

Mesure de la visibilité météorologique par imagerie : Une approche modèle

Raouf Babari, Nicolas Hautière, Eric Dumont, Nicolas Paparoditis

▶ **To cite this version:**

Raouf Babari, Nicolas Hautière, Eric Dumont, Nicolas Paparoditis. Mesure de la visibilité météorologique par imagerie : Une approche modèle. ORASIS - Congrès des jeunes chercheurs en vision par ordinateur, INRIA Grenoble Rhône-Alpes, Jun 2011, Praz-sur-Arly, France. inria-00595286

HAL Id: inria-00595286

https://inria.hal.science/inria-00595286

Submitted on 24 May 2011

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.

Mesure de la visibilité météorologique par imagerie : Une approche modèle

R. Babari[1] N. Hautière[1] E. Dumont[1] N. Paparoditis[2]

[1] Université Paris-Est, LEPSIS, INRETS-IFSTTAR, 58 bd Lefebvre 75732 Paris - France
[2] Université Paris-Est, MATIS, IGN. 73 avenue de Paris 94160 SAINT MANDÉ - France

raouf.babari@ifsttar.fr

Résumé

La mesure de la visibilité météorologique est un élément important pour la sécurité des transports routiers et aériens. Nous proposons dans cet article un estimateur de visibilité météorologique par une caméra fixe, basé 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 estimateur est issue d'une modélisation basée sur l'hypothèse de l'uniformité des profondeurs dans la scène et calibrée avec des données provenant d'un visibilimètre. Les résultats sont ensuite comparés avec des données de référence et donnent une erreur moyenne de 30 % pour 150 images prises dans différentes conditions d'éclairage de jour (10 à 8000 cd/m_2) et de visibilité (jusqu'à 15 km).

Mots Clef

Traitement de signal et d'image, visibilité météorologique, diffusion dans l'atmosphère, éclairement, caméra, sécurité routière.

Abstract

The meteorological visibility is an important element for road safety and air transport. We propose in this paper a robust estimator of meteorological visibility using a fixed camera, based on the normalized gradient selected in areas whose behaviour follows Lambert's law against the change of lighting conditions. The response of this estimator is the result of a physics-based model assuming that the depth in the scene follows a uniform distribution law. It is calibrated with data from a visibilimeter. The results are then compared to reference data and give an average error of 30 % for 150 images taken by day in different lighting conditions (10 to 8000 cd/m_2) and visibility (up to 15 km).

Keywords

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

1 Introduction

Par temps de brouillard, de brume ou en présence de pollution, la visibilité dans l'atmosphère est réduite. Ces conditions de visibilité réduite représentent une gêne et une source de paralysie pour les transports routiers et aériens et engendrent des pertes qui se chiffrent en millions d'euros. Elles sont également souvent cause d'accidents, et lorsque ceux-ci se produisent, ils sont généralement plus graves. Les stations météorologiques et les zones critiques telles que les aéroports sont équipées d'instruments très coûteux et rares pour mesurer la visibilité météorologique. La réduction de la visibilité dans l'atmosphère est directement liée à la diffusion des rayons lumineux par les particules en suspension dans l'air. En météorologie, ce principe physique est à la base du fonctionnement des visibilimètres. Le visibilimètre désigne souvent deux appareils de mesure : le transmissiomètre et le diffusomètre. Le premier utilise l'atténuation d'un rayon lumineux émis par une source vers un récepteur sur une distance donnée, pour approximer la distance pour laquelle la lumière émise est atténuée de 95 %, ce qui correspond à la définition de la portée optique météorologique (POM). Ce même appareil de mesure sert à calibrer les diffusomètres qui évaluent la diffusion de la lumière autour d'une source. Ces deux appareils permettent de mesurer la visibilité météorologique jusqu'à quelques dizaines de kilomètres avec une précision de 10 %. Certains travaux cherchent à exploiter les caméras fixes comme un instrument de mesure de la visibilité. En effet, celles-ci contiennent plusieurs milliers de cellules photosensibles. Elles sont donc potentiellement capables de mesurer la visibilité météorologique. Il existe deux familles d'approches dans la littérature. La première consiste à détecter les contrastes des objets les plus lointains dans l'image d'une scène. Il suffit ensuite de faire le lien avec la distance de ces objets dans la scène. Dans le cadre de la sécurité routière, et pour des distances de visibilité inférieures à 400 m, Hautière [7] pose l'hypothèse de la présence de contrastes sur la route supposée plane. Il dote la caméra d'un algorithme capable de calculer les contrastes dans l'image. Ensuite, il évalue par projection géométrique avec une précision de 10 % la distance de l'objet le plus éloigné dont le contraste est supérieur à 5 %. Dans le cadre de l'observation météorologique, pour des distances de visibilité de l'ordre du kilomètre et plus, Baümer [8] cherche à extraire le gradient des objets dans une scène panora-

