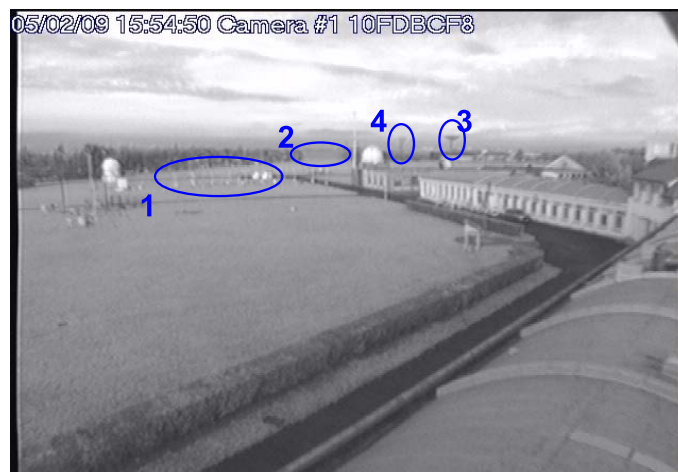


FIGURE 3.3 – Image acquise par la caméra avec les différents points d'intérêt.

3.1.2 Acquisition d'images

La caméra utilisée est typique des caméras de surveillance du trafic : résolution 640×480 , 8 bits (256 niveaux de gris). Les images obtenues (figure 3.5) sont prises avec la caméra illustrée dans la figure 3.4. Ces images sont prises à une période de 10 minutes durant plusieurs mois dans des conditions d'éclairage et de visibilité très variables.



FIGURE 3.4 – Caméra similaire à celles de vidéo-surveillance de résolution 640×480 et de dynamique 8 bits par pixel.



POM=31 km et $L=4923 \text{ cd/m}^2$



POM=11,8 km et $L=5575 \text{ cd/m}^2$



POM=367 m et $L=189 \text{ cd/m}^2$



POM=7 km et $L \leq 4 \text{ cd/m}^2$

FIGURE 3.5 – Exemple d'images acquises sur le site instrumenté de Trappes dans différentes conditions de visibilité et d'éclairage.

3.1.3 Acquisition de données de visibilité

L'observatoire de Météo-France est équipé de transmissomètres et de diffusomètres (figure 3.6) ainsi que d'autres instruments météorologiques. Les données sont enregistrées dans une base de données par Météo-France. Ce sont les données d'un visibilimètre de type diffusomètre qui ont été extraites pour être associées aux images. Les données sont acquises à une fréquence élevée et moyennées sur une durée de 5 minutes. Le principe de fonctionnement du diffusomètre a été détaillé dans la section 1.5.2. Celui de Météo-France est de type DF320 (Degreane Horizon). Il délivre directement la POM. Ce diffusomètre est calibré par un transmissomètre de référence de type TR30. Son principe de fonctionnement a été détaillé dans la section 1.5.1 et son incertitude est de 10 %. Le système est calibré de façon à garantir une incertitude inférieure à 20 % dans 90 % des cas de brouillard stable.



FIGURE 3.6 – Le diffusomètre utilisé pour acquérir les données de référence sur le site instrumenté de Trappes.

3.1.4 Acquisition de données de luminance

Nous avons vu dans le chapitre 1 que le calcul de la PVP impliquait la connaissance de la POM et de la luminance du ciel. Les visibilimètres sont donc souvent couplés avec des luminancemètres. C'est le cas sur le site de Trappes. Les valeurs de luminance sont enregistrées dans la base de MF, comme les valeurs de la POM. Celui dont nous avons exploité les mesures est de type LU320 (Degreane Horizon) présenté sur la figure 3.7. Il est orienté au Nord avec un angle de site de 15° et mesure la luminance du ciel sur un champ angulaire de 10° . Sa résolution est de 4 cd/m^2 et son incertitude est inférieure à 10 %.



FIGURE 3.7 – Le luminancemètre utilisé pour acquérir les données de référence sur le site instrumenté de Trappes.

3.1.5 Description des données acquises

L'instrumentation réalisée a permis de rassembler des données correspondant à des conditions d'éclairage et de visibilité très variées, ce avec des valeurs de luminance comprises entre 0 et plus de 10 kcd/m^2 avec des ciels ensoleillés et couverts, et des valeurs de visibilité comprises entre 0 et plus de 35 km. Un extrait de ces données, correspondant à une période de trois jours, est présenté en figure 3.8.

Parmi ces données, nous avons sélectionné trois journées successives présentant la plus grande variété de conditions d'éclairage (4 à 10 kcd/m^2) et de visibilité (0 à 15 km). Nous avons évité d'intégrer des images prises à des dates trop éloignées pour ne pas introduire de biais liés à des variations de la nature de la scène (de la végétation principalement). La base de données ainsi constituée, baptisée MATILDA et disponible librement en ligne, contient 150 images horodatées, associées à des mesures de visibilité météorologique et de luminance.

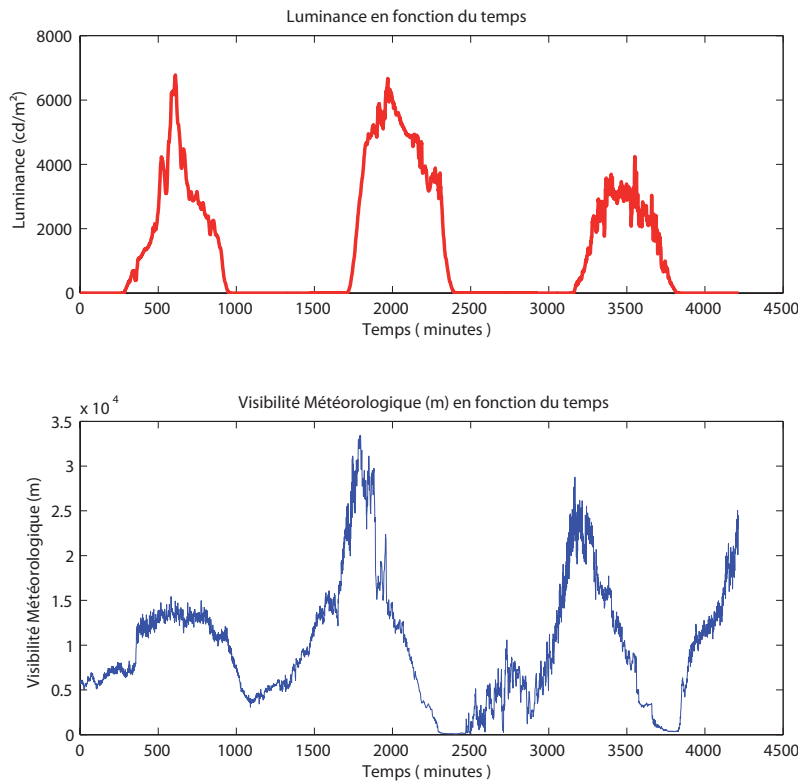


FIGURE 3.8 – Variation de la luminance et de la visibilité météorologique sur trois jours d’observation pendant l’hiver 2008-2009.

3.2 Exploitation des données expérimentales

Nous pouvons mettre à profit la base MATILDA pour évaluer les méthodes existantes d’estimation de la visibilité météorologique par caméra et mettre au point des nouvelles méthodes.

3.2.1 Principe

Outre l’évaluation quantitative entre estimations et données de référence, nous proposons également d’utiliser le coefficient de corrélation linéaire R^2 comme indicateur de confiance dans la méthode que nous cherchons à évaluer.

Le calcul du coefficient de corrélation linéaire R^2 permet d’étudier l’intensité de la liaison qui peut exister entre deux variables. Lorsque celui-ci est proche de la valeur de

1, cela veut dire que nous avons une bonne confiance sur l'existence d'une loi linéaire entre deux séries de données ; lorsque qu'il est proche de la valeur 0, les deux séries sont indépendantes. Dans notre cas, nous allons calculer le coefficient de corrélation entre deux séries d'observations de même durée. Nous notons les valeurs de visibilité et les valeurs de l'indicateur de visibilité de la façon suivante : $(V_{\text{met}_1}, \dots, V_{\text{met}_N})$ et (E_1, \dots, E_N) .

Pour connaître le coefficient de corrélation entre les deux séries de données, nous appliquons la formule (3.1), qui exprime le rapport de la covariance des deux variables et du produit de leurs écart-types :

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^N (V_{\text{met}_i} - \bar{V}_{\text{met}}) \cdot (E_i - \bar{E})}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (V_{\text{met}_i} - \bar{V}_{\text{met}})^2} \cdot \sqrt{\sum_{i=1}^N (E_i - \bar{E})^2}} \quad (3.1)$$

3.2.2 Exemple de mise en œuvre

La figure 3.9 représente le module seuillé du gradient de Sobel calculé sur deux images de la base MATILDA acquises dans deux conditions différentes de visibilité. A la vue de ces cartes de gradient, il semble évident que plus la visibilité est faible, plus le nombre de points de gradient détectés est faible. Nous en déduisons une méthode naïve d'estimation de la visibilité météorologique par caméra qui consiste à compter le nombre de pixels de contours. Cette méthode hybride est proche des approches proposées par [Bäumer *et al.*, 2008] et [Hallowell *et al.*, 2007].

Grâce à la base MATILDA, nous allons chercher quelle est l'influence de la variation du seuil appliqué à l'image des gradients de Sobel sur la valeur de la corrélation obtenue.

Les courbes de la figure 3.10 représentent les variations du coefficient de corrélation R^2 obtenu pour chacune des trois journées de la base en faisant varier le seuil appliqué au gradient de Sobel avec un pas de 5.

Le seuil optimal, c'est-à-dire celui qui maximise la corrélation, existe sur deux jours mais pas sur les trois. En plus, il n'est proche de 1 que pour un des trois jours.

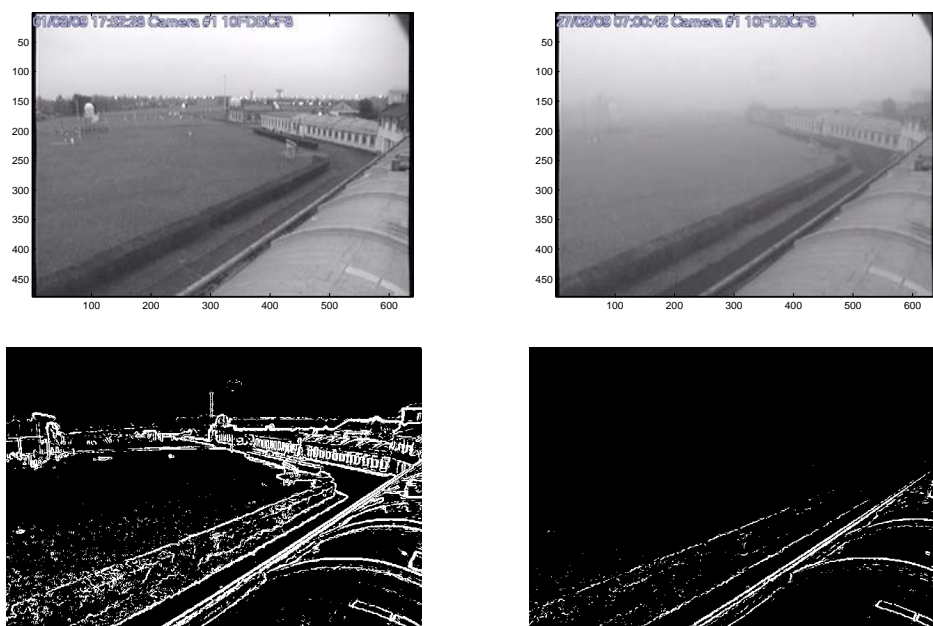


FIGURE 3.9 – Images du site de Trappes en conditions de bonne (gauche) et mauvaise (droite) visibilité et cartes du module du gradient de Sobel correspondantes (en dessous).

Nous constatons également que le coefficient de corrélation R^2 entre la visibilité météorologique et le nombre de points de contours détectés dans la scène varie fortement en fonction du seuil. Nous constatons enfin que le seuil qui optimise le coefficient de corrélation R^2 n'est pas le même d'un jour à l'autre.

Ces simples constats nous permettent de mettre en évidence la difficulté du choix du seuil de gradient et également de montrer la grande sensibilité de la méthode testée aux variations des conditions d'éclairage.

Dans les chapitres suivants, nous allons évaluer de manière systématique les méthodes que nous proposons sur la base MATILDA et ainsi évaluer quantitativement l'apport de nos différentes contributions.

3.3 Conclusion du chapitre

Nous avons présenté dans ce chapitre l'instrumentation d'un site d'observation grâce auquel nous avons pu collecter une base de donnée couplant des images avec

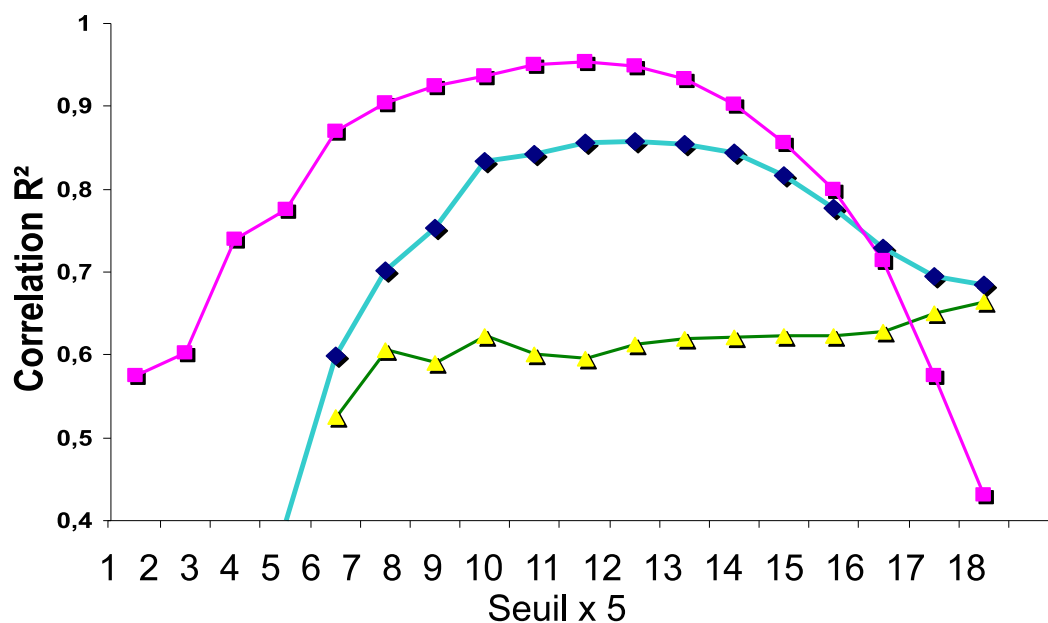


FIGURE 3.10 – Coefficient de corrélation R^2 (variant entre 0 et 1) obtenu par la régression linéaire entre la visibilité météorologique de référence et le nombre de points de gradient détectés pour différents seuils (de 5 à 200 avec un pas de 5) appliqués aux module du gradient de Sobel, sur trois journées distinctes.

des données de référence de visibilité et d'éclairage.

Nous avons mis en œuvre cette base pour évaluer une méthode d'estimation de la visibilité. Nous avons ainsi mis en évidence la sensibilité aux variations d'éclairage des méthodes fondées sur le gradient.

Pour pallier cet inconvénient majeur, qui touche la plupart des méthodes existantes, nous proposons dans le chapitre 4 un indicateur de la visibilité robuste aux variations d'éclairage.

4

Proposition d'un indicateur robuste de la visibilité

Sommaire

4.1	Contraste des surfaces lambertiennes	64
4.1.1	Contraste dans la scène	64
4.1.2	Gradient normalisé dans l'image	65
4.2	Classification des surfaces lambertiennes dans la scène	65
4.2.1	Principe	65
4.2.2	Modélisation	66
4.2.3	Calcul de la carte de confiance des surfaces lambertiennes	71
4.3	Indicateur robuste de la visibilité	74
4.3.1	L'indicateur de la visibilité E^L	74
4.3.2	Comparaison qualitative	74
4.4	Conclusion du chapitre	75

Introduction

Le présent chapitre a pour objectif de présenter un nouvel indicateur robuste de la visibilité météorologique, fondé sur le contraste des zones de l'image correspondant à des surfaces lambertiennes. À cette fin, nous modélisons la luminance dans le ciel pour proposer une méthode qui segmente les surfaces lambertiennes dans la scène. Nous terminons par une comparaison qualitative des performances de l'indicateur proposé et celui de l'état de l'art pour valider notre approche.

4.1 Contraste des surfaces lambertiennes

4.1.1 Contraste dans la scène

Dans le chapitre 1, nous avons vu que la loi de Koschmieder permet d'exprimer la luminance apparente L d'une surface de la scène observée de jour en fonction de sa luminance intrinsèque L_0 , de la luminance du ciel L_∞ , de la distance d'observation d et du coefficient d'extinction atmosphérique β :

$$L = L_0 e^{-\beta d} + L_\infty (1 - e^{-\beta d}) \quad (4.1)$$

Nous avons vu d'autre part que la luminance intrinsèque L_0 d'une surface lambertienne s'exprime de façon simple en fonction de l'éclairement E qu'elle reçoit et de son albédo ρ :

$$L_0 = \rho \frac{E}{\pi} \quad (4.2)$$

Considérons maintenant deux surfaces lambertiennes adjacentes, situées à la même distance d mais caractérisées par des albédos différents ρ_1 et ρ_2 , leur conférant des luminances L_1 et L_2 . Le contraste C entre ces deux surfaces, rapporté à la luminance du ciel L_∞ , s'exprime de la façon suivante :

$$C = \frac{|L_1 - L_2|}{L_\infty} = \frac{\Delta L}{L_\infty} \quad (4.3)$$

En appliquant la loi de Koschmieder, nous retrouvons la loi de Duntley du chapitre 1 :

$$C = \frac{\Delta L_0 e^{-\beta d}}{L_\infty} = C_0 e^{-\beta d} \quad (4.4)$$

En conditions de visibilité réduite, l'éclairage du ciel diurne peut être considéré comme grossièrement uniforme. Cette simplification permet d'établir une relation approximative entre la luminance du ciel et l'éclairement sur les surfaces de la scène :

$$E = \pi L_\infty \quad (4.5)$$

Nous parvenons à la relation suivante pour le contraste des surfaces lambertiennes :

$$C = \Delta \rho e^{-\beta d} \quad (4.6)$$

Nous constatons que le contraste des surfaces lambertiennes est indépendant de

l'éclairage, et ne dépend que des caractéristiques de la scène (propriétés photométriques des surfaces et distances par rapport au capteur) et de la distance de visibilité géométrique. Par conséquent, les variations de contraste des surfaces lambertiennes sont entièrement déterminées par les variations de visibilité. Nous allons pouvoir exploiter cette propriété pour estimer la visibilité météorologique.

4.1.2 Gradient normalisé dans l'image

Il nous faut préalablement vérifier que la propriété que nous venons d'établir se conserve dans les images acquises par la caméra. S'il s'agit d'un capteur CCD, nous pouvons considérer que l'intensité I de chaque pixel est une fonction linéaire de pente k de la luminance L de la surface visée par ce pixel. Si les pixels ne sont pas saturés, nous pouvons alors considérer que le gradient normalisé $\frac{G}{A_\infty}$ dans l'image est égal au contraste dans la scène :

$$\frac{G}{A_\infty} = \frac{\Delta I}{A_\infty} = \frac{k\Delta L}{kL_{\text{ciel}}} = C \quad (4.7)$$

où A_∞ désigne l'intensité des pixels du ciel.