mique dont les profondeurs sont connues dans une carte 2D. La deuxième famille est basée sur l'apprentissage et nécessite une phase de calibrage avec des données météorologiques de visibilité sur plusieurs kilomètres. Dans son étude, Hallowell [9] cherche à exploiter le potentiel des réseaux de caméras de vidéo surveillance routière. Il propose une méthode basée sur la logique floue qui détermine quatre classes de visibilité à partir de l'image. D'autres approches cherchent à trouver la courbe de réponse reliant les caractéristiques de l'image avec les données de visibilité. Xie [6] et Liaw [4] cherchent la corrélation linéaire entre le gradient de Sobel et la visibilité météorologique. Xie [6] évalue qu'utiliser un filtre passe bas sur la transformée de Fourier de l'image est similaire au gradient de Sobel. Liaw [4] acquiert des images à midi cherchant ainsi à réduire l'influence des changements d'éclairage. Notre approche se situe dans la deuxième famille. En effet, nous proposons un estimateur issu d'images de caméras fixes et calibré avec des données de visibilité météorologique. Contrairement aux précédentes approches, notre approche est à la fois stable aux changements de l'éclairement et la plus indicatrice de la visibilité. Cet article est organisé de la manière suivante. Dans la section 2, nous établissons le lien entre la visibilité et le gradient dans l'image. Nous explicitons la robustesse de notre approche dans la section 3. Les résultats sont présentés dans la section 4. Nous terminons par une discussion et une conclusion.

2 Méthodes

2.1 La réduction de la visibilité par la diffusion de la lumière

Bien que le mot visibilité semble familier selon ses diverses utilisations, une définition plus précise dédiée à la météorologie est établie grâce à la théorie de Koschmieder [3]. Nous commençons d'abord par définir la luminance L d'un objet distant de d de l'observateur et dans des conditions atmosphériques correspondant au coefficient d'extinction atmosphérique β. Cette luminance L est régie par l'équation (1).

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

La luminance physique L de l'objet vue par la caméra est la somme de la luminance intrinsèque (à courte portée) de l'objet atténuée par la loi de Beer-Lambert $L_0 e^{-kd}$, et de l'effet du voile atmosphérique $L_\infty(1 - e^{-kd})$, causé par la luminance L_∞ du ciel. A partir de l'équation (1), Duntley [1] a établi une loi d'atténuation du contraste par temps de visibilité réduite dans l'équation (2).

$$C = \frac{|L_0 - L_\infty|}{L_\infty}\, e^{-\beta d} = C_0\, e^{-\beta d} \tag{2}$$

Le contraste C désigne le contraste apparent de l'objet à une distance d d'un objet de luminance L sur fond de ciel L_∞. Le contraste C_0 désigne le contraste intrinsèque du même objet par rapport au ciel. La Commission internationale de l'éclairage (CIE) a adopté une valeur moyenne pour le seuil appliqué sur le contraste de 5% pour qu'un objet de dimensions appropriées soit visible. La visibilité météorologique V_{Met} explicitée dans l'équation (3) est définie par la distance pour laquelle le contraste d'un objet noir $C_0 = -1$ sur fond de ciel est réduit à 5% [2] :

$$V_{Met} = \frac{1}{\beta} ln(0,05) \simeq \frac{3}{\beta} \tag{3}$$

2.2 Stabilité du contraste dans les zones lambertiennes

La diminution du contraste d'un objet par rapport au ciel est une fonction de la distance d qui le sépare de l'observateur et du coefficient d'extinction de l'atmosphère β. Nous appliquons la loi de Koschmieder pour un objet de luminance L. Ensuite nous supposons que la réponse de la caméra est linéaire, avec α la fonction de transfert. L'intensité lumineuse en niveau de gris dans l'image I d'un objet s'exprime en fonction de la valeur L de sa luminance physique selon l'équation (4) :

$$I = \alpha\, L \tag{4}$$

L'équation de Koschmieder peut donc s'écrire en niveaux de gris dans l'image. Elle donne alors l'intensité d'un pixel I en fonction de l'intensité intrinsèque I_0 de l'objet et en fonction de l'intensité du ciel A_∞.

$$I = I_0\, e^{-\beta d} + A_\infty\, (1 - e^{-\beta d}) \tag{5}$$

Le contraste de texture $C_{Texture}$ s'exprime alors pour deux points adjacents d'intensités I_1 et I_2 se trouvant à la même distance. En appliquant l'équation (5) en ces deux points, nous obtenons la relation (6) :

$$C_{texture} = \left[\frac{I_2 - I_1}{A_\infty}\right] = \left[\frac{I_{02} - I_{01}}{A_\infty}\right]\, e^{-\beta d} \tag{6}$$

Le contraste $C_{texture}$ est le résultat de la réflexion de la lumière provenant directement du soleil ou diffusée par l'atmosphère, sur la surface des objets. Pour le cas d'objets rugueux et diffus la lumière incidente est réfléchie uniformément dans toutes les directions. La luminance L d'un tel objet dépend de son albédo ρ et de l'éclairement global diffus E comme l'indique la loi de Lambert dans l'équation (7). De tels objets sont dits lambertiens. Nous ne posons pas l'hypothèse que tous les objets dans l'image sont lambertiens mais nous allons les sélectionner dans l'image.

$$L = \rho \frac{E}{\pi} \tag{7}$$

Nous pouvons alors avoir l'expression du contraste de texture dans l'image pour les objets dont le comportement suit une loi de Lambert $C^L_{texture}$ en fonction de l'albédo ρ des objets, de la distance d et des conditions de visibilité β selon l'équation (8).

$$C^L_{texture} = (\rho_2 - \rho_1)\ e^{-\beta d} = \Delta\rho\, e^{-\beta d} \qquad (8)$$

Le principal avantage est que ce contraste est stable face aux variations de l'éclairement dans la scène, puisque celui-ci s'exprime en fonction de l'albédo qui est une caractéristique intrinsèque des matériaux. Il fournit donc un très bon indicateur de la visibilité météorologique.

2.3 Segmentation des surfaces lambertiennes

A partir de la segmentation des zones lambertiennes dans la scène, nous allons extraire les gradients les plus stables face aux changements des conditions d'éclairement et les plus indicateurs des variations de la visibilité comme nous l'avons démontré dans l'équation (8). En pratique, pour segmenter les surfaces lambertiennes dans l'image, nous proposons de chercher la corrélation entre les variations temporelles de l'intensité de chaque pixel de l'image et les variations d'éclairage obtenues par un luminancemètre. Les valeurs du facteur de corrélation nous informent sur l'existence d'une loi linéaire pour chaque pixel entre la luminance d'un objet $L_{i,j}$ et la luminance du ciel L_∞ . Les zones où le facteur de corrélation est proche de 1, peintes en rouge dans la figure 1, nous informent qu'il y a une grande probabilité que la surface soit lambertienne. Il existe également d'autres méthodes robustes [5] pour segmenter les surfaces lambertiennes dans l'image. Nous appelons $P^L_{i,j}$ dans l'équation (9) la probabilité pour qu'une surface soit lambertienne. Cette probabilité est calculée par la corrélation temporelle de Bravais-Pearson.