Nous retrouvons ainsi dans l'image la propriété d'indépendance du gradient normalisé des surfaces lambertiennes vis à vis de l'éclairage exprimée pour la scène dans l'équation :

$$\frac{G}{A_\infty} = \Delta\rho e^{-\beta d} \quad (4.8)$$

De plus, le ciel étant grossièrement homogène dans les conditions de visibilité réduite qui nous intéressent, nous pouvons éventuellement nous affranchir de la normalisation en considérant que A_∞ est égal à l'intensité maximale, soit $2^8 - 1 = 255$ pour un capteur 8 bits.

4.2 Classification des surfaces lambertiennes dans la scène

4.2.1 Principe

La segmentation dans les images des régions correspondant à des objets susceptibles d'avoir un comportement lambertien est un problème difficile. En effet, durant le processus de formation de l'image, quatre éléments interviennent conjointement (voir la figure 4.1), ce qui rend difficile de séparer les nombreuses variables physiques. La première composante est l'éclairage. La deuxième composante est l'atmosphère. La

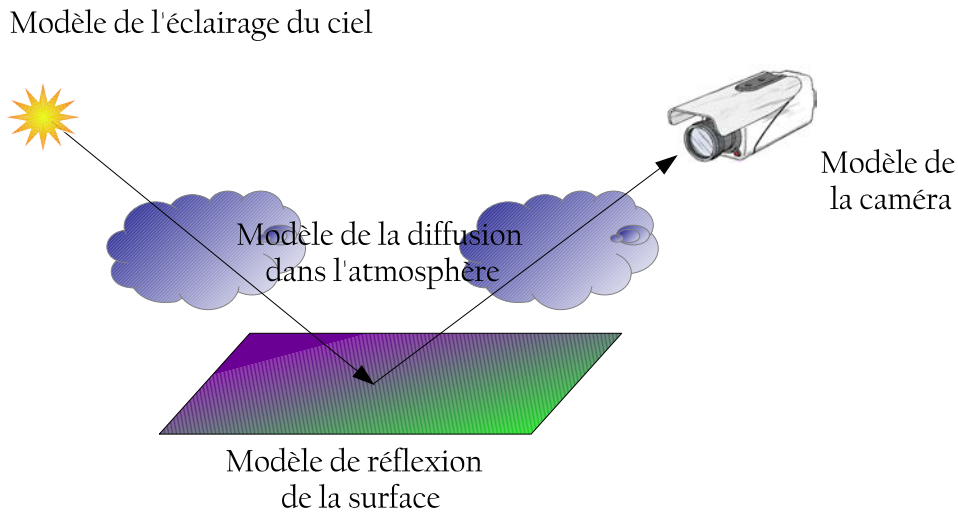


FIGURE 4.1 – Les composantes de la problématique de télédétection.

troisième composante est la scène. La quatrième composante est la caméra elle-même.

Pour réduire la complexité du problème, nous estimons les propriétés des surfaces de la scène en analysant les variations temporelles des intensités des pixels dans l'image pendant le mouvement du soleil lorsque le ciel est dégagé [Koppal et Narasimhan, 2006, Andersen *et al.*, 2006, Kim *et al.*, 2008].

4.2.2 Modélisation

Modélisation de l'éclairage

Le modèle de ciel de [Perez *et al.*, 1993] est recommandé par la CIE pour décrire la luminance de tout point de la voûte céleste en fonction de son altitude et de son orientation par rapport au soleil [Lalonde *et al.*, 2008]. Selon ce modèle, la luminance relative du ciel l_p au point p s'exprime de la façon suivante :

$$\begin{aligned}
 l_p &= [1 + a \exp^{(b/\cos \theta_p)}] \cdot [1 + c \exp(d\gamma_p) + e \cos^2 \gamma_p] \\
 &= f(\theta_p, \gamma_p)
 \end{aligned}
 \tag{4.9}$$

4.2. Classification des surfaces lambertiennes dans la scène

où (a, b, c, d, e) sont cinq paramètres qui caractérisent les conditions atmosphériques. Pour un ciel clair (sans nuages) standard, ces paramètres prennent les valeurs suivantes : $a = -1, b = -0,32, c = 10, d = -3, e = 0,45$ [Perez *et al.*, 1993].

La luminance relative l_p dans une direction particulière du ciel est donc une fonction de l'angle θ_p entre cette direction et le zénith, et de l'angle γ_p entre cette direction et celle du soleil (cf. figure 4.2).

Pour obtenir la luminance absolue L_p , il faut connaître la luminance du ciel dans une direction particulière. Par exemple, si la luminance au zénith L_z est connue alors :

$$L_p = L_z \frac{f(\theta_p, \gamma_p)}{f(0, \theta_s)} \quad (4.10)$$

où θ_s est l'angle de zénith du soleil et $f(\theta_p, \gamma_p)$ est définie dans l'équation (4.9). Il existe différentes équations pour la luminance au zénith dans la littérature [CIE, 1994]. Pour un ciel clair européen nous pouvons utiliser le modèle de [Krochman, 1970] :

$$L_z = 0,1 + 0,063 \times \theta_s + 0,001 \times \theta_s(\theta_s - 30)e^{0,0346(\theta_s - 68)} \quad (4.11)$$

où θ_s est exprimé en degrés. En combinant (4.9), (4.10) et (4.11), nous sommes en mesure d'exprimer la luminance absolue de tout point de la voûte céleste.

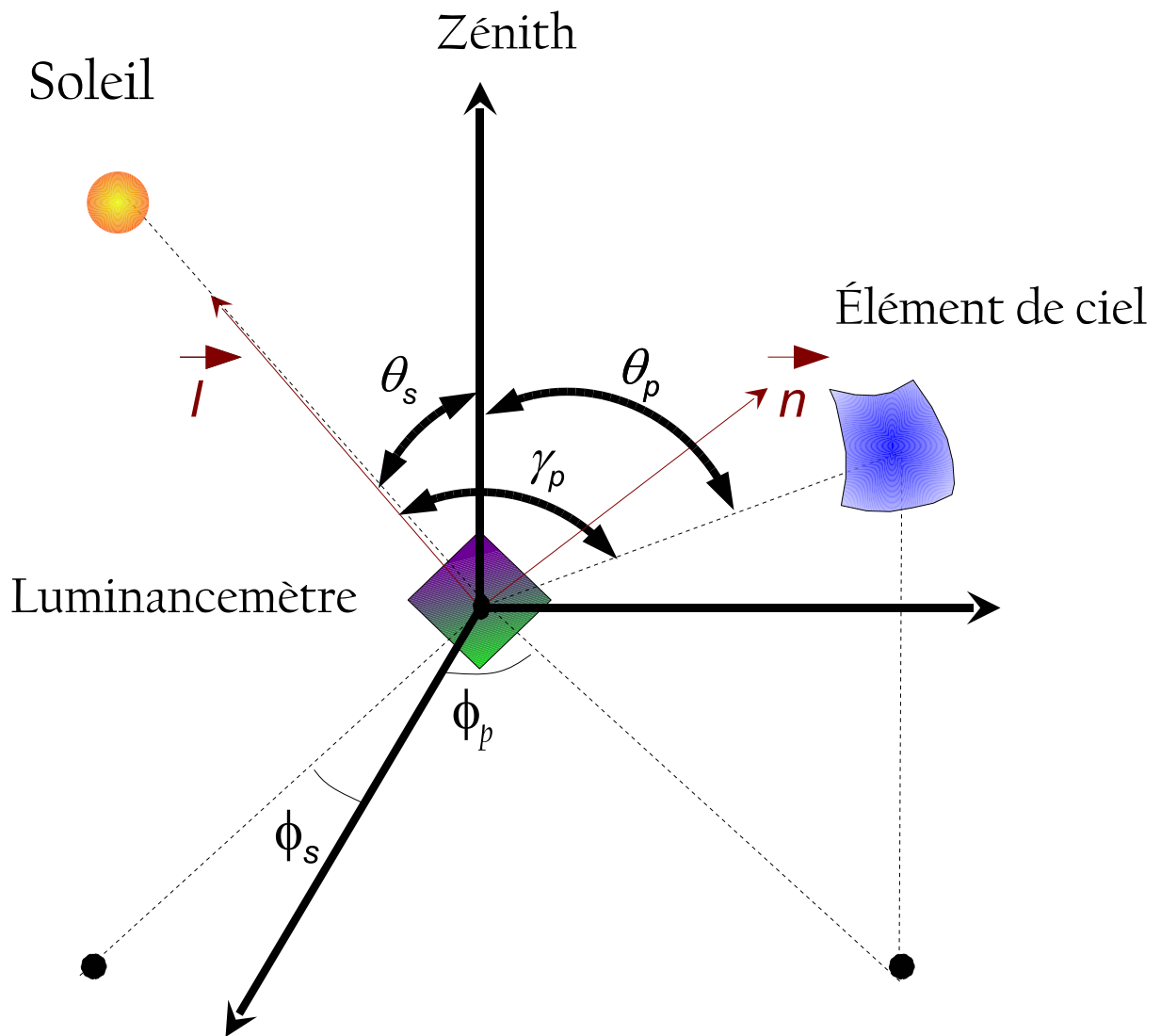


FIGURE 4.2 – Géométrie du modèle de ciel de Perez. La direction du soleil est donnée par (θ_s, ϕ_s) ; une direction dans le ciel est donnée par (θ_p, ϕ_p) et par l'angle γ_p relativement au soleil.

Modélisation de la réflexion

Nous avons vu également dans l'équation (4.2) que la luminance L des surfaces lambertiennes était liée à l'éclairement E par la relation $L = \frac{\rho E}{\pi}$.

Pour classifier les surfaces lambertiennes, nous nous limitons à une scène éclairée par un ciel clair. Nous supposons alors que l'éclairage peut être divisé en deux termes : l'éclairage direct du soleil E_d dans la direction \vec{l} , et l'éclairage ambiant E_a du ciel. Ce qui donne l'expression suivante de la luminance L d'une surface orientée par sa normale \vec{n} :

$$L = \frac{\rho}{\pi} \left(E_d (\vec{n} \cdot \vec{l}) + E_a \right) \quad (4.12)$$

Modélisation du capteur

Si on considère une caméra ayant une réponse linéaire (de type CCD) l'intensité d'un pixel visant une surface de luminance L sera égale à kL , k étant la constante qui caractérise la réponse radiométrique de la caméra :

$$I = kL = k \frac{\rho}{\pi} \left(E_a + E_d (\vec{n} \cdot \vec{l}) \right) \quad (4.13)$$

La constante k dépend du réglage de la caméra (gain, ouverture, temps de pose). Si on considère une caméra réglée pour s'adapter automatiquement aux conditions d'éclairage (ce qui est le cas pour la plupart des caméras utilisées sur le réseau routier) on peut envisager deux cas : soit l'adaptation est déterminée par l'éclairage direct du soleil E_d , soit elle est déterminée par l'éclairage ambiant du ciel E_a .

Considérons tout d'abord que la caméra est adaptée à la lumière du soleil. La constante k est alors inversement proportionnelle à l'éclairement direct du soleil E_d , ce qui se traduit par :

$$I_d \propto \frac{\rho}{\pi} \left(\frac{E_a}{E_d} + \vec{n} \cdot \vec{l} \right) \quad (4.14)$$

Une hypothèse raisonnable, compatible avec les modèles du ciel clair posés par la [CIE, 1994], consiste à supposer que l'éclairement ambiant est proportionnel à l'éclairement direct du soleil, c'est à dire $E_a/E_d = c$. (4.14) devient alors :

$$I_d \propto \frac{\rho}{\pi} (c + \vec{n} \cdot \vec{l}) \quad (4.15)$$

Supposons maintenant que la caméra est adaptée à la lumière du ciel. La constante k est alors inversement proportionnelle à l'éclairement ambiant E_a , ce qui se traduit dans l'image par :

$$I_a \propto \frac{\rho}{\pi} \left(1 + \frac{1}{c} \vec{n} \cdot \vec{l} \right) \quad (4.16)$$

On note que $I_d \propto I_a$, ce qui nous permet d'utiliser (4.15) ou (4.16) indifféremment pour décrire la variation temporelle de l'intensité des pixels de l'image en condition de ciel dégagé.

Influence de la position du soleil sur l'intensité des pixels

En utilisant le système d'angles décrit dans la figure 4.2, on peut exprimer les coordonnées des deux vecteurs qui interviennent dans l'équation (4.15) :

$$\vec{l} = [\cos \theta_s \cos \phi_s, \cos \theta_s \sin \phi_s, \sin \theta_s]^t \quad (4.17)$$

$$\vec{n} = [\cos \theta \cos \phi, \cos \theta \sin \phi, \sin \theta]^t \quad (4.18)$$

Il s'ensuit que :

$$\vec{n} \cdot \vec{l} = \cos \theta_s \cos \theta \cos(\phi_s - \phi) + \sin \theta_s \sin \theta \quad (4.19)$$

En utilisant le changement de variable proposé par [Kim *et al.*, 2008], qui consiste à repérer chaque direction du ciel par son angle θ' par rapport à la direction du soleil au lieu de celle du zénith, nous obtenons :

$$\vec{n} \cdot \vec{l} = \cos \theta' \cos(\phi_s - \phi_p) \quad (4.20)$$

On obtient ainsi l'expression de l'intensité d'un pixel visant une surface éclairée par le ciel :

$$I \propto \frac{\rho}{\pi} (\cos(\phi_s - \phi_p) \cos \theta' + c) \quad (4.21)$$

Le terme $\rho/\pi \cos \theta'$ constitue l'amplitude de la variation dans le temps, et le terme $\cos(\phi_s - \phi_p)$ en constitue la phase. Si on ne considère que les surfaces dont la normale est verticale ou orientée au Nord pour aligner la phase avec la course du soleil (i.e. éclairement maximal à midi), nous obtenons :

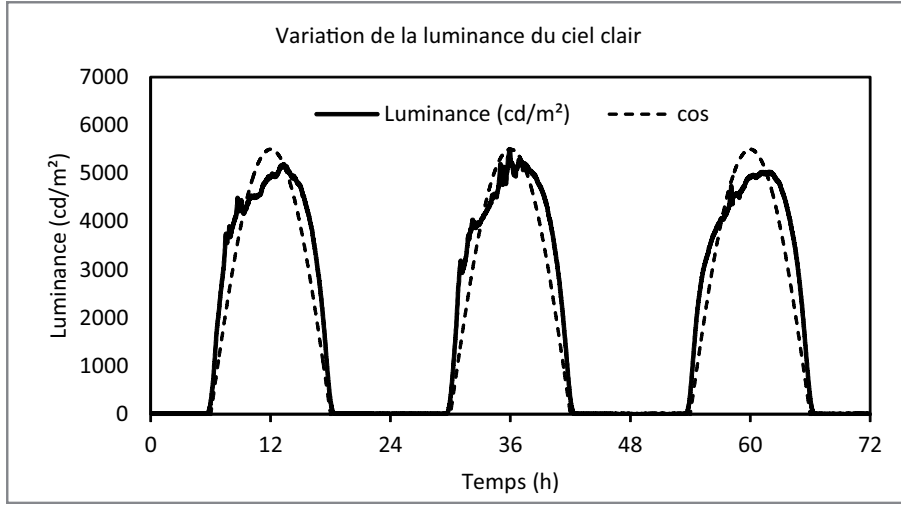


FIGURE 4.3 – Variation de la luminance de ciel mesurée avec un luminancemètre visant vers le nord à 40° au dessus de l’horizon, sur une période de trois jours ensoleillés.

$$I \propto \frac{\rho}{\pi} i \quad (4.22)$$

où $i = \cos \theta' \cos \phi_s + c$ désigne l’intensité relative d’un pixel visant une surface lambertienne orientée favorablement. Nous avons ainsi établi que l’intensité de ces pixels varie de manière sinusoïdale en fonction du temps, comme la luminance du ciel lorsqu’il est clair (figure 4.3).

4.2.3 Calcul de la carte de confiance des surfaces lambertiennes

Nous définissons la confiance P^L pour qu’un pixel appartienne à une surface lambertienne en calculant le coefficient de corrélation R^2 sur une série d’images consécutives par ciel dégagé :

$$P^L = R^2 = \frac{\sum (I - \bar{I}) \cdot (i - \bar{i})}{\sqrt{\sum (I - \bar{I})^2} \cdot \sqrt{\sum (i - \bar{i})^2}} \quad (4.23)$$

I désigne l’intensité d’un pixel, i l’intensité relative de ce pixel prédite pour les surfaces lambertiennes orientées au Nord. \bar{I} et \bar{i} sont respectivement les moyennes de I et i sur l’ensemble de la série d’images. P^L est calculé pour chaque pixel pour constituer une « carte de confiance lambertienne » : lorsque ce coefficient de corrélation R^2 est proche de 1, la surface visée par le pixel peut être considérée lambertienne.

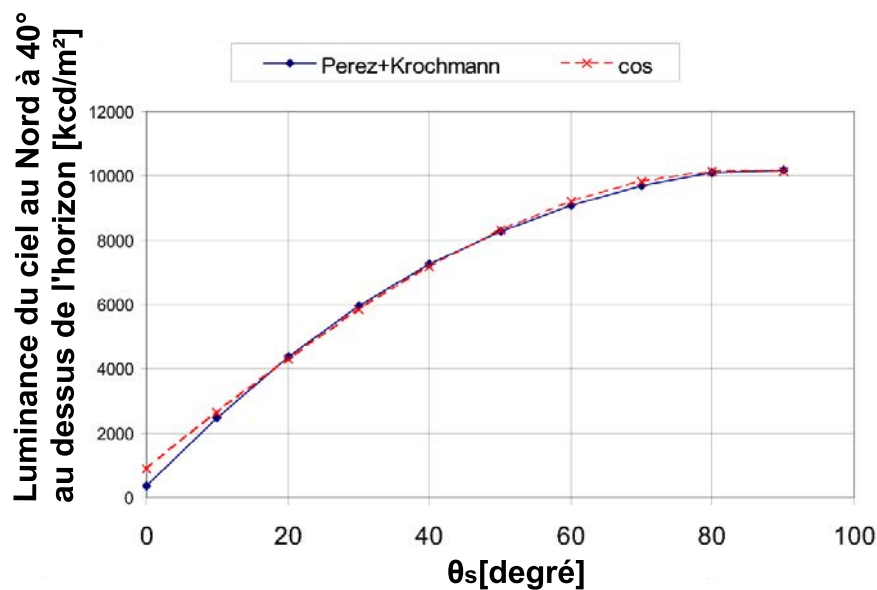


FIGURE 4.4 – Le profil de luminance d'un élément de ciel orienté vers le Nord avec un angle de site de 40° , obtenu en combinant le modèle de luminance de ciel de Perez et le modèle de luminance au zenith de Krochmann, est quasiment sinusoïdal.

Nous avons testé deux options différentes pour établir l'intensité prédite : d'une part nous avons utilisé la luminance mesurée sur le site expérimental en même temps que les images, d'autre part nous avons utilisé une simple fonction sinusoïdale de l'heure.

On constate en effet que le profil de luminance de ciel mesuré par temps clair a une forme sinusoïdale (voir la figure 4.3). Ce constat est étayé par les modèles de ciel de Perez et Krochmann (voir la figure 4.4).

Les cartes de confiance lambertienne ainsi calculées sont présentées en figure 4.5. On vérifie qualitativement leurs similarités : les mêmes zones de la scène sont identifiées comme lambertiennes par les deux méthodes. Comme nous pouvons nous y attendre, la « confiance lambertienne » est légèrement plus faible lorsqu'on utilise le modèle sinusoïdal que lorsqu'on utilise les mesures de luminance de ciel.