$$P^L_{i,j} = corr(L_{i,j}, L_\infty) \qquad (9)$$

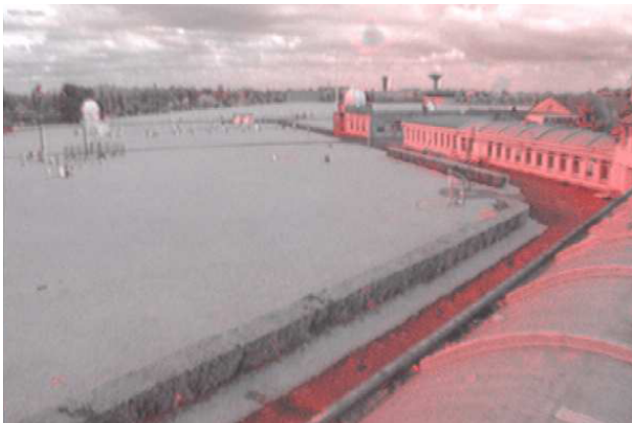


FIGURE 1 – Probabilité pour que la surface soit lambertienne : la corrélation des variations de luminance dans l'image avec les variations d'éclairage est illustrée par la composante rouge.

Cette segmentation permet d'écarter les différentes réflexions de la lumière du soleil sur des surfaces lisses. De même les ombres, créées par la lumière du soleil qui se déplace durant la journée, sont écartées.

2.4 Le module de gradient de Sobel normalisé comme contraste

Le contraste défini précédemment est un concept en une dimension. Dans le cas des images nous calculons le gradient de Sobel normalisé qui indique l'amplitude de la plus forte variation locale du clair au sombre dans une image $2D$. Ce calcul est illustré dans la figure 2(b). L'image d'origine est de la figure 2(a).



(a) (b)

FIGURE 2 – (a) Image de bonne visibilité. (b) Module du gradient de Sobel de la même image.

Le gradient de l'intensité centré en chaque pixel est calculé par convolution avec les deux masques donnés par l'équation (10,11). Ces deux masques sont convolués successivement à l'image I suivant la direction horizontale puis verticale, et donnent respectivement le gradient horizontal G_x et le gradient vertical G_y.

$$\mathbf{G_x} = \begin{bmatrix} +1 & 0 & -1 \\ +2 & 0 & -2 \\ +1 & 0 & -1 \end{bmatrix} * \mathbf{A} \qquad (10)$$

$$\mathbf{G_y} = \begin{bmatrix} +1 & +2 & +1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -1 \end{bmatrix} * \mathbf{A} \qquad (11)$$

Le module de gradient de Sobel est obtenu suivant l'équation (10). Le résultat du traitement est illustré dans la figure 2.

$$\mathbf{G} = \sqrt{\mathbf{G_x}^2 + \mathbf{G_y}^2} \qquad (12)$$

2.5 Estimation de la visibilité météorologique basée sur les gradients robustes

Soit l'estimateur E_t égal à la somme des modules de gradients dans toute l'image à un instant t, exprimé dans l'équation (13), correspondant à ce qui existe dans la littérature [4,6]. Soit l'estimateur de la visibilité E^L_t basé sur le module de gradient de Sobel dans les zones lambertiennes de l'image défini par l'équation (14).

$$E_t = \sum_{i=0}^{H} \sum_{j=0}^{W} G_{i,j} \qquad (13)$$

$$E_t^L = \sum_{i=0}^{H}\sum_{j=0}^{W} G_{i,j}\ P_{i,j}^L \approx \sum_{i=0}^{H}\sum_{j=0}^{W} C_{0_{i,j}} e^{-\beta_t d_{i,j}} P_{i,j}^L \tag{14}$$

Contrairement à l'estimateur E_t de l'équation (13) que nous gardons pour la comparaison, l'estimateur retenu E_t^L de l'équation (14) est exprimé cette fois en fonction de la distribution discrète H_d des distances dans la scène comme le montre l'équation (15). Celui ci exprimé en fonction de la distribution des profondeurs lamberitiennes dans la scène H_d^L devient $E_t^{L,scne}$.

$$E_t^L \approx E_t^{L,scne} \approx \sum_{d=0}^{d=d_{max}} \left[\Delta\rho \cdot \left(e^{-\frac{3d}{V_{Met}(t)}}\right)\right] \cdot H_d^L \tag{15}$$

H_d^L est la distribution discrète des profondeurs lambertiennes dans la scène. En pratique, il est très difficile de connaitre la 3D dans la scène ainsi que l'orientation de la caméra. Pour se passer du calibrage de la caméra et de la connaissances de la 3D dans la scène, nous posons l'hypothèse que la distribution des profondeurs H_d^L est uniforme et limitée par une distance maximale visible dans la scène d_{max}. En remplaçons β par $\frac{3}{V_{Met}}$ et en développant l'équation (14) exprimé en fonction des paramètre de l'image $I(i,j)$ nous obtenons l'équation (15) exprimé en fonction des paramètres de la scène H_d^L :

$$\widetilde{E^L}\left(V_{Met}\right) \approx \overline{\Delta\rho}\frac{V_{Met}}{3.d_{max}}\left[1 - \exp(-\frac{3.d_{max}}{V_{Met}})\right] \tag{16}$$

Où $\overline{\Delta\rho}$ est la différence d'albédos moyenne pris de l'équation (8). L'équation (16) est la réponse de l'estimateur $\widetilde{E^L}$, obtenue par la simplification de l'équation (15), exprimée en fonction des variations de la visibilité météorologique V_{Met} de référence obtenues par un visibilimètre. Nous ajustons donc le paramètres d_{max} de l'équation (16). Ceci est obtenu par la régression linéaire robuste en minimisant l'erreur quadratique entre la fonction de réponse et le nuage des points. Celui-ci est obtenu par les variations de l'estimateur de la visibilité issu de l'image en fonction des mesures optiques de visibilité (POM).

2.6 La corrélation comme indicateur de confiance

Lorsque l'erreur quadratique est minimale, le coefficient de corrélation entre E_L et V_{Met} est proche de 1. Donc, l'estimation de la visibilité par la fonction inverse de $\widetilde{E^L}$ sera plus proche des valeurs de référence données par un visibilimètre. Nous prenons donc le coefficient de corrélation comme un indicateur de confiance sur la détermination de cette fonction de réponse.

2.7 Erreur liée à l'ajustement du modèle

Nous cherchons à ajuster d_{max} pour minimiser l'erreur quadratique χ^2 présentée dans l'équation (17) entre les données de visibilité météorologique de référence V_{Met} et les distances de visibilité estimées par la fonction $\widetilde{V}_{Met}(\widetilde{E}^L, d_{max})$ présentée dans l'équation (16) :

$$\chi^2 = \sum_{i=1}^{N} \frac{1}{\sigma_{V_{Met}^2}} \left[V_{Met}^2 - \widetilde{V}_{Met}^2(\widetilde{E}^L, d_{max})\right]^2 \tag{17}$$

3 Résultats

3.1 Acquisition d'images et de données

Nous avons collecté sur plusieurs mois, des données couplant images de caméra, données météorologiques de visibilité et de luminance. En effet, nous avons instrumenté le site de Météo-France à Trappes avec un système d'acquisition et d'enregistrement d'images. Ensuite, nous avons fait l'appariement de ces images avec les données météorologiques de visibilité et de luminance. La caméra est d'une qualité similaire à celles utilisées en vidéosurveillance : résolution 640×480 et dynamique de 8 bits par pixel. Ces images ont été acquises durant plusieurs mois à raison d'une toutes les 10 minutes dans des conditions d'éclairage donnant lieu à des luminances de 0 à 8 000 cd/m^2 et de visibilité allant de $80m$ à $15km$.



(a) Ciel clair. (b) Ciel couvert. (c) Brouillard.

FIGURE 3 – Exemples d'images prises durant plusieurs mois dans des conditions d'éclairage allant de 0 à 8 000 cd/m^2 et de visibilité allant de $80m$ à $15km$

Nous avons estimé la visibilité météorologique à partir d'images dont les données météorologiques sont données dans les graphes de la figure 5. Quelques images représentatives des différentes conditions d'acquisition sont dans la figure 4. Cette base de données est disponible sur le site web du LCPC pour des fins de recherche scientifique : `http://www.lcpc.fr/en/produits/matilda/`