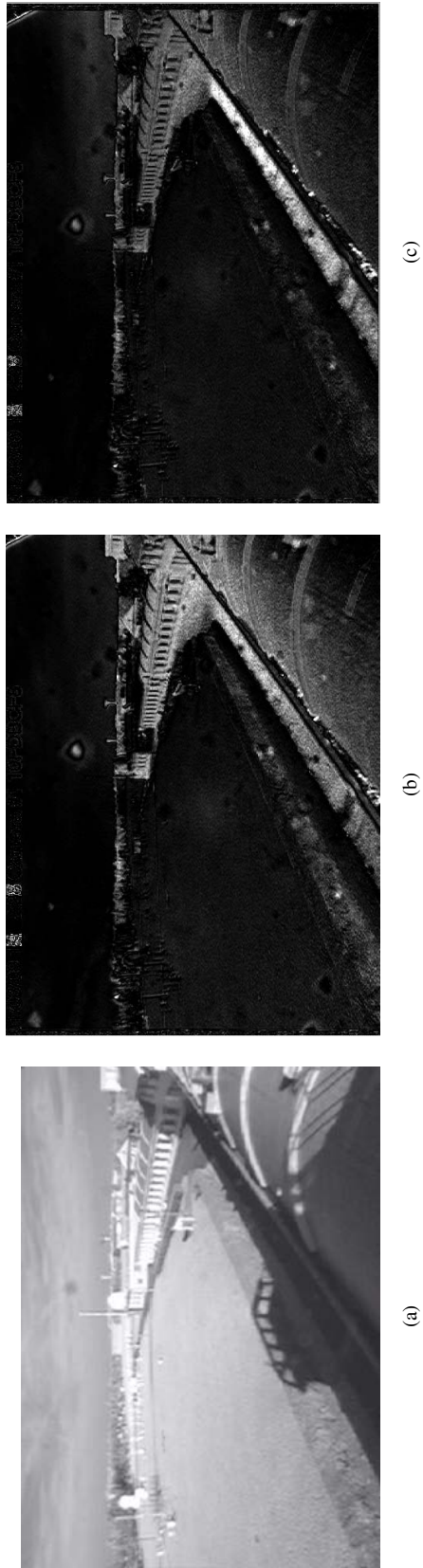


FIGURE 4.5 – Carte de confiance lambertienne : (a) une image par ciel dégagé, (b) carte normalisée des corrélations obtenue en utilisant les variations de luminance du ciel mesurées par un luminancemètre ; (c) la carte prédite par un modèle sinusoïdal de ces variations.

4.3 Indicateur robuste de la visibilité

Nous avons démontré que l'expression du gradient normalisé des cibles lambertiennes est indépendante des variations de l'éclairage. Nous avons ensuite proposé deux méthodes de calcul des cartes de surfaces lambertiennes. Maintenant, nous proposons un indicateur robuste de la visibilité météorologique.

4.3.1 L'indicateur de la visibilité E^L

Nous améliorons alors l'indicateur de visibilité fondé sur la simple somme (ou moyenne) des modules des gradients de Sobel présenté dans l'équation (2.18).

Nous proposons maintenant un indicateur que nous notons E^L et qui est une moyenne pondérée des gradients dans l'image. Il est calculé comme suit :

$$E^L = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^H \sum_{j=0}^W \frac{G_{i,j} P_{i,j}^L}{A_\infty} \quad (4.24)$$

$N = H \times W$ est le nombre de pixels de l'image. A_∞ désigne l'intensité du fond. $P_{i,j}^L$ désigne la confiance qu'un pixel (i, j) dans l'image appartienne à une cible lambertienne. Pondérer par $P_{i,j}^L$ revient à donner plus de poids aux pixels susceptibles d'appartenir à des objets lambertiens et à réduire l'influence des contrastes non lambertiens, voire les éliminer.

4.3.2 Comparaison qualitative

Dans la figure 4.6, nous traçons la simple somme des gradients (2.18) en fonction de la visibilité météorologique. Nous remarquons une instabilité et une dispersion de cet indicateur. Celles-ci sont liées aux variations d'éclairage qui affectent différemment la luminance des objets dans la scène, et donc des gradients, selon la manière dont ils reflètent la lumière du ciel et du soleil. C'est pourquoi, le module du gradient de Sobel sur toute l'image ne peut pas être un indicateur stable et reproductible de la visibilité météorologique.

Les variations de l'indicateur amélioré E^L en fonction des valeurs de la visibilité météorologique de référence V_{ref} sont présentées sur la figure 5.14. Nous remarquons

que la réponse de cet indicateur est moins dispersée.

En comparant qualitativement la réponse des deux indicateurs, il est maintenant clair que pondérer par la carte des surfaces lambertiennes P^L permet de proposer un indicateur E^L plus robuste face aux variations d'éclairage.

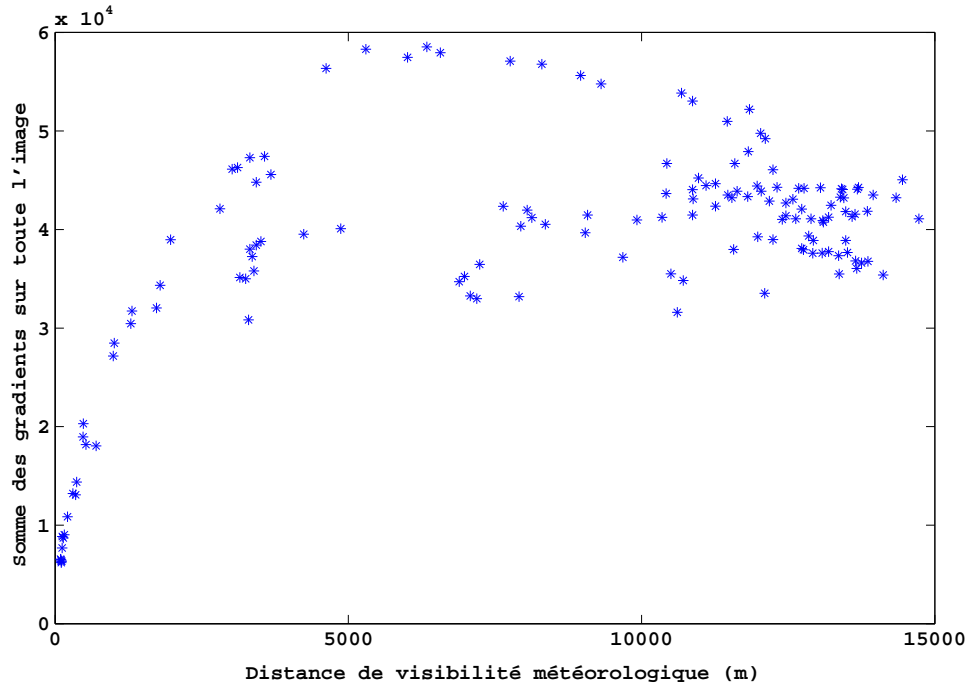


FIGURE 4.6 – Somme simple des gradients en fonction de la visibilité météorologique de référence V_{ref} pour la série de 150 observations constituées dans le chapitre 3

4.4 Conclusion du chapitre

Dans un premier temps, nous avons démontré l'intérêt des contrastes des cibles lambertiennes. Stables face aux variations de l'éclairage, ces contrastes ne varient qu'en fonction de la distance et de la visibilité météorologique de l'atmosphère.

Dans un deuxième temps, nous avons classé les surfaces lambertiennes et proposé deux méthodes pour calculer la carte de confiance de ces surfaces : soit par la corrélation avec les variations de luminance du ciel, soit avec un modèle sinusoïdal de ces variations.

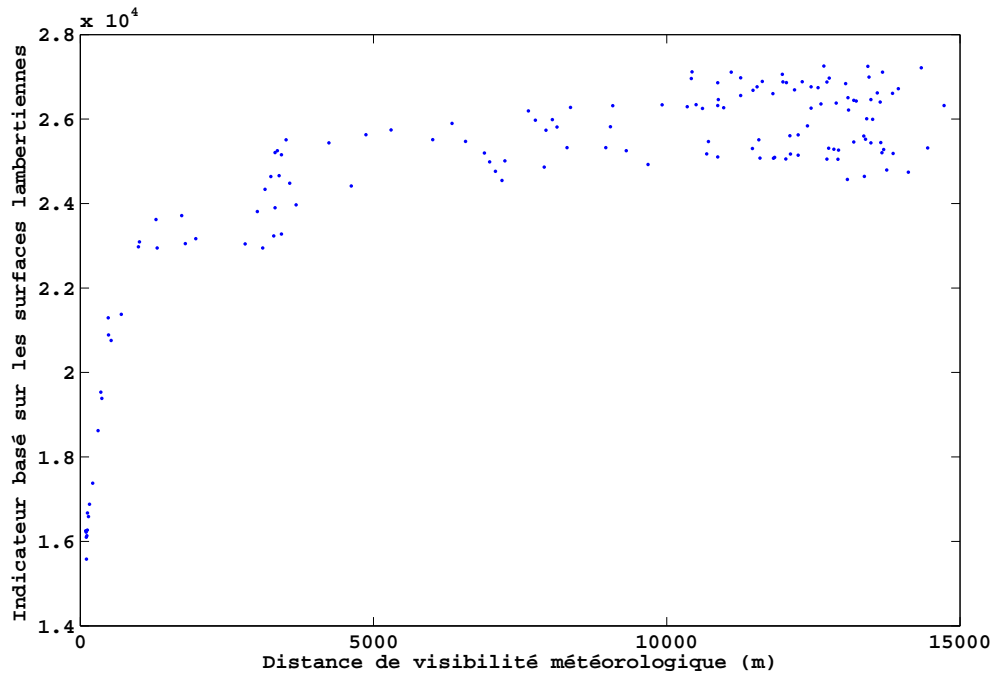


FIGURE 4.7 – Indicateur de la visibilité E^L (somme des gradients sur les zones lambertiennes) en fonction de la visibilité météorologiques de référence V_{ref} pour la série de 150 observations constituées dans le chapitre 3

Dans un troisième temps, nous avons proposé un nouvel indicateur de la visibilité météorologique en pondérant les gradients par la confiance des surfaces lambertiennes. Nous avons ensuite prouvé la robustesse accrue de cet indicateur face aux conditions d'éclairage, par rapport à une simple somme (moyenne) des gradients.

Dans le chapitre 5, nous mettons à profit cet indicateur pour modéliser la fonction de réponse du système d'observation.

5

Fonction de réponse entre l'indicateur robuste et la visibilité météorologique

Sommaire

5.1	Fonction de réponse	78
5.1.1	Définition	78
5.1.2	Ajustement de la courbe	79
5.1.3	Inversion du modèle ajusté	80
5.1.4	Calcul de l'erreur	80
5.1.5	Méthodologie	81
5.2	Approche empirique	82
5.2.1	Choix de la fonction de réponse	82
5.2.2	Ajustement de la fonction de réponse	82
5.2.3	Ajustement pondéré	87
5.3	Approche fondée sur la connaissance de la scène	90
5.3.1	Interprétation de l'indicateur de visibilité	90
5.3.2	Distribution inconnue des profondeurs dans l'image	91
5.3.3	Distribution supposée des profondeurs dans l'image	93
5.3.4	Distribution estimée des profondeurs dans l'image	96
5.3.5	Évaluation et bilan des différentes méthodes	103
5.4	Estimation de la visibilité sans données de référence	109
5.4.1	Sans luminancemètre (bilan)	109
5.4.2	Sans visibilimètre (perspective)	112
5.5	Conclusion du chapitre	113

Introduction

Le chapitre précédent a porté sur la proposition d'un indicateur robuste de la visibilité météorologique à partir des images acquises par une caméra. Le lien entre cet estimateur et la visibilité constitue la fonction de réponse du système d'observation considéré.

Après avoir rappelé certains principes qui régissent les fonctions de réponse des systèmes de mesure, nous proposons deux approches pour déterminer celle d'un système d'observation de la visibilité météorologique par caméra : la première est fondée sur une approche empirique tandis que la deuxième est fondée sur un modèle probabiliste posant des hypothèses sur la connaissance de la distribution des profondeurs dans la scène.

Ensuite, en exploitant les données recueillies sur notre site expérimental (chapitre 3), nous justifions le choix d'une distribution de profondeur. Enfin, le chapitre se termine par une comparaison des résultats sur l'estimation de la visibilité par chacune des méthodes proposées.

5.1 Fonction de réponse

La fonction de réponse vise à modéliser les variations de l'indicateur robuste de la visibilité obtenu à partir d'une image en fonction des variations de la visibilité météorologique. La formulation mathématique de la fonction de réponse peut s'obtenir de différentes façons et son expression peut varier selon le degré de connaissance que l'on peut avoir sur le système.

5.1.1 Définition

Nous définissons une fonction f qui à chaque valeur de visibilité météorologique V associe une valeur de l'indicateur de visibilité E basé sur les gradients dans l'image acquise dans les conditions de visibilité correspondante :

$$\begin{aligned} f &: \mathbb{R}^+ \rightarrow \mathbb{R}^+ \\ V &\mapsto E \end{aligned} \tag{5.1}$$

L'ensemble de départ de cette fonction correspond à l'ensemble des réels positifs car il s'agit des valeurs de la distance de visibilité météorologique V . L'ensemble d'arrivée appartient à l'ensemble des réels positifs car il correspond aux valeurs de l'indicateur E de la visibilité basé sur les gradients dans une image ; cet indicateur est égal à zéro quand aucun gradient n'est visible dans l'image et croît vers une valeur limite quand tous les objets de la scène sont visibles. Ces deux cas extrêmes correspondent respectivement à une visibilité quasi nulle et une très bonne visibilité.

La fonction ainsi définie décrit le profil de l'évolution de l'indicateur en fonction de la transparence de l'atmosphère. Elle dépend de la distribution des objets détectés comme lambertiens dans la scène, des caractéristiques extrinsèques et intrinsèques de la caméra, et des différents traitements apportés aux images d'une part par la caméra et, d'autre part, par le processus de calcul de notre indicateur.

Dans la suite, nous cherchons une expression analytique de la fonction de réponse, d'abord par une approche empirique, puis par une approche statistique impliquant des connaissances sur la scène considérée.

5.1.2 Ajustement de la courbe

Quelle que soit l'approche choisie, nous avons besoin de déterminer les paramètres de chaque fonction de réponse proposée. Pour ce faire, nous effectuons une régression en utilisant la méthode des moindres carrés, qui consiste à minimiser l'écart quadratique entre les valeurs prédites par la fonction de réponse et les valeurs observées.

Ajustement robuste

L'ajustement de la fonction de réponse consiste à poser un modèle à partir d'une fonction mathématique et à ajuster ses paramètres pour minimiser l'écart entre les estimations et les observations (résidus).

Le meilleur ajustement est celui qui minimise la somme des carrés des résidus. Certaines techniques d'ajustement dites « robustes » permettent d'améliorer les résultats en écartant certaines données aberrantes. L'ajustement est alors réalisé sur un sous-ensemble $O \subset [1, N]$ d'observations.

Dans notre cas, l'erreur quadratique χ_{robuste}^2 à minimiser est la suivante :

$$\chi_{\text{robuste}}^2 = \sum_{i \in O} [E_i - f(V_i)]^2 \quad (5.2)$$

Ajustement pondéré

Lorsque la variable observée n'a pas une variance constante, il est possible d'améliorer l'ajustement en pondérant les observations par l'inverse de l'écart-type associé. Dans notre cas, l'incertitude de mesure est connue, puisque c'est celle du visibilimètre avec lequel sont mesurées les données de référence : elle est donnée comme inférieure à 20% dans 90% des observations. Nous introduisons donc un poids $w_i = 1/0,02 V_i$ dans l'expression de l'erreur quadratique à minimiser :

$$\chi_{\text{pondere}}^2 = \sum_{i=1}^N w_i [E_i - f(V_i)]^2 \quad (5.3)$$

Il s'agit d'une généralisation de l'ajustement robuste, dans lequel on affecte un poids nul à certaines observations jugées aberrantes.

Il est possible de combiner les différentes approches, robustes et pondérées, pour minimiser l'erreur d'ajustement.

5.1.3 Inversion du modèle ajusté

L'estimation de la visibilité en fonction de l'indicateur basé sur les gradient implique d'inverser la fonction de réponse f . Il faut donc qu'elle soit à la fois continue et monotone. La condition de continuité peut être supposée sans remettre en cause les résultats. La condition de croissance est garantie par la définition de l'indicateur de visibilité considéré, qui correspond à une somme de gradients qui sont des fonctions croissantes de la visibilité météorologique (cf. équation (4.24)). L'existence de la fonction inverse f^{-1} est donc assurée. Néanmoins, il n'est pas garanti que nous puissions trouver une expression mathématique simple de cette fonction.

5.1.4 Calcul de l'erreur

Le fait même d'utiliser une fonction de réponse sous-entend l'hypothèse de l'unicité de la correspondance entre la visibilité météorologique et l'indicateur considéré.

Cependant, en pratique il est impossible de reproduire les mêmes conditions d'une observation à l'autre, voire d'assurer la stabilité de la scène, à cause d'objets mobiles par exemple. C'est ce qui explique les écarts résiduels.

Pour évaluer la qualité du modèle, nous utilisons la moyenne ϵ des écarts relatifs entre les valeurs de visibilité estimées $f^{-1}(E_i)$ et les valeurs de référence V_i . La distribution statistique de ces écarts tend à être gaussienne ou normale. En effet, l'erreur stochastique est souvent la somme d'erreurs aléatoires, et selon le théorème de la limite centrale, la somme de plusieurs erreurs aléatoires donne une distribution similaire à une gaussienne.

$$\epsilon = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{|V_i - f^{-1}(E_i)|}{V_i} \quad (5.4)$$

5.1.5 Méthodologie

Nous venons de voir la méthodologie qui sera suivie tout au long de ce chapitre. Nous proposerons d'abord un modèle de fonction de réponse dont les paramètres vont être déterminés par ajustement aux observations. Ensuite, ce modèle sera inversé pour obtenir une fonction d'estimation de la visibilité à partir de l'indicateur calculé pour une image. Enfin, nous évaluerons la précision du modèle en calculant l'écart entre les estimations et les mesures.

5.2 Approche empirique

Abordons la détermination de la fonction de réponse du système d'estimation de la visibilité météorologique par caméra de manière empirique. Nous commençons par démontrer quantitativement l'amélioration apportée par la prise en compte des surfaces lambertiennes en évaluant l'erreur induite par l'ajustement d'une fonction logarithmique. Nous proposons ensuite de réduire cette erreur au moyen d'un ajustement pondéré permettant de compenser la faible fréquence des données correspondant à des situations de faible visibilité.

5.2.1 Choix de la fonction de réponse

Les observations réalisées sur le site expérimental de Trappes (cf. chapitre 3), illustrées dans la figure 5.1, donnent à penser que la fonction de réponse du système d'observation pourrait être une fonction logarithmique de la forme suivante :

$$E = f(V) = A + B \log(V) \quad (5.5)$$

En utilisant les méthodes d'ajustement présentées dans la section précédente, nous avons calculé les paramètres A et B de la fonction de réponse f .

5.2.2 Ajustement de la fonction de réponse

L'ajustement se fait pour deux séries de données. La première série de données associe l'indicateur basé sur le gradient sur toute l'image (méthode de l'état de l'art) avec les données de visibilité météorologique de référence. La deuxième série associe l'indicateur que nous proposons dans le chapitre 4 avec les mêmes valeurs de visibilité météorologique de référence. Les résultats sont présentés dans les figures 5.2 et 5.3.

Une fois les paramètres de la fonction de réponse déterminés, nous inversons cette fonction pour pouvoir calculer la visibilité météorologique estimée V_{est} en fonction de l'indicateur E basé sur les gradients dans une image :

$$V_{\text{est}} = e^{(E-A)/B} \quad (5.6)$$

Nous pouvons alors évaluer la précision de la méthode d'estimation selon le principe exposé dans la première section du présent chapitre. Les résultats sont présentés

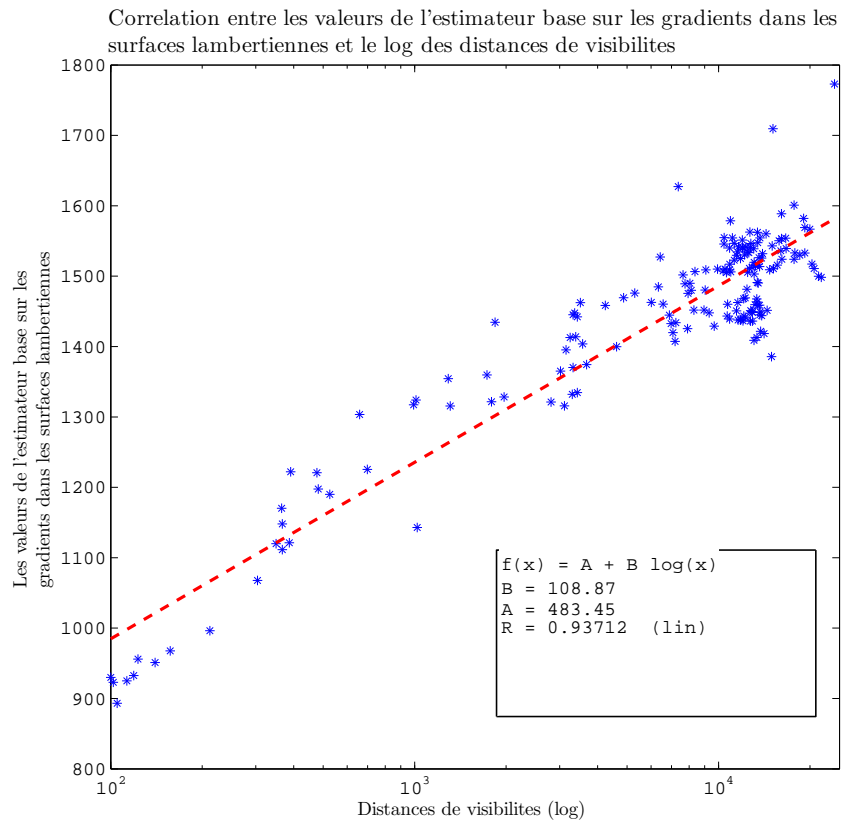


FIGURE 5.1 – Régression linéaire entre les valeurs de l'indicateur basé sur les gradients de Sobel pris dans les surfaces lambertiennes et le logarithme des distances de visibilité météorologique : justification du choix du modèle logarithme.

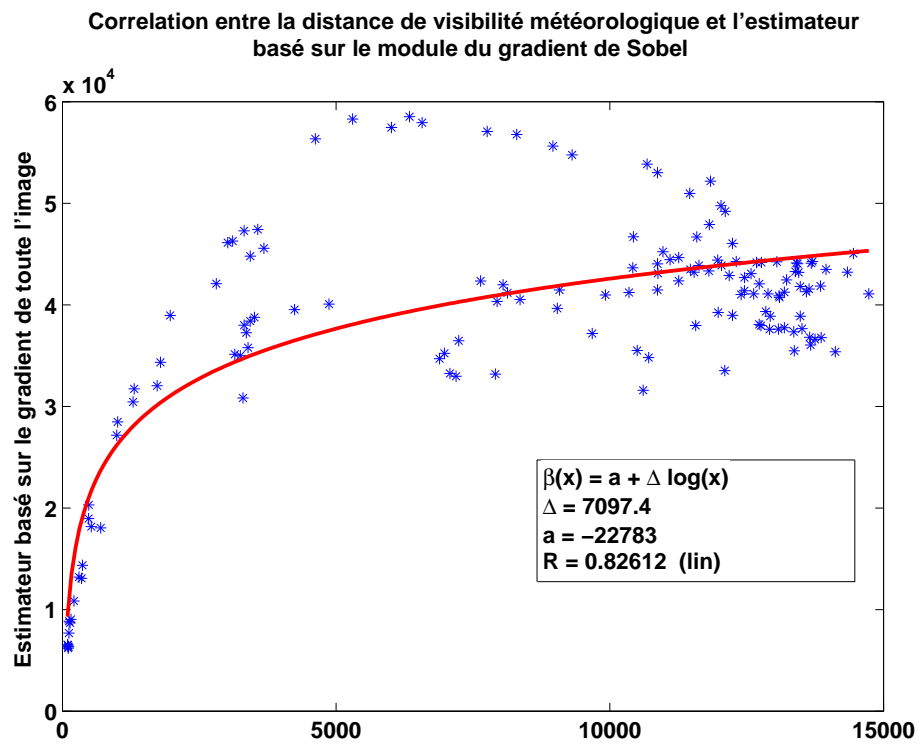


FIGURE 5.2 – Ajustement robuste de la fonction de réponse du système d'observation fondée sur le module du gradient de Sobel (méthode de l'état de l'art).

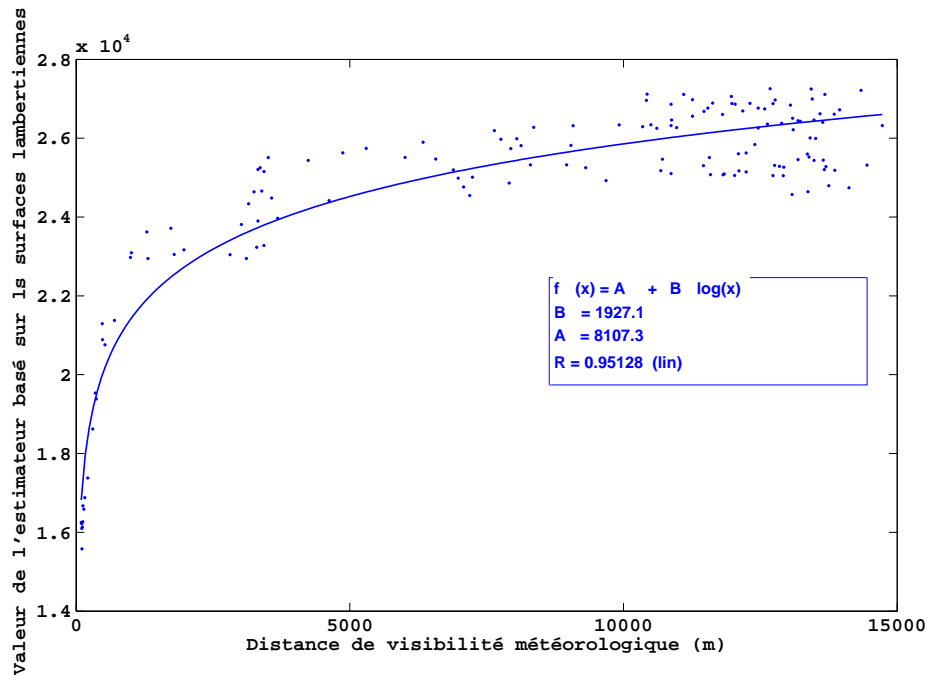


FIGURE 5.3 – Ajustement robuste de la fonction de réponse fondée sur le gradient dans les zones lambertiennes.

dans le tableau 5.2.2.

Nous constatons tout d'abord que le coefficient de détermination de la fonction de réponse proposée dans le chapitre 4 est supérieur à celui obtenu par la mise en œuvre des méthodes de l'état de l'art [Xie *et al.*, 2008]. Nous observons d'autre part que l'erreur relative moyenne de la méthode classique est de 40% pour les visibilités inférieures à 1 km, mais qu'elle dépasse 100% au delà d'1 km.

Ces résultats prouvent qu'il est impossible de décrire les variations de la visibilité météorologique en fonction d'un descripteur basé sur le gradient sur toute l'image au delà de 1 km. Si on considère qu'une incertitude supérieure à 50% est inacceptable, nous constatons également que le descripteur que nous avons proposé est plus stable pour les fortes visibilités mais qu'il reste à améliorer pour les visibilités inférieures à 5 km.

Nous observons que la répartition des différentes conditions de visibilité dans notre base de données n'est pas uniforme. Ceci est dû au caractère éphémère du brouillard, qui persiste rarement plus deux heures après le lever du jour, ce qui fait que l'effectif des observations en conditions de bonne visibilité est supérieur à celui des observa-

V_{met} [m]	0-1000	1000-5000	5000-15000	R^2
Surface lambertiennes 4.24	53% $\sigma=39$	60% $\sigma=46$	33% $\sigma=18$	0,95
Toute l'image 2.18	39% $\sigma=12$	205% $\sigma=303$	125% $\sigma=293$	0,82

TABLE 5.1 – Erreurs relatives moyennes (et écart-type σ : comparaison quantitative entre les erreurs de la méthode des gradients dans les surfaces lambertiennes et celles de la méthode de l'état de l'art.

tions en conditions de faible visibilité. Il s'ensuit que lors de l'ajustement, l'erreur sera plus faible pour les distances de visibilités supérieures à 1 km que pour les visibilités inférieures à 1 km. Ce constat nous pousse à pondérer l'ajustement de la courbe en donnant plus de poids aux cas de faible distance de visibilité.

5.2.3 Ajustement pondéré

Cette fois, nous effectuons un ajustement pondéré de la fonction de réponse empirique basée sur le gradient de Sobel pris dans les surfaces lambertiennes en donnant plus de poids aux cas de faibles distances de visibilité. Pour ce faire, nous choisissons une pondération égale à l'inverse de l'incertitude de mesure du visibilimètre utilisé pour recueillir les données de référence. Selon le constructeur, cette incertitude est de 20%. La figure 5.4 illustre les données recueillies en cas de faibles visibilité (0 à 1500 m) et les incertitudes associées.

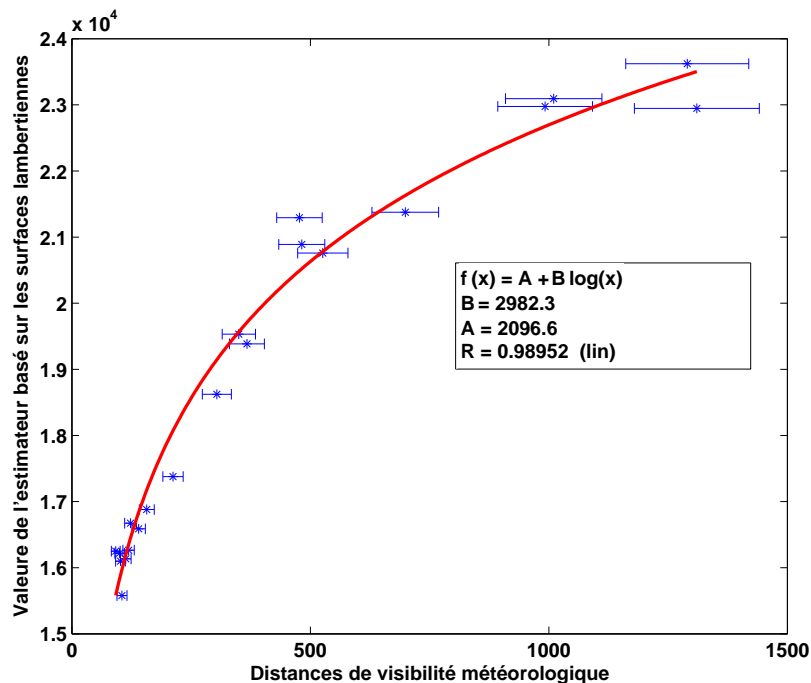


FIGURE 5.4 – Ajustement robuste pondéré de la fonction de réponse du système d'observation pour les faibles visibilités (< 1500 m).

Les erreurs obtenues pour le modèle empirique logarithmique ajusté avec et sans pondération sont exprimées dans le tableau 5.2. Certains types d'ajustement pour certaines plages de visibilité donnent des erreurs acceptables (en gras) : l'erreur relative moyenne est de 25% en dessous de 1 km, de 26% de 1 à 5 km, et de 33% de 5 à 15 km.

	0-1000 m	1000-5000 m	5000-15000 m	R^2
État de l'art 2.18	39% $\sigma=12$	205% $\sigma=303$	125% $\sigma=293$	0,82
Sans pondération	53% $\sigma=39$	60% $\sigma=46$	33% $\sigma=18$	0,95
Avec pondération	25% $\sigma=24$	26% $\sigma=19$	48% $\sigma=16$	0,9

TABLE 5.2 – Précision du modèle empirique avec et sans pondération.

Pour avoir une erreur globale de l'ordre de 30% sur toute la plage de visibilité, nous devons utiliser un ajustement simple pour les visibilités au delà de 5 km et un ajustement pondéré pour les visibilités inférieures à 5 km. La figure 5.5 présente les deux ajustements, simple et pondéré, simultanément.

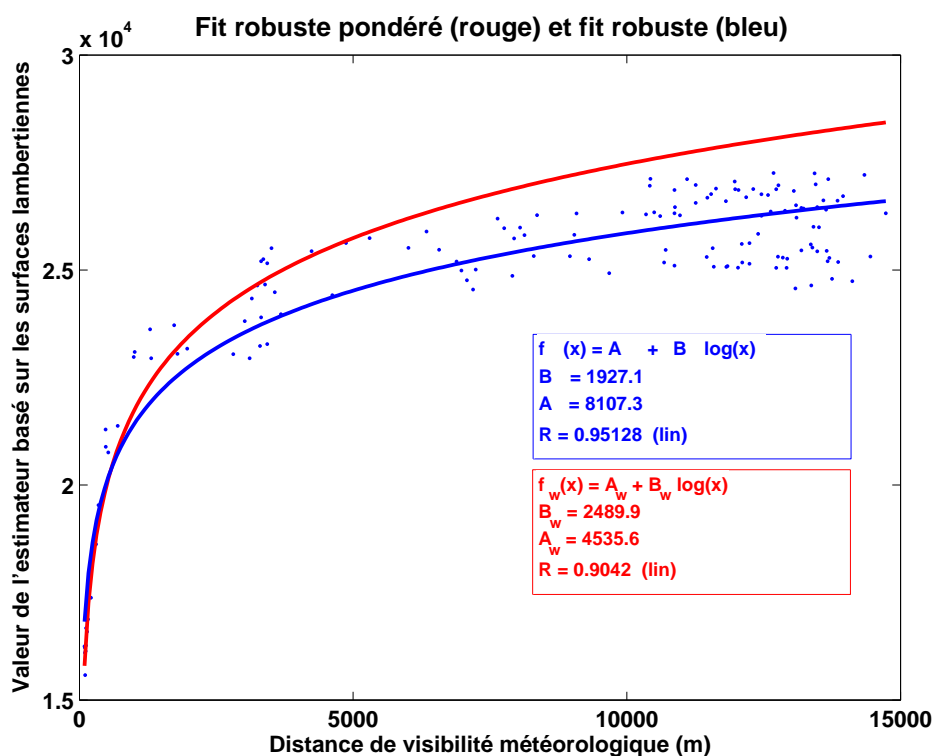


FIGURE 5.5 – Ajustement robuste (courbe en bleu) et ajustement robuste pondéré (courbe en rouge) de la fonction de réponse du système d'observation de la visibilité météorologique.

Bilan

L'ajustement du modèle empirique a permis dans un premier temps de démontrer quantitativement les apports du descripteur robuste de la visibilité présenté dans le cha-

pitre 4 par rapport à celui de l'état de l'art, sensible aux variations d'éclairage.

Dans un deuxième temps, ce modèle empirique a permis de se rendre compte de la limite de l'ajustement simple et du besoin de pondérer l'ajustement pour donner plus de poids aux faibles visibilités, naturellement rares, pour obtenir des erreurs acceptables.

La limite de l'approche empirique est qu'elle oblige à avoir deux fonctions de réponse pour couvrir toute la gamme de visibilité avec des erreurs relatives de l'ordre de 30 %. Nous cherchons à résoudre ce problème en analysant la nature physique de l'indicateur de visibilité exploité pour estimer la visibilité météorologique.

5.3 Approche fondée sur la connaissance de la scène

Compte tenu des difficultés rencontrées avec l'approche empirique, dans cette section nous analysons la signification physique de l'indicateur de visibilité fondé sur les gradients, afin de proposer un modèle de la fonction de réponse du système d'observation de la visibilité météorologique par caméra.

5.3.1 Interprétation de l'indicateur de visibilité

Considérons une scène extérieure dans laquelle des mires sont réparties de façon continue à des distances croissantes de la caméra. Notons ϕ la fonction de densité de probabilité d'observer un contraste C dans l'image de cette scène :

$$\mathbb{P}(C < X \leq C + dC) = \phi(C)dC \quad (5.7)$$

Par définition, la moyenne m des contrastes dans l'image, c'est-à-dire l'espérance mathématique de ϕ , est exprimée comme suit :

$$m = \mathbb{E}[C] = \int_0^1 C\phi(C)dC \quad (5.8)$$

Si l'on se réfère à l'expression du contraste de l'équation (4.6) (qui s'applique aux surfaces lambertiennes), nous voyons que C est une variable aléatoire qui dépend de deux autres variables aléatoires : la distance d et l'écart d'albédo entre deux points adjacents $\Delta\rho$. Ces deux variables sont supposées être indépendantes, ce qui permet d'exprimer l'équation (5.8) comme :

$$m = \mathbb{E}[\Delta\rho] \mathbb{E}\left[e^{-\frac{3d}{V}}\right] = \overline{\Delta\rho} \int_0^{+\infty} \psi(d)e^{-\frac{3d}{V}} dd \quad (5.9)$$

où $\overline{\Delta\rho}$ représente la moyenne des écarts d'albédo dans les objets de la scène, et ψ désigne la fonction de densité de probabilité de présence d'un objet à une distance d dans la scène. La distribution ψ est indépendante des conditions d'éclairage et de visibilité, et décrit l'aspect géométrique de la scène.

Le paramètre $\overline{\Delta\rho}$ est également indépendant des conditions d'éclairage et de visibilité et décrit l'aspect photométrique de la scène. Il peut être estimé en utilisant des images de la scène obtenues par temps clair, par l'intermédiaire des gradients comme expliqué dans la section 4.3.

Il reste alors à déterminer la distribution des profondeurs dans la scène. Pour ce faire, nous pouvons envisager trois approches :

1. sans connaissance sur la distribution ψ , nous utilisons une distribution uniforme ;
2. sur la base de connaissances a priori, nous choisissons un modèle statistique ;
3. lorsque la distribution est connue, nous ajustons le modèle statistique correspondant.

5.3.2 Distribution inconnue des profondeurs dans l'image

Nous cherchons une expression analytique de la moyenne des contrastes dans la scène (5.9). Dans ce but et sans autre information, nous supposons une scène qui contient n cibles lambertiennes, avec des albédos aléatoires, situées à des distances aléatoires entre 0 et d_{\max} . Pour une telle scène, la distribution des profondeurs ψ_u est la suivante :

$$\psi_u(d) = \begin{cases} \frac{1}{d_{\max}} & \text{pour } 0 \leq d \leq d_{\max}, \\ 0 & \text{sinon.} \end{cases} \quad (5.10)$$

Nous pouvons en déduire la moyenne des contrastes dans la scène en fonction de la visibilité V d'après l'équation (5.9) :

$$m_u = \frac{V\overline{\Delta\rho}}{3d_{\max}} \left[1 - \exp\left(-\frac{3d_{\max}}{V}\right) \right] \quad (5.11)$$

Quelques exemples de fonction de réponse $m_u(V)$ produites par différentes séries de tirages aléatoires sont tracées en bleu dans la figure 5.6 ($n = 100$ et $d_{\max} = 1000$ m).

L'inverse de la fonction $m_u(V)$ peut être exprimé analytiquement :

$$V_u(m) = \frac{3md_{\max}}{1 + mW\left(\frac{e^{-1/m}}{m}\right)} \quad (5.12)$$

où W désigne la fonction de Lambert, qui est une fonction transcendantale définie par les solutions de l'équation $W(x)e^{W(x)} = x$ [Corless *et al.*, 1996]. Étant donné la complexité de l'équation, il est ardu de calculer les dérivées partielles de ce modèle pour exprimer les incertitudes associées.

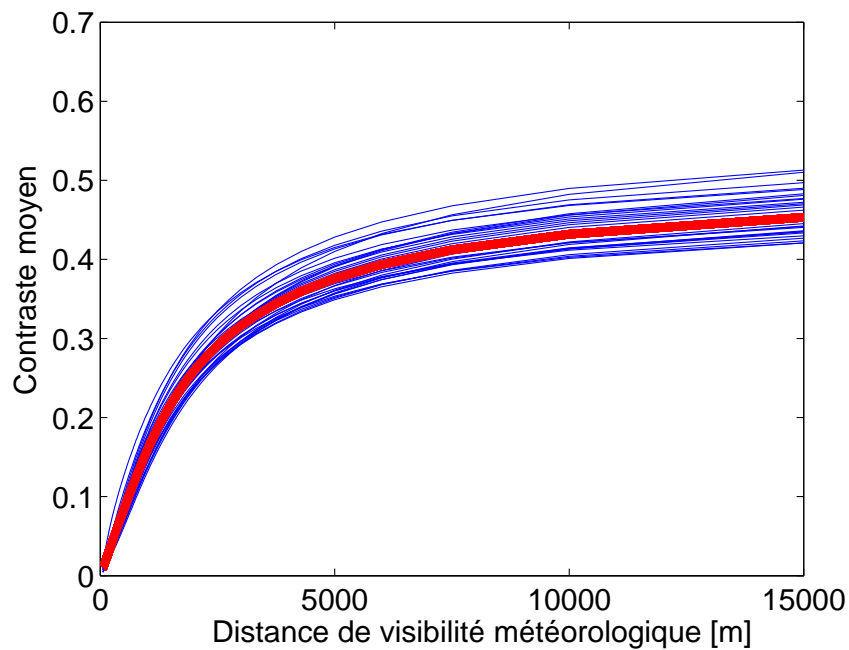


FIGURE 5.6 – Simulation de la fonction de réponse fondée sur une distribution uniforme des cibles. Les courbes en bleu illustrent la moyenne des contrastes dans différentes scènes hypothétiques comportant $n = 100$ cibles lambertiennes réparties aléatoirement à des distances comprises entre 0 et $d_{\max} = 1000$ m, en fonction de la visibilité météorologique. La moyenne du contraste calculé avec l'expression analytique (5.11) est tracée en rouge.

5.3.3 Distribution supposée des profondeurs dans l'image

Examinons d'abord si des solutions mathématiques existent pour des distributions statistiques classiques de profondeur dans des scènes naturelles.

En supposant une distribution gaussienne dont les paramètres sont μ et σ , la densité de probabilité des profondeurs des cibles est donnée par l'équation suivante :

$$\psi_G(d) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \exp \left[-\frac{1}{2} \left(\frac{d - \mu}{\sigma} \right)^2 \right] \quad (5.13)$$

L'équation (5.9) admet alors une solution analytique m_G , donnée par :

$$m_G(V) = \frac{\overline{\Delta\rho}}{2} \exp \left(\frac{9\sigma^2}{2V^2} - \frac{3\mu}{V} \right) \operatorname{erfc} \left[\frac{1}{\sigma\sqrt{2}} \left(\frac{3\sigma^2}{V} - \mu \right) \right] \quad (5.14)$$

où erfc désigne la fonction d'erreur complémentaire :

$$\operatorname{erfc}(z) = \frac{2}{\sqrt{\pi}} \int_z^\infty \exp(-\zeta^2) d\zeta \quad (5.15)$$

De la même manière, en supposant une distribution de Rayleigh de paramètre σ :

$$\psi_R(d) = \frac{d}{\sigma^2} \exp \left(-\frac{d^2}{2\sigma^2} \right) \quad (5.16)$$

$$m_R(V) = 1 - \frac{3\sigma\overline{\Delta\rho}}{V} \exp \left(\frac{9\sigma^2}{2V^2} \right) \sqrt{\frac{\pi}{2}} \operatorname{erfc} \left(\frac{3\sigma}{V\sqrt{2}} \right) \quad (5.17)$$

Enfin, en supposant une distribution exponentielle de paramètre ν :

$$\psi_e(d) = \nu \exp(-\nu d) \quad (5.18)$$

$$m_e(V) = \frac{\nu\overline{\Delta\rho}}{\nu + \frac{3}{V}} \quad (5.19)$$

D'autres types de distribution peuvent être testés, tels que la distribution log-normale, mais sans solution analytique permettant d'obtenir une expression de la moyenne des contrastes en fonction de la visibilité météorologique. Les distributions uniforme et exponentielle sont les plus simples à manipuler.

Des exemples de fonction de réponse pour des scènes générées aléatoirement à

l'aide des différentes distributions envisagées (uniforme, exponentielle, Rayleigh et gaussienne) sont présentées dans la figure 5.7. Nous constatons qu'elles ont une forme caractéristique, avec une pente à l'origine et une asymptote horizontale pour les grandes valeurs de visibilité météorologique.

Cette forme caractéristique traduit les propriétés suivantes, communes à tous les modèles statistiques envisagés :

$$\lim_{V \rightarrow 0} m = 0 \quad \text{et} \quad \lim_{V \rightarrow \infty} m = \overline{\Delta\rho} \quad (5.20)$$

Nous remarquons que l'approche empirique proposée dans la section 5.2 ne respecte pas ces propriétés.

Pour estimer la visibilité en fonction du contraste moyen, il faut inverser la fonction de réponse. Cela est possible analytiquement pour les distributions envisagées.

Le cas d'une distribution exponentielle est le plus simple à inverser :

$$V_e(m, \nu) = \frac{3m}{\nu(1-m)} \quad (5.21)$$

Ce modèle est le seul à être compatible avec une dérivation partielle analytique. Il permet donc d'exprimer l'incertitude du modèle :

$$dV_e = \frac{\partial V_e(m, \nu)}{\partial m} dm + \frac{\partial V_e(m, \nu)}{\partial \nu} d\nu \quad (5.22)$$

$$\Delta V_e \leq \frac{3\Delta m}{\nu(1-m)^2} + \frac{3m\Delta\nu}{\nu^2(1-m)} \quad (5.23)$$

Nous concluons donc qu'il est possible d'obtenir un modèle de la visibilité météorologique en fonction de la moyenne des contrastes lambertiens à condition de faire une hypothèse sur la distribution des profondeurs dans la scène. Ce problème étant peu traité dans la littérature [Torralba et Oliva, 2002], il est souhaitable d'estimer la distribution effective et de l'utiliser pour résoudre l'équation (5.9).

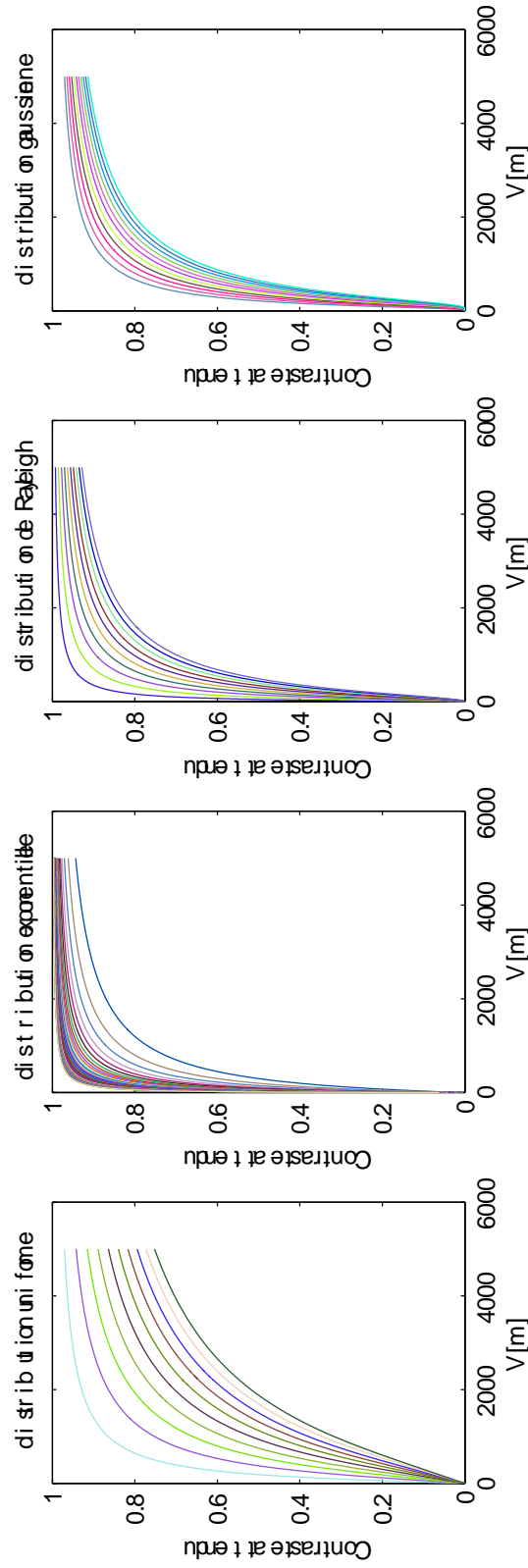


FIGURE 5.7 – Représentation des différents modèles de fonction de réponse selon la distribution de profondeurs considérée : (a) une distribution uniforme ($d_{max} \in [100; 1000]$); (b) une distribution exponentielle ($\nu \in [0, 01; 0, 1]$); (c) une distribution de Rayleigh ($\sigma \in [10; 100]$); (d) une distribution gaussienne ($\mu = 10$ et $\sigma \in [50; 150]$).

5.3.4 Distribution estimée des profondeurs dans l'image

Différentes méthodes existent pour estimer les profondeurs dans l'image d'une scène. Dans notre cas, la caméra ne bouge pas, ce qui nous empêche d'utiliser les algorithmes de détermination de la structure 3D à partir du mouvement, et il n'y a qu'une seule caméra, ce qui exclut les approches stéréoscopiques. Nous en présentons deux autres qui s'appuient sur des principes différents. La première utilise deux images prises par différentes conditions de visibilité dégradée. La seconde utilise un modèle numérique de terrain couplé à un modèle de bâti 3D.

Utilisation d'images en différentes conditions de visibilité

[Narasimhan et Nayar, 2003] ont proposé une méthode pour estimer la structure de la scène en utilisant deux images I_1 et I_2 prises dans des conditions de visibilité différentes, caractérisées par des coefficients d'extinction β_1 et β_2 (sachant que $\beta \approx 3/v$). Ils exploitent pour cela la loi de Koschmieder (1.7), qui les conduit à la relation suivante :

$$(\beta_2 - \beta_1)d = -\log \left[\frac{A_{\infty_2} - I_2}{A_{\infty_1} - I_1} \right] - \log \frac{A_{\infty_1}}{A_{\infty_2}} \quad (5.24)$$

où A_{∞_1} et A_{∞_2} sont les intensités du ciel dans chacune des deux images.

Cette méthode permet d'estimer grossièrement la profondeur d associée à chaque pixel de l'image de la scène à l'aide d'images prises avec des visibilités V_1 et V_2 mesurées avec un visibilimètre. La carte de la profondeur relative ainsi obtenue pour notre site d'observation est illustrée par la figure 5.8.

Néanmoins, à cause du bruit de la caméra, deux conditions de visibilité ne suffisent pas pour obtenir une approximation correcte. Un vote pondéré est souvent utilisé pour obtenir des données fiables à partir de multiples sources de données incertaines [Latif-Shabgahi *et al.*, 2004]. Dans le domaine de la vision par ordinateur et celui de la reconnaissance de formes, ce processus est souvent utilisé pour déduire une information globale à partir d'informations locales, par exemple la transformée de Hough [Duda et Hart, 1972], la transformée radiale symétrique rapide [Loy et Zelinsky, 2003] ou la transformée v -disparité [Labayrade *et al.*, 2002]. C'est ce principe qui nous a conduit à utiliser une approche similaire à celle de [Parzen, 1962] pour estimer la répartition des surfaces lambertiennes.

Nous utilisons ce principe pour estimer la distribution des distances dans la scène,

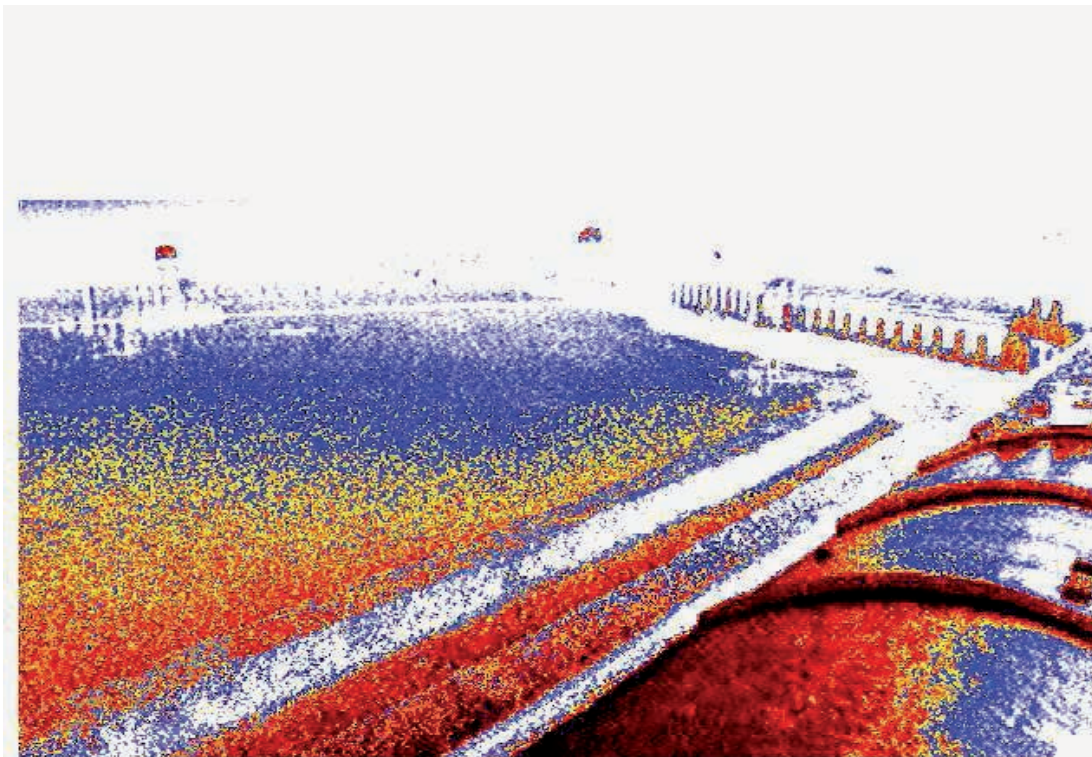


FIGURE 5.8 – Carte de profondeur du site de Trappes estimée à l'aide de deux images acquises dans différentes conditions de visibilité.

par l'intermédiaire d'un histogramme de distances $h(d)$. La profondeur d_i de chaque pixel contribue à l'ensemble de l'histogramme sous la forme d'une distribution gaussienne $\mathcal{N}(d|d_i, u_i)$ centrée sur d_i et d'écart-type u_i . En complément, nous introduisons un paramètre de pondération w_i qui représente la contribution de chaque pixel à l'histogramme et que nous prenons égal à $G_i P_i^L$ (produit du module du gradient de Sobel et de la confiance que la surface visée est lambertienne), calculé en conditions optimales de visibilité météorologique.

$$h(d) = \sum_{i=1}^N w_i \mathcal{N}(d|d_i, u_i) \quad (5.25)$$

où N désigne le nombre total de pixels. La confiance u est obtenue en calculant la sensibilité de l'équation 5.24 à ses paramètres :

$$u \propto \sum \left[\frac{\partial d}{\partial (A_{\infty 1,2}, I_{1,2})} d(A_{\infty 1,2}, I_{1,2}) \right]^2 \quad (5.26)$$

En supposant que $dA_{\infty 1} \approx dA_{\infty 2} \approx dI_1 \approx dI_2 = dI$, l'équation (5.26) devient :

$$u \propto \frac{f_1 + f_2}{(\beta_2 - \beta_1)^2} dI^2 \quad (5.27)$$

avec

$$f_{1,2} = \frac{1}{A_{\infty 1,2}^2} + 2 \left[\frac{1}{(A_{\infty 1,2} - I_{1,2})^2} + \frac{1}{A_{\infty 1,2} (A_{\infty 1,2} - I_{1,2})} \right] \quad (5.28)$$

La confiance u sur la profondeur des pixels est donnée par l'équation (5.27) et elle est contrôlée par la valeur de dI , qui est fixée de manière empirique et caractérise la sensibilité de la caméra.

Mise en application avec les données acquises sur notre site instrumenté, décrit au chapitre 3, cette méthode nous a permis de calculer les distributions de profondeurs dans la scène présentées dans la figure 5.9, pour différentes valeurs de dI . Nous constatons que la distribution exponentielle permet de modéliser cette distribution de façon satisfaisante avec l'avantage d'être inversible. Nous estimons ainsi le paramètre $d_{\max} \approx 325$ m, ce qui correspond à une capacité $\tau \approx 1000$ m pour le système d'observation considéré (cf. annexe A).

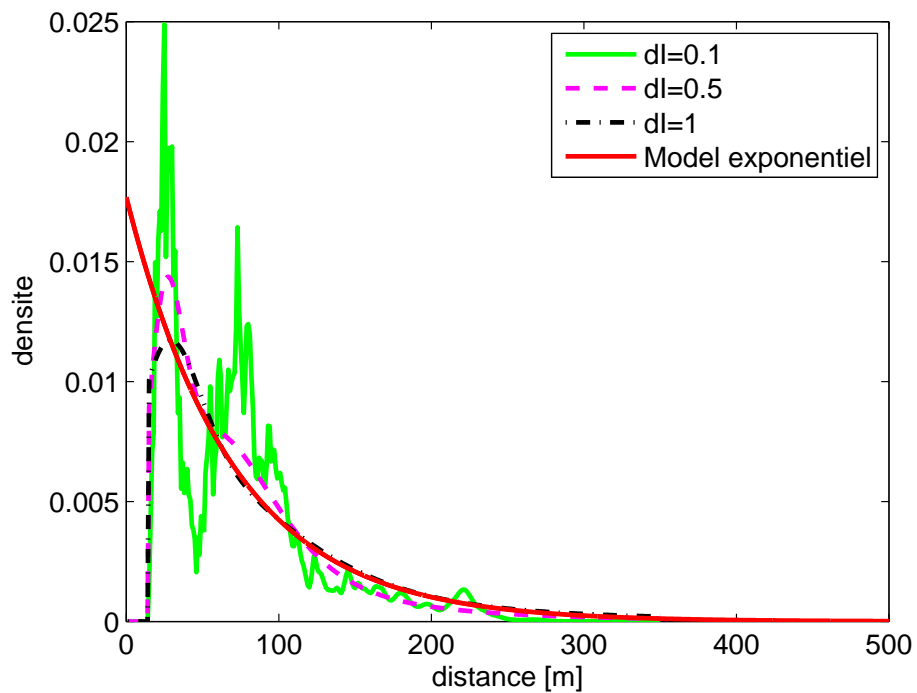


FIGURE 5.9 – Histogramme des distances pondéré en fonction du contraste des surfaces lambertiennes pour différentes valeurs du niveau d'incertitude sur le niveau de gris d'un pixel. La distribution exponentielle ajustée est tracée par une ligne continue rouge.

Utilisation d'un modèle numérique de terrain

Une autre approche consiste à utiliser un modèle 3D existant de l'environnement. [Bäumer *et al.*, 2008] déterminent les distances de quelques points d'intérêt éloignés les uns des autres dans le champ de la caméra à l'aide d'une carte géographique en 2D. Dans notre cas, nous proposons d'exploiter un modèle 3D complet de l'environnement.

Tout d'abord, les paramètres intrinsèques et extrinsèques de la caméra doivent être estimés et sa position absolue doit être mesurée. Pour ce faire, nous adaptons la méthode de calibrage géométrique décrite dans la sous-section 2.2.3. Nous avons donc géolocalisé la caméra à l'aide d'un récepteur GPS précis (représenté dans la figure 5.10(a)). Ensuite, nous avons acquis une série de 35 images avec une cible mobile équipée d'une antenne GPS (représentée dans la figure 5.10(b)). Les différentes positions de cette cible ont été incrustées dans l'image de la figure 5.10(c). Ces différentes informations permettent d'estimer les paramètres intrinsèques (en particulier les paramètres de distorsion) de la caméra, ainsi que sa position et sa visée dans un référentiel géographique absolu.

Nous avons ensuite construit un modèle 3D de l'environnement d'une précision de 1 mètre (LOD1) à partir d'un modèle numérique de terrain (MNT) très précis associé à la volumétrie des bâtiments du site. Ce modèle, acquis et maintenu par l'IGN et présenté dans la figure 5.11, est ensuite projeté dans l'espace image pour construire la carte de profondeur dense présentée dans la figure 5.12.

Nous en déduisons directement l'histogramme de profondeur $h(d)$ présenté dans la figure 5.13. Nous constatons que cet histogramme peut être ajusté avec une distribution exponentielle. Nous supposons que la distribution de ψ dans (5.9) suit le même modèle.

Exploitation de la distribution de distance estimée

Que ce soit en exploitant des images par différentes conditions de visibilité ou en exploitant un modèle 3D, nous pouvons estimer la distribution des distances dans la scène et constater qu'elle peut être modélisée par une fonction exponentielle de paramètre ν . En se fondant sur ces résultats, nous pouvons exprimer analytiquement la fonction de réponse du système d'observation avec l'équation (5.9) :

$$m = \frac{1}{N} \sum_i \frac{G_i P_i^L}{A_\infty} \approx \frac{\nu \overline{\Delta\rho}}{\nu + \frac{3}{V}} \quad (5.29)$$



FIGURE 5.10 – Calibrage géométrique de la caméra du site de Trappes : (a) estimation de la géolocalisation de la caméra par un récepteur GPS ; (b) cible utilisée pour le calibrage géométrique ; (c) différentes positions de la cible pour calibrer la caméra.

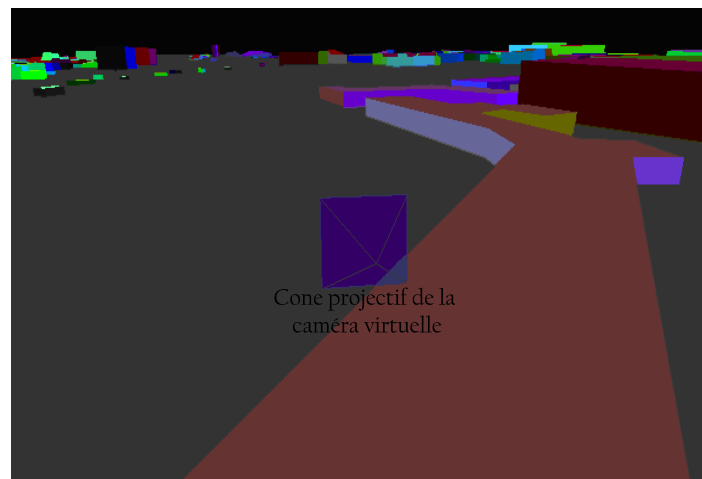


FIGURE 5.11 – Modèle 3D de l'environnement (modèle numérique de terrain associé à la volumétrie des bâtiments) projeté dans l'espace image de la caméra.

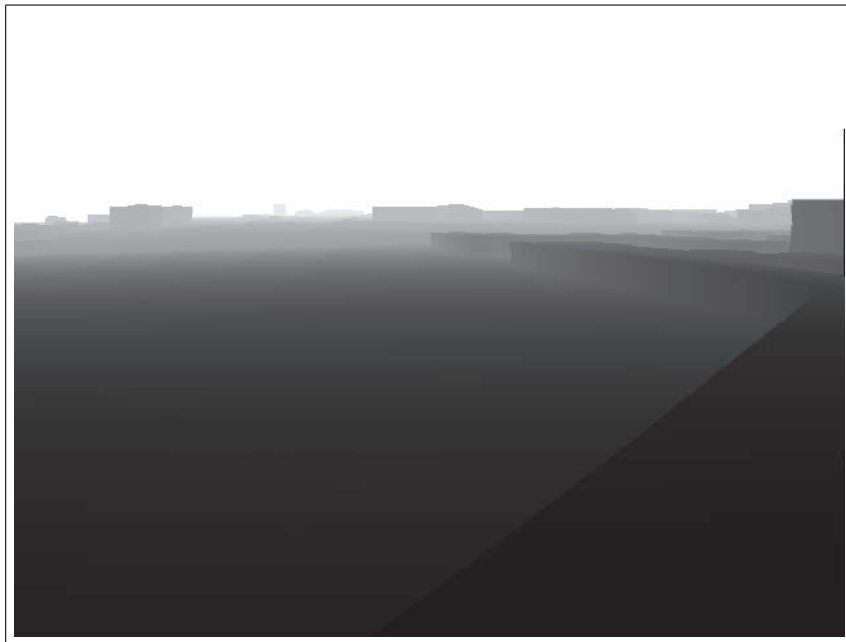


FIGURE 5.12 – Carte de profondeur dense reconstruite à partir du modèle 3D du site expérimental de Trappes.

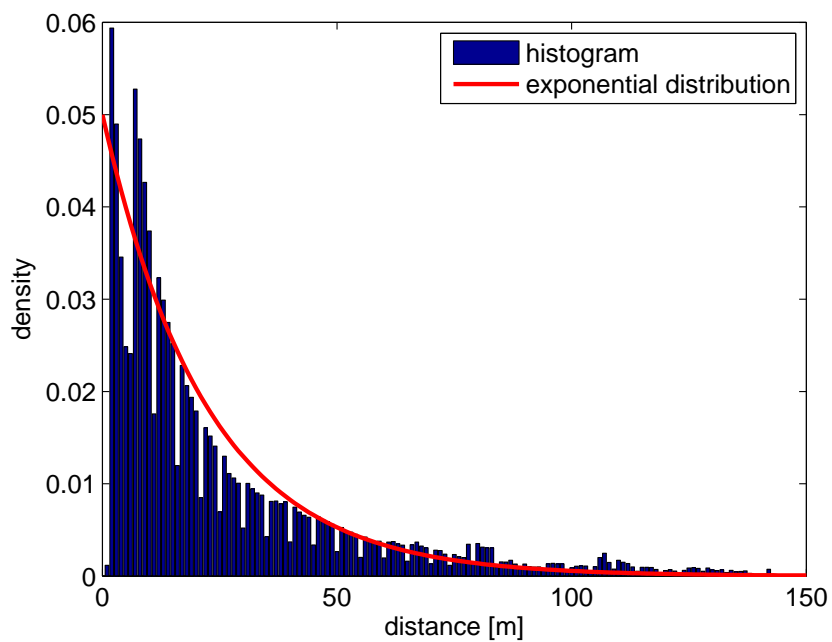


FIGURE 5.13 – Histogramme des distances dans la scène (en bleu) extrait de la carte de profondeur dense obtenue grâce au modèle 3D du site de Trappes, et distribution exponentielle ajustée (en rouge).

où G_i désigne le module du gradient de Sobel du pixel i et P_i^L désigne la confiance que ce pixel soit lambertien. ν est obtenu en ajustant les données de la base de données MATILDA pour des distances de visibilité faibles (<1000 m). Le modèle est ensuite extrapolé pour les distances de visibilité élevées. Le modèle ajusté est tracé dans la figure 5.17.

5.3.5 Évaluation et bilan des différentes méthodes

Dans cette partie, nous comparons les différentes méthodes de prise en compte des profondeurs dans la scène sur le plan de la précision obtenue en termes de visibilité météorologique estimée.

Nous commençons par le modèle uniforme de distances dans la scène, qui correspond à une absence de connaissance sur la scène. Nous abordons ensuite le modèle exponentiel, qui est inversible analytiquement et dont nous avons montré qu'il correspond à la géométrie de la scène considérée. C'est en raison de cette correspondance que les modèles statistiques de Rayleigh et de Gauss ne sont pas abordés.

Les résultats de l'approche statistique sont finalement comparés à ceux de l'approche empirique dans un tableau récapitulatif. Comme dans les sections précédentes, nous utilisons la base de données MATILDA (150 images associées à des mesures de visibilité météorologique et de luminance de ciel).

Évaluation expérimentale pour le modèle uniforme

La fonction de réponse du système d'observation du site de Trappes estimée par l'approche statistique en utilisant l'hypothèse de distribution uniforme des profondeurs, est présentée dans la figure 5.14. L'erreur relative moyenne d'estimation de la visibilité obtenue en utilisant cette fonction est indiquée dans le tableau 5.3.

Nous constatons que l'erreur reste faible pour les applications de sécurité routière (visibilité inférieure à 400 m). Elle augmente pour les gammes des distances de visibilité supérieures, et devient prohibitive au delà de 10 km de visibilité.

Évaluation expérimentale pour le modèle exponentiel

Pour mettre en œuvre l'approche théorique fondée sur une distribution exponentielle des distances, nous commençons par ajuster le modèle exponentiel, qui à l'aide

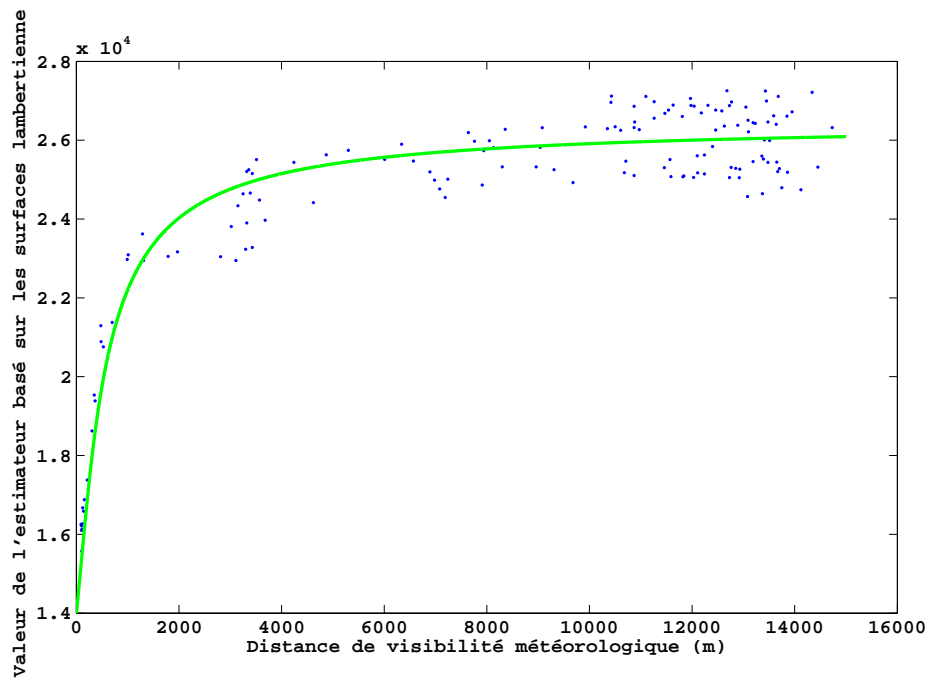


FIGURE 5.14 – Ajustement du modèle de fonction de réponse basé sur une distribution uniforme des distances (vert).

de la méthode d'ajustement de Levenberg-Marquardt, permet d'obtenir un coefficient de détermination de 0,91. Nous avons également ajusté les bornes supérieure et inférieure des résultats qui comprennent 99% des observations. Les différentes courbes obtenues sont tracées dans la figure 5.15.

Nous avons estimé la capacité du système d'observation et obtenu une valeur cohérente avec les autres méthodes : $\tau \approx 3d_{\max} \approx 950$ m. La fonction inverse (5.21) nous permet de calculer la distance de visibilité météorologique basée sur le contraste m . Les distances de visibilité météorologique ainsi estimées sont tracées en fonction des distances de visibilité météorologique de référence dans la figure 5.16.

Les erreurs relatives moyennes sont comparées dans le tableau 5.3. Par rapport aux résultats de l'approche empirique, on peut remarquer que les approches fondées sur des modèles analytiques produisent des erreurs faibles dans la gamme de visibilité intéressant la sécurité routière. L'erreur augmente pour des gammes de visibilité météorologique supérieures, et devient prohibitive pour les distances de visibilité météorologique supérieures à 7 km.

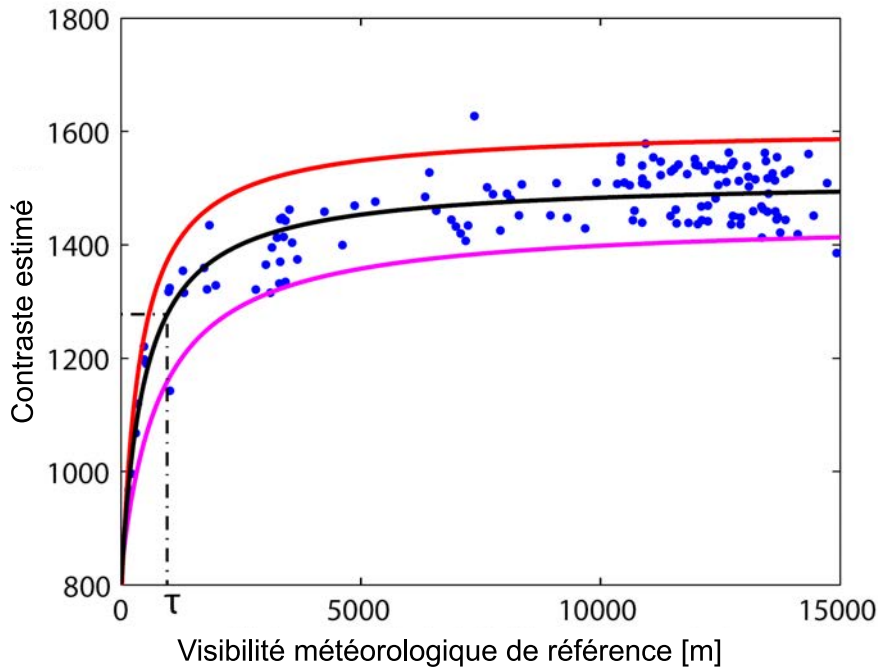


FIGURE 5.15 – Ajustement du modèle de fonction de réponse basé sur une distribution exponentielle des distances (noir). La limite supérieure est tracée en rouge et inférieure en magenta.

L'utilisation du modèle exponentiel ajusté à la distribution des distances estimée améliore les résultats obtenus avec la distribution uniforme, et permet de couvrir tout le spectre d'applications. Les erreurs pour les visibilités élevées (> 5 km) restent toutefois très élevées.

Dans les résultats précédents, toutes les données ont été utilisées pour ajuster les modèles. C'est le principe qui sous-tend l'approche empirique. Néanmoins, cette approche ne devrait pas être suivie pour l'approche statistique, puisque le modèle de distribution de distances ne peut pas être valable pour l'ensemble des gammes de visibilité. Nous savons que le modèle est limité par la capacité τ du système d'observation, estimée à 1000 m environ pour le site de Trappes. Cette analyse nous conduit à proposer une adaptation de la méthode d'ajustement similaire à celle introduite pour l'approche empirique dans la section 5.2, en effectuant une sélection des données.

Premièrement, le modèle de distribution exponentielle (5.18) est ajusté aux données dans la gamme 0-1000 m en utilisant l'algorithme de Levenberg-Marquardt. Cet

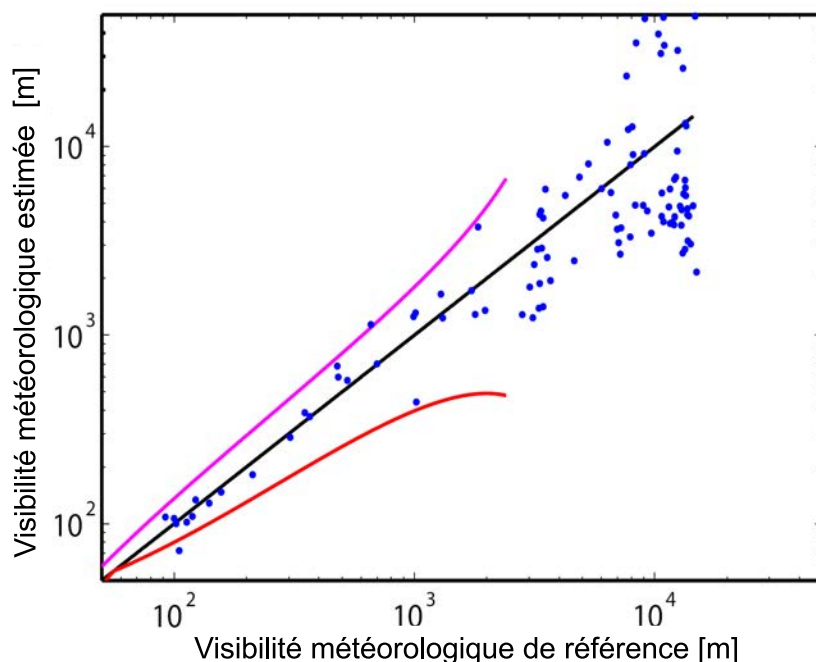


FIGURE 5.16 – Distances de visibilité météorologique estimées tracées en fonction des distances de visibilité de référence.

ajustement partiel, présenté en figure 5.17, conduit à un coefficient de détermination plus élevé (0,97).

Deuxièmement, le modèle est extrapolé sur toute la gamme 1000 – 15000 m. L'erreur relative moyenne est alors calculée entre les visibilités estimées et les visibilités mesurées. Les résultats sont donnés dans la dernière ligne du tableau 5.3. On vérifie que les résultats sont améliorés pour les faibles visibilités et les visibilités plus importantes. Ceci illustre les avantages d'un processus d'ajustement limité à un sous-ensemble fiable des données.

Enfin, conformément aux meilleures pratiques de la métrologie dans le domaine des observations de la visibilité, un dispositif de mesure est considéré comme correct si l'erreur est inférieure à 20% pour 90% des cas. Nous pouvons vérifier que cette performance est réalisable avec le système d'observation de Trappes pour des distances de visibilité météorologique jusqu'à 3320 m.

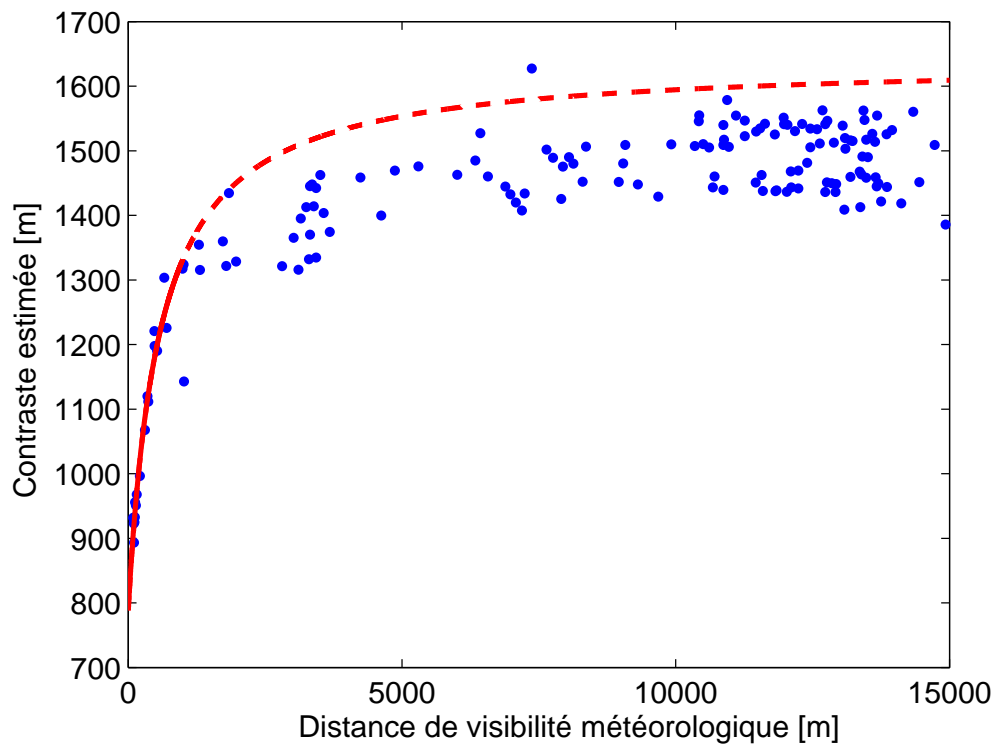


FIGURE 5.17 – Ajustement amélioré avec le modèle de distribution exponentielle (obtenu à l'aide de 2 images de la scène dans le brouillard) sur les données de faibles visibilités, extrapolé sur les gammes de visibilité élevée. Les observations sont tracées en bleu, et la fonction de réponse est tracée en rouge, avec la partie extrapolée en pointillés.

Application	Brouillard routier 0-400	Brouillard météo 0-1000	Brume 0-5000	Pollution de l'air 0-10000	0-15000
Visibilité [m]					
Nombre d'observations	13	19	45	70	150
Modèle log pondéré	10,4%	22,5%	23,4%	29,9%	41,9%
Distrib. uni.	12,6%	18,1%	29,7%	∞	∞
Distrib. exp.	10,0%	16,2%	29,0%	60,0%	373%
Distrib. exp. + ajust. amélioré	9,7%	11,2%	33,0%	50,0%	63,5%

TABLE 5.3 – Erreur relative moyenne de l'estimation de distance de visibilité météorologique selon les applications envisagées, calculée sur les 150 images de la base MATILDA.

5.4 Estimation de la visibilité sans données de référence

Dans ce chapitre, nous avons montré qu'il était possible d'estimer la visibilité météorologique par caméra avec une précision compatible avec un usage opérationnel. Néanmoins, les techniques proposées pour atteindre ce résultat nécessitent des données de référence : visibilité météorologique et luminance. Dans la présente section, nous cherchons à nous affranchir de ces données.

5.4.1 Sans luminancemètre (bilan)

Nous avons vu dans la section 4.2 qu'il était possible de modéliser l'évolution temporelle de la luminance du ciel par une fonction sinusoïdale du temps. Il est ainsi possible de calculer la carte de confiance des surfaces lambertiennes sans données de luminance (cf. figure 4.5c).

Les résultats sont détaillés dans le tableau 5.4 et donnent l'erreur relative moyenne en utilisant la base de données MATILDA pour les différentes applications proposées dans la section 5.3.4. Les nouveaux résultats sont sur la dernière ligne de la table et ont été obtenus en utilisant une distribution exponentielle des distances et un modèle sinusoïdal de variation de la luminance pour déterminer la carte de confiance lambertienne.

Les résultats obtenus améliorent l'état de l'art pour toutes les gammes de visibilité, à l'exception de la gamme 5-10 km portant sur la qualité de l'air. Ceci peut être expliqué par les quelques observations aberrantes situées au-dessus du modèle dans la figure 5.18.

Nous vérifions donc qu'un luminancemètre n'est pas obligatoire pour mettre en œuvre la méthode proposée. Une fonction sinusoïdale, appliquée avec des images acquises dans des conditions de ciel clair, est un bon substitut. La précision est même légèrement améliorée, ce qui est a priori surprenant, mais peut s'expliquer par la sensibilité du luminancemètre aux passages nuageux.

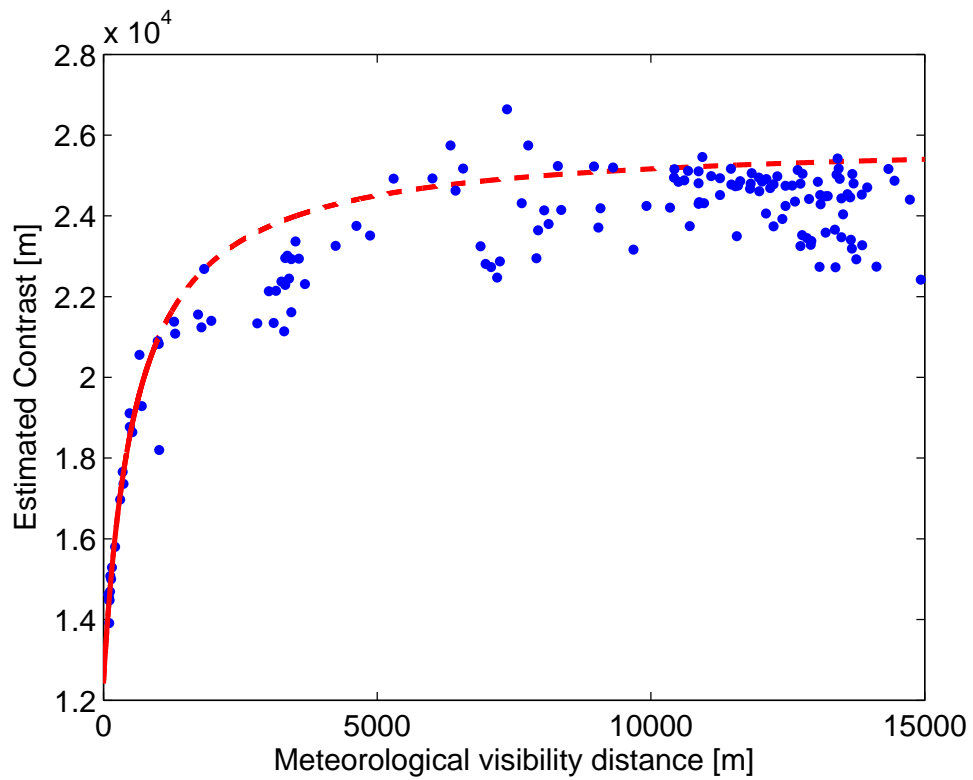


FIGURE 5.18 – Ajustement obtenu en utilisant la carte de surfaces lambertiennes calculée en considérant une variation sinusoïdale de la luminance du ciel.

	Brouillard routier	Brouillard météo	Brume	Pollution de l'air
Visibilité [m]	0-400	0-1000	0-5000	0-10000 0-15000
Nombre de données	13	19	45	70 150
Distrib. exp. (luminance)	9,7%	11,2%	33,0%	50,0% 63,5%
Distrib. exp. (sinusoïde)	9,0%	10,5%	28,5%	55,8% 55,3%

TABLE 5.4 – Erreur relative moyenne des estimations de la distance de visibilité météorologique en fonction des applications envisagées sur la base de données MATILDA, avec et sans luminancemètre.

5.4.2 Sans visibilimètre (perspective)

Tout au long de ce travail, les données du visibilimètre ont servi au calibrage de la fonction de réponse du système d'observation de la visibilité. Pour se passer de cette phase de calibrage, nous proposons d'utiliser une approche hybride. Il s'agit de déterminer le profil de la fonction de réponse en utilisant une approche globale et de déterminer les paramètres de cette fonction en utilisant une approche locale.

Tout d'abord, le profil de la fonction de réponse est déterminé à l'aide d'un modèle numérique de terrain. Par exemple, dans le cas de la scène de Trappes, il s'agit du modèle exponentiel. Ceci nous a conduit à utiliser un modèle théorique analogue à celui de la charge / décharge d'un condensateur (voir annexe A).

Ensuite, l'asymptote horizontale est déterminée par la valeur maximale que peut atteindre l'indicateur de visibilité, c'est-à-dire la moyenne du contraste des surfaces lambertiennes. Cette valeur est déterminée en bonnes conditions de visibilité ($V_{\text{met}} = \infty$).

De plus, la pente à l'origine peut être obtenue par une des méthodes locales de l'état de l'art. La méthode proposée par [Bäumer *et al.*, 2008], couplée à un modèle numérique de terrain, permet de déterminer automatiquement l'objet visible le plus éloigné dans la scène. Le score obtenu par la fonction de réponse permettrait ensuite de déterminer l'asymptote à l'origine. De la même manière, ce score peut être obtenu en utilisant la méthode fondée sur le modèle de Koschmieder [Hautière *et al.*, 2006b].

Cette approche hybride permettrait de s'affranchir des données du visibilimètre en utilisant à la fois une approche locale couplée au modèle numérique de terrain pour déterminer l'asymptote à l'origine et une approche globale basée sur l'enregistrement du maximum obtenu par l'indicateur de la visibilité pour déterminer l'asymptote à l'infini.

Malheureusement, nous n'avons pas pu mettre en œuvre cette approche durant la thèse à cause d'un changement de la position de la caméra entre le recueil des données de référence (V_{met} et L_{ciel}) et le calibrage géométrique de la caméra. Il s'agit donc d'une perspective.

5.5 Conclusion du chapitre

Tout au long de ce chapitre, nous avons cherché une expression mathématique de la fonction de réponse reliant l'indicateur robuste de la visibilité issu des images acquises par une caméra présenté dans le chapitre 4 et la distance de visibilité météorologique.

Nous avons commencé par utiliser un modèle empirique logarithmique, qui a permis d'avoir des résultats satisfaisants. Nous avons alors proposé un modèle fondé sur la géométrie de la scène, caractérisée par une distribution statistique des distances relatives au capteur. Nous avons considéré le cas où cette distribution est inconnue, et choisi de la traiter par une loi uniforme, ce qui nous a donné des résultats améliorés pour les gammes de visibilité météorologique inférieures à 5 km. Nous avons ensuite traité le cas où la distribution des distances est connue et montré qu'elle se ramène, sur notre site de test, à une distribution exponentielle, ce qui nous a permis d'améliorer encore les résultats.

Enfin, nous avons montré qu'il était possible de mettre en œuvre l'approche globale sans utiliser les données de luminance, et proposé une méthode permettant potentiellement de s'affranchir des données de visibilité.

6

Conclusion générale

Conclusion

Le travail de recherche présenté a conduit à la mise au point d'une méthode permettant d'estimer la visibilité météorologique par caméra. Plusieurs contributions ont été apportées.

Nous avons tout d'abord constitué une base de données couplant les images d'une caméra avec des mesures de visibilité météorologique et de luminance de ciel, associées à un modèle numérique de terrain de la scène observée par la caméra. Cette base de données rassemble des observations dans des conditions de visibilité et d'éclairage très variées. Elle permettra à d'autres chercheurs d'améliorer et de tester leurs algorithmes.

Nous avons exploité cette base de données pour mettre en évidence les limites des techniques de l'état de l'art. Nous avons notamment montré que la sensibilité du gradient dans l'image aux conditions d'éclairage nuit à la fiabilité de l'estimation de la visibilité météorologique.

Nous avons alors établi que le contraste des surfaces lambertiennes sont invariants et stables face aux changements de l'éclairage, et ne varient qu'en fonction des variations de la visibilité météorologique. Nous avons donc développé une méthode simple et rapide pour quantifier le caractère diffus de la surface de la scène visée par chaque pixel, à partir d'une série d'images acquises en conditions de bonne visibilité dans différentes conditions d'éclairage, en évaluant la corrélation temporelle entre l'intensité

du pixel et la luminance du ciel.

Nous avons ainsi pu proposer un indicateur robuste de la visibilité, fondé sur la moyenne des gradients normalisés pondérés par le caractère lambertien des pixels.

Pour calibrer le système d'observation constitué par la caméra, nous avons tout d'abord proposé une fonction de réponse empirique, de forme logarithmique, dont les paramètres sont obtenus par ajustement grâce à la base de données. Pour optimiser la précision des estimations sur une large gamme de distances de visibilité, nous avons été conduits à faire un ajustement par morceaux. Pour résoudre ce problème, nous avons élaboré un modèle analytique fondé sur la relation entre le contraste, la visibilité et la profondeur dans la scène.

Nous avons ensuite montré qu'il était possible de s'affranchir des mesures nécessaires au calcul de l'indicateur de visibilité et au calibrage de la fonction de réponse : un simple modèle sinusoïdal peut remplacer les mesures de luminance de ciel pour déterminer la carte des surfaces lambertiennes de la scène, et un modèle numérique du terrain de la scène permet d'estimer la distributions des profondeurs dans la scène pour calibrer la fonction de réponse. Il est ainsi envisageable de se passer de données de référence, et de calibrer le système d'observation sans attendre un épisode de brouillard, contrairement aux méthodes de l'état de l'art.

Perspectives

Comme perspectives, nous proposons d'instrumenter d'autres sites, avec des caméras plus performantes, pour évaluer l'influence des caractéristiques du capteur et de la scène sur la méthode d'estimation de la visibilité météorologique mise au point.

Il est également envisageable d'adapter la méthode aux caméras ptz (pan-tilt-zoom), en exploitant leurs mouvements pour améliorer la qualité des images acquises et ainsi réduire l'erreur de l'estimation des contrastes, ce qui permettra d'améliorer la précision de l'estimation de la visibilité.

Cependant, nous supposons une distribution continue d'objets dans la scène par rapport à la caméra. Cette hypothèse peut être fautive dans les zones urbaines, où les

discontinuités de profondeur existent en raison de la présence de bâtiments verticaux. L'utilisation de la distribution des profondeurs réelles de la scène pourrait améliorer les résultats. Dans ce but, des modèles géographiques pourraient être utilisés pour estimer plus précisément la distribution des profondeurs à l'emplacement de la caméra. Cependant, il faudra résoudre la difficulté du recalage entre le modèle géographique 3D et l'image 2D.

Une autre limitation observée dans la scène est due au fait que la répartition des surfaces lambertiennes se limite à quelques centaines de mètres de la caméra. Nous ne sommes donc pas en mesure d'utiliser l'ensemble des indices visuels qui sont présents dans le paysage, notamment les plus éloignés d'entre eux. Cela peut être lié à l'hétérogénéité de l'éclairage lors de la sélection des surfaces lambertiennes, et pourrait alors être résolu en régularisant les images [Liaw *et al.*, 2010]. Lorsque cela est possible, une deuxième solution consiste à changer l'emplacement de la caméra, par exemple en augmentant la hauteur de son installation, afin d'obtenir une meilleure perspective. Une solution complémentaire consiste à utiliser une caméra de meilleure qualité, afin d'obtenir des images moins bruitées et avec une meilleure résolution. Nous envisageons d'explorer ces différentes stratégies.

Néanmoins, grâce aux résultats présentés dans cette thèse, nous avons montré qu'une caméra ordinaire permet d'observer la visibilité météorologique dans toute les gammes envisagées en introduction, couvrant les applications allant de la sécurité routière et aéronautique à la surveillance de la qualité de l'air, ce qui ouvre des perspectives pour le développement de systèmes de surveillance polyvalents (surveillance du trafic, détection d'incidents et observation météorologique).

A

Analogie capacité et réponse du profil de contraste

Nous avons proposé une analogie avec la charge d'un condensateur et la fonction de réponse. En supposant une distribution uniforme, l'équation (5.11) peut être exprimée comme suit :

$$m_u = \overline{\Delta\rho} \frac{V_{\text{met}}}{\tau} \left[1 - \exp\left(-\frac{\tau}{V_{\text{met}}}\right) \right] \quad (\text{A.1})$$

où $\tau = 3d_{\text{max}}$. Lorsque $V_{\text{met}} = \tau$, nous avons $m_u = 1 - e^{-1} \approx 0,63\overline{\Delta\rho}$. Cette constante caractérise la capacité du système d'observation considéré à mesurer la visibilité météorologique. La figure A.1 représente la variation de la moyenne du contraste en fonction du rapport $\frac{V_{\text{met}}}{\tau}$. Dans le cas général, la capacité du système est déterminé par la distribution des distances dans la scène, la texture des objets et la qualité de la caméra (FTM, résolution) ainsi que la nature du filtre appliqué à l'image (dans notre cas le filtre de Sobel). Plus la capacité du système est limitée, et plus la valeur de la courbe atteint rapidement la valeur $\overline{\Delta\rho}$. On définit ainsi un indicateur τ de la qualité du système qui est la distance de visibilité météorologique à laquelle 63 % de la « capacité » est atteinte.

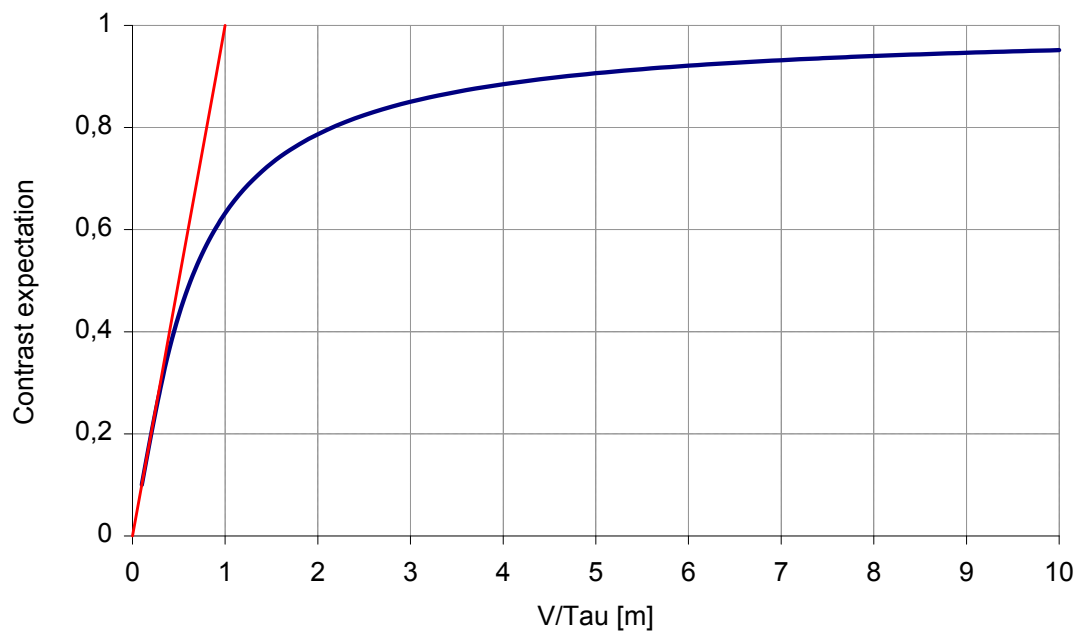


FIGURE A.1 – Analogie entre la charge/décharge d'un condensateur et la forme du contraste par rapport à la visibilité météorologique. La tangente à l'origine coupe l'asymptote horizontale aux coordonnées (1,1). Cette dernière est donc utile pour déterminer τ graphiquement

B

Production scientifique au cours de la thèse

Publication dans des revues à comité de lecture

- Babari, R., Hautière, N., Dumont, E., Paparoditis, N. and Misener, J. Visibility Monitoring using Conventional Roadside Cameras - Emerging Applications. In *Transportation Research Part C*, Vol. 22, pp 17-28, 2012.
- Babari, R., Hautière, N., Dumont, E., Brémond, R. and Paparoditis, N. A Model-Driven approach to estimate atmospheric visibility with ordinary cameras. In *Atmospheric Environment*, Vol. 45, N°30, pp. 5316-5324, 2011.

Publication dans des ouvrages collectifs

- Hautière, N., Babari, R., Dumont, E., Parent Du Chatelet, J. and Paparoditis, N. "Meteorology, chapter Measurements and Observations of Meteorological Visibility at ITS Stations", Intech, 2012.

Communication dans des congrès internationaux

- Babari, R., Hautière, N., Dumont, E., Paparoditis, N. and Misener, J. Visibility Monitoring Using Conventional Roadside Cameras : Shedding Light on and Solving Multinational Road Safety Problem. In *Transportation Research Board Annual Meeting Compendium of Papers*, Washington, D.C., USA, 2011.
- Hautière, N., Babari, R., Dumont, E., Brémond, R. and Paparoditis, N. Estimating Meteorological Visibility using Cameras : A Probabilistic Model-Driven

Approach. In *Lecture Notes in Computer Science - ACCV 2010*, Vol. 6495, pp. 243-254, 2011.

Communication dans des conférences francophones avec actes

- Babari, R., Hautière, N., Dumont, E. and Paparoditis, N. Mesure de la visibilité météorologique par imagerie : Une approche modèle. In *Congrès des jeunes chercheurs en vision par ordinateur - ORASIS 2011*, Praz-sur-Arly, France, 2011.
- Babari, R., Hautière, N., Dumont, E. and Paparoditis, N. Mesure robuste de la visibilité météorologique par caméra. In *Manifestation des jeunes chercheurs en STIC - MajecSTIC 2010*, Bordeaux, France, 2010.

Bibliographie

- [Abdel-Aty *et al.*, 2011] ABDEL-ATY, M., EKRAM, A.-A., HUANG, H. et CHOI, K. (2011). A study on crashes related to visibility obstruction due to fog and smoke. *Accident Analysis and Prevention*, 43:1730–1737.
- [Andersen *et al.*, 2006] ANDERSEN, M., JENSEN, T. et MADSEN, C. (2006). Estimation of dynamic light changes in outdoor scenes without the use of calibration objects. *In International Conference on Pattern Recognition (ICPR'06)*, volume 4, pages 91–94.
- [Blinn, 1977] BLINN, J. F. (1977). Models of light reflection for computer synthesized pictures. *In 4th annual conference on Computer Graphics and interactive techniques (SIGGRAPH'77)*, pages 192–198.
- [Bäumer *et al.*, 2008] BÄUMER, D., VERSICK, S. et VOGEL, B. (2008). Determination of the visibility using a digital panorama camera. *Atmospheric Environment*, 42(11):2593–2602.
- [Canny, 1986] CANNY, J. (1986). A computational approach to edge detection. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 8(6):679–698.
- [CIE, 1987] CIE (1987). International lighting vocabulary. Rapport technique 17.4, Commission Internationale de l'Éclairage.
- [CIE, 1994] CIE (1994). Spatial distribution of daylight - luminance distributions of various reference skies. Rapport technique 110, Commission Internationale de l'Éclairage.
- [Civiate et Mandel, 2008] CIVIATE, M. et MANDEL, F. (2008). Mesure de la visibilité. Fiche descriptive, École Nationale de la Météorologie.
- [Committee on Haze in National Parks and Wilderness Areas, 1993] COMMITTEE ON HAZE IN NATIONAL PARKS AND WILDERNESS AREAS (1993). *Protecting visibility in national parks and wilderness areas*. National Research Council, Washington, DC.

- [Corless *et al.*, 1996] CORLESS, R., GONNET, G., HARE, D., JEFFREY, D. et KNUTH, D. (1996). On the Lambert W function. *Advances in Computational Mathematics*, 5:329–359.
- [Cozman et Krotkov, 1997] COZMAN, F. et KROTKOV, E. (1997). Depth from scattering. In *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'97)*, pages 801–806.
- [Debevec et Jitendra, 1997] DEBEVEC, E. et JITENDRA, M. (1997). Recovering high dynamic range radiance maps from photographs. In *SIGGRAPH'97 Proceedings*, pages 369–378.
- [DeCusatis, 1997] DECUSATIS, C., éditeur (1997). *Handbook of Applied Photometry*. AIP Press. Springer.
- [Duda et Hart, 1972] DUDA, R. et HART, P. (1972). Use of the hough transformation to detect lines and curves in pictures. *Communications of the ACM*, 15:11–15.
- [Dumont, 2002] DUMONT, E. (2002). *Caractérisation, modélisation et simulation des effets visuels du brouillard pour l'utilisateur de la route*. Thèse de doctorat, Université Paris V.
- [Duntley, 1948] DUNTLEY, S. Q. (1948). The reduction of apparent contrast by the atmosphere. *Journal of the Optical Society of America*, 38(2):179–191.
- [Gardner, 2007] GARDNER, T. (2007). Runway visual range.
- [Grossberg et Nayar, 2002] GROSSBERG, M. et NAYAR, S. (2002). What can be known about the radiometric response function from images? In *European Conference on Computer Vision (ECCV'02)*, volume IV, pages 189–205.
- [Grossberg et Nayar, 2003] GROSSBERG, M. et NAYAR, S. (2003). Determining the camera response from images : what is knowable? *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 25(11):1455–1467.
- [Grossberg et Nayar, 2004] GROSSBERG, M. et NAYAR, S. (2004). Modeling the space of camera response functions. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 26(10):1272–1282.
- [Guidard et Tzanos, 2007] GUIDARD, V. et TZANOS, D. (2007). Analysis of fog probability from a combination of satellite and ground observation data. *Pure and Applied Geophysics*, 164:1207–1220.
- [Hagiwara *et al.*, 2007] HAGIWARA, T., OTA, Y., KANEDA, Y., NAGATA, Y. et ARAKI, K. (2007). A method of processing cctv digital images for poor visibility identification. *Transportation Research Record*, (1973):95–104.

-
- [Hallowell *et al.*, 2007] HALLOWELL, R., MATTHEWS, M. et PISANO, P. (2007). An automated visibility detection algorithm utilizing camera imagery. *In 23rd Conference on Interactive Information and Processing Systems for Meteorology, Oceanography, and Hydrology (IIPS)*, San Antonio, TX.
- [Hautière *et al.*, 2008] HAUTIÈRE, N., BIGORGNE, E., BOSSU, J. et AUBERT, D. (2008). Meteorological conditions processing for vision-based traffic monitoring. *In International Workshop on Visual Surveillance, European Conference on Computer Vision (ECCV'08)*.
- [Hautière *et al.*, 2008] HAUTIÈRE, N., BIGORGNE, E. et AUBERT, D. (2008). Day-time visibility range monitoring through use of a roadside camera. *In IEEE Intelligent Vehicles Symposium*.
- [Hautière *et al.*, 2006a] HAUTIÈRE, N., LABAYRADE, R. et AUBERT, D. (2006a). Estimation of the visibility distance by stereovision : A generic approach. *IEICE Transactions on Information and Systems*, E89-D(7):2084–2091.
- [Hautière *et al.*, 2006b] HAUTIÈRE, N., TAREL, J., LAVENANT, J. et AUBERT, D. (2006b). Automatic fog detection and estimation of visibility distance through use of an onboard camera. *Machine Vision and Applications*, 17(1):8–20.
- [Hunfeld *et al.*, 2011] HUNFELD, F., HAUSER, U. et KRUSE, K. (2011). Die Höllenwand. *Stern*, (16):106–116.
- [Hyslop, 2009] HYSLOP, N. P. (2009). Impaired visibility : the air pollution people see. *Atmospheric Environment*, 43(1):182–195.
- [Kang *et al.*, 2008] KANG, J., NI, R. et ANDERSEN, G. (2008). Effects of reduced visibility from fog on car-following performance. *Transportation Research Record*, (2069):9–15.
- [Kim *et al.*, 2008] KIM, S., FRAHM, J.-M. et POLLEFEYS, M. (2008). Radiometric calibration with illumination change for outdoor scene analysis. *In IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'08)*, pages 1063–6919.
- [Kim, 2008] KIM, S. J. (2008). Radiometric calibration with illumination change for outdoor scene analysis. *In IEEE Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'08)*, pages 1–8.
- [Kokhanovsky, 2008] KOKHANOVSKY, A. A. (2008). *Aerosol Optics : Light Absorption and Scattering by Particles in the Atmosphere*. Praxis publishing, Chichester.
- [Koppal et Narasimhan, 2006] KOPPAL, S. et NARASIMHAN, S. (2006). Clustering appearance for scene analysis. *In IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'06)*, pages 1323–1330.

- [Koschmieder, 1924] KOSCHMIEDER, H. (1924). Theorie der horizontalen sichtweite. *Beiträge zur Physik der Freien Atmosphäre*, 12:33–55.
- [Krochman, 1970] KROCHMAN, J. (1970). Über die horizontal Beleuchtungsstärke und die Zenitleuchtdichte des klaren Himmels. *Lichttechnik*, B22:551–554.
- [Labayrade *et al.*, 2002] LABAYRADE, R., AUBERT, D. et TAREL, J.-P. (2002). Real time obstacle detection in stereovision on non flat road geometry through v-disparity representation. *In IEEE Intelligent Vehicles Symposium*.
- [Lalonde *et al.*, 2008] LALONDE, J.-F., NARASIMHAN, S. et EFROS, A. (2008). *Lecture Notes in Computer Science, Computer Vision - ECCV 2008*, volume 5305, chapitre What does the sky tell us about the camera ?, pages 354–367. Springer.
- [Latif-Shabgahi *et al.*, 2004] LATIF-SHABGAHI, G., BASS, J. et BENNETT, S. (2004). A taxonomy for software voting algorithms used in safety-critical systems. *IEEE Transactions on Reliability*, 53(3):319–328.
- [Le Grand, 1972] LE GRAND, Y. (1972). *Optique Physiologique. Tome 2 : Lumière et Couleur*. Masson et Cie, Paris.
- [Liaw *et al.*, 2009] LIAW, J., LIAN, S., HUANG, Y. et CHEN, R. (2009). Atmospheric visibility monitoring using digital image analysis techniques. *In* JIANG, X. et PETKOV, N., éditeurs : *13th international conference on Computer Analysis of Images and Patterns (CAIP'09)*, volume 5702 de LNCS, pages 1204–1211.
- [Liaw *et al.*, 2010] LIAW, J.-J., LIAN, S.-B., HUANG, Y.-F. et CHEN, R.-C. (2010). Using sharpness image with haar function for urban atmospheric visibility measurement. *Aerosol and Air Quality Research*, 10:323–330.
- [Lindeberg, 1998] LINDEBERG, T. (1998). Edge detection and ridge detection with automatic scale selection. *International Journal of Computer Vision*, (30):117–154.
- [Loy et Zelinsky, 2003] LOY, G. et ZELINSKY, A. (2003). Fast radial symmetry for detecting points of interest. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 25(8):959–973.
- [Luo *et al.*, 2005] LUO, C., WEN, C., YUAN, C., LIAW, J.L. ans Lo, C. et CHIU, S. (2005). Investigation of urban atmospheric visibility by high-frequency extraction : Model development and field test. *Atmospheric Environment*, 39:2545–2552.
- [Mac Carley, 2005] MAC CARLEY, C. A. (2005). Methods and metrics for evaluation of an automated real-time driver warning system. *Transportation Research Record : Journal of the Transportation Research Board*, (1937):87–95.

-
- [Marr et Hildreth, 1980] MARR, D. et HILDRETH, E. (1980). Theory of edge detection. *Proceedings of the Royal Society of London. Series B, Biological Sciences*, 207(1167):187–217.
- [McCartney, 1976] MCCARTNEY, E. J. (1976). *Optics of the Atmosphere : Scattering by Molecules and Particles*. John Wiley & Sons Inc.
- [Michelson, 1927] MICHELSON, A. A. (1927). *Studies in Optics*. University of Chicago Press.
- [Middleton, 1952] MIDDLETON, W. (1952). *Vision Through the Atmosphere*. University of Toronto Press.
- [Mitsunaga et Nayar, 1999] MITSUNAGA, T. et NAYAR, S. (1999). Radiometric self calibration. In *IEEE Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'99)*, pages 374–380.
- [Narasimhan et Nayar, 2003] NARASIMHAN, S. et NAYAR, S. (2003). Contrast restoration of weather degraded images. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 25(6):713–724.
- [Nayar et Narasimhan, 1999] NAYAR, S. et NARASIMHAN, S. (1999). Vision in Bad Weather. In *IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*, volume 2, pages 820–827.
- [NFP99320, 1999] NFP99320 (1999). Météorologie routière - recueil des données météorologiques et routières - terminologie.
- [Nicodemus, 1967] NICODEMUS, F. (1967). *Radiometry*, volume IV de *Applied Optics and Optical Engineering*. Academic Press, New York.
- [Oren et Nayar, 1994] OREN, M. et NAYAR, S. K. (1994). Generalization of lambert's reflectance model. In *21st annual conference on Computer Graphics and interactive techniques (SIGGRAPH'94)*, pages 239–246.
- [Parzen, 1962] PARZEN, E. (1962). On estimation of a probability density function and mode. *The Annals of Mathematical Statistics*, 33:1065–1076.
- [Pauley et al., 1996] PAULEY, P., BAKER, N. et BARKER, E. (1996). An observational study of the "interstate 5" dust storm case. *Bull. Amer. Meteor. Soc.*, 77:693–720.
- [Pejovic et al., 2009] PEJOVIC, T., WILLIAMS, V. A., NOLAND, R. B. et TOUMI, R. (2009). Factors affecting the frequency and severity of airport weather delays and the implications of climate change for future delays. *Transportation Research Record : Journal of the Transportation Research Board*, (2139):97–106.

- [Perez *et al.*, 1993] PEREZ, R., SEALS, R. et MICHALSKY, J. (1993). All-weather model for sky luminance distribution - preliminary configuration and validation. *Solar Energy*, 50(3):235–245.
- [Perroche, 1988] PERROCHE, B. (1988). *La Synthèse d'Images*. Hermès Sciences Publications.
- [Perry et Symons, 1991] PERRY, A. H. et SYMONS, L. J. (1991). *Highway Meteorology*. University of Wales Swansea, Swansea, Wales, United Kingdom.
- [Phong, 1975] PHONG, B. T. (1975). Illumination for computer generated pictures. *Communications of the ACM*, 18(6):311–317.
- [Prewitt, 1970] PREWITT, J. (1970). Object enhancement and extraction. In LIPKIN, B. et ROSENFELD, A., éditeurs : *Picture Processing and Psychopictorics*, pages 75–149. Academic Press.
- [Roberts, 1965] ROBERTS, L. (1965). Machine perception of three-dimensional solids. In TIPPET, J., BERKOWITZ, D., CLAPP, L., KOESTER, C. et VANDERBURGH, A., éditeurs : *Optical and Electro-optical Information Processing*, pages 159–197. MIT Press.
- [Shepard, 1996] SHEPARD, F. (1996). *Reduced Visibility Due to Fog on the Highway*. Numéro 228.
- [Sobel, 1970] SOBEL, I. (1970). *Camera Models and Machine Perception*. Thèse de doctorat, Stanford University.
- [Sobel, 1978] SOBEL, I. (1978). Neighbourhood coding of binary images for fast contour following and general array binary processing. *Computer Graphics and Image Processing*, 8:127–135.
- [Sturm, 1999] STURM, P. (1999). Critical motion sequences for the self-calibration of cameras and stereo systems with variable focal length. In PRIDMORE, T. et ELLIMAN, D., éditeurs : *British Machine Vision Conference*, pages 63–72.
- [Tarel et Hautière, 2009] TAREL, J.-P. et HAUTIÈRE, N. (2009). Fast visibility restoration from a single color or gray level image. In *IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV'09)*, pages 2201–2208, Kyoto, Japan.
- [Thach *et al.*, 2010] THACH, T. Q., WONGA, C. M., , C. K.-P., CHAUA, Y., CHUNGA, Y. N., OUB, C. Q., YANGA, L. et HEDLEYA, A. J. (2010). Daily visibility and mortality : Assessment of health benefits from improved visibility in Hong-Kong. *Environmental Research*, 110(6):617–623.

-
- [Torralba et Oliva, 2002] TORRALBA, A. et OLIVA, A. (2002). Depth estimation from image structure. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 24(9):1–13.
- [Torrance et Sparrow, 1967] TORRANCE, K. et SPARROW, E. (1967). Theory for off-specular reflection from roughened surfaces. *Journal of the Optical Society of America*, 57(9):1105–1112.
- [Van De Hulst, 1981] VAN DE HULST, H. (1981). *Light Scattering by Small Particles*. Dover Publications.
- [Whiffen et al., 2004] WHIFFEN, B., DELANNOY, P. et SIOK, S. (2004). Fog : Impact on road transportation and mitigation options. *In National Highway Visibility Conference, Madison, Wisconsin, USA*.
- [WMO, 2008] WMO (2008). Measurement of visibility. *In Guide to Meteorological Instruments and Methods of Observation*. Geneva, Switzerland. 7th edition.
- [Xie et al., 2008] XIE, L., CHIU, A. et NEWSAM, S. (2008). Estimating atmospheric visibility using general-purpose cameras. *In International Symposium on Advances in Visual Computing (ISVC'08), Part II*.
- [Yvagnes et Brunier, 2011] YVAGNES, J. et BRUNIER, L. (2011). Etude préparatoire à la création d'un réseau de caméras propriétaires à Météo-France. Rapport technique, Météo-France (DSO/CEP).
- [Zhang, 2000] ZHANG, Z. (2000). A flexible new technique for camera calibration. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 22:1330–1334.

Résumé

La mesure de la visibilité météorologique est un élément important pour la sécurité des transports routiers et aériens. Nous proposons dans ce travail de recherche un indicateur de la visibilité météorologique adapté aux caméras fixes de vidéo surveillance du réseau routier. Il est fondé sur le module du gradient sélectionné dans des zones dont le comportement suit une loi de réflexion de Lambert vis à vis des conditions d'éclairage. La réponse de cet indicateur est issue d'une modélisation fondée sur une hypothèse de la distribution des profondeurs dans la scène. Celle-ci est calibrée avec des données provenant d'un visibilimètre ou bien avec une carte de profondeurs issue d'un modèle numérique de terrain. Les estimations sont ensuite comparées avec des données de référence obtenues par un visibilimètre et montrent une erreur moyenne similaire pour des images prises dans différentes conditions d'éclairage et de visibilité météorologique.

Mots-clés: Traitement de signal et d'image, visibilité météorologique, diffusion dans l'atmosphère, éclairage, caméra, sécurité routière.

Abstract

The measurement of the meteorological visibility is an important element for the safety of road and air transport. We propose in this thesis a meteorological visibility indicator adapted to video surveillance cameras of the road network. This descriptor is based on the module of the gradient selected in areas that follow Lambert's reflection law. The response of this descriptor is derived from a model based on the statistical distribution of depth in the scene. Calibration is performed with data from a visibilimeter, or with a depth map from a digital terrain model. The results are then compared with reference data obtained from a visibilimeter and show a similar mean error for images taken in different illumination and meteorological visibility conditions.

Keywords: Signal and image processing, meteorological visibility, atmospheric scattering, camera, road safety.