3.2 Comparaison des résultats

Nous avons tracé la somme du module du gradient de Sobel dans toute l'image en fonction de la visibilité météorologique. Les résultats sont représentés dans la figure 5. Nous remarquons une instabilité et une dispersion de la réponse de l'estimateur E_t. Celles-ci sont liées aux changements d'éclairage qui affectent directement les valeurs des luminances des objets dans la scène et donc celles des gradients. Elles sont aussi liées aux différentes réflexions

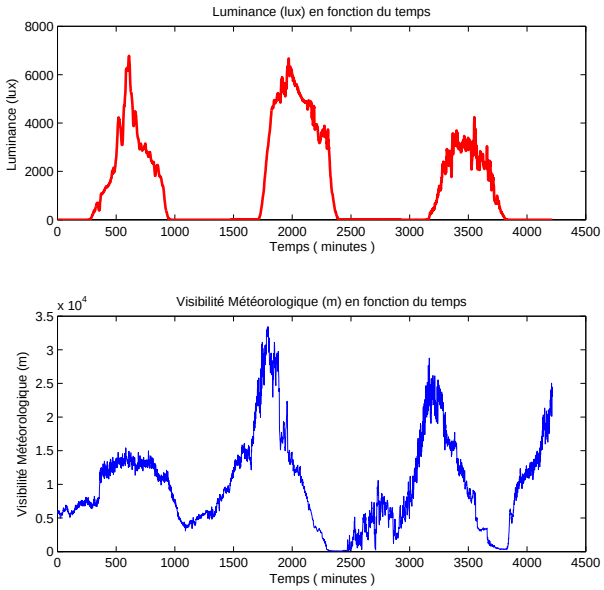


FIGURE 4 – (a) Variation de la luminance durant trois jours d'observation. (b) Variation de la visibilité météorologique V_{Met} durant trois jours d'observation.

de la lumière du soleil sur les vitres ou sur d'autres surfaces lisses. Dans ce cas, le module du gradient de Sobel sur toute l'image ne pourra pas être un indicateur stable et reproductible de la mesure de la visibilité météorologique. L'estimateur $\widetilde{E}^L$ est représenté dans la figure 6. Le nuage de points est obtenu par les valeurs de visibilité et de l'estimateur de la visibilité issue d'une loi des profondeurs dans la scène H_d^L supposée uniforme .

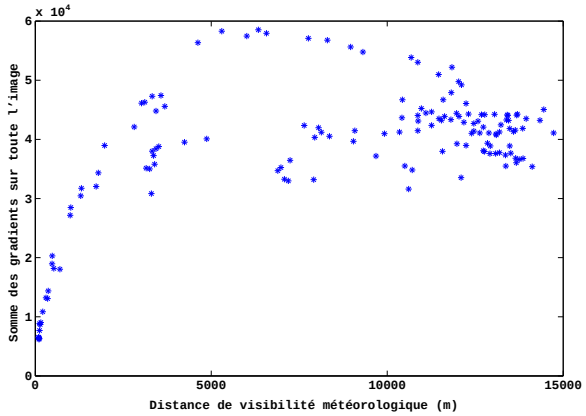


FIGURE 5 – Nuage de points de l'estimateur de la visibilité E en fonction des visibilités de référence : somme du gradient de Sobel sur toute l'image.

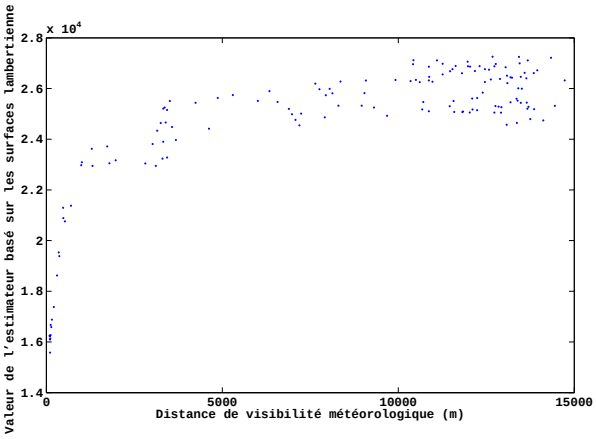


FIGURE 6 – Nuage de points de estimateur $\widetilde{E}^L$ de la visibilité en fonction des visibilités de référence : somme des gradients sur les zones lambertiennes.

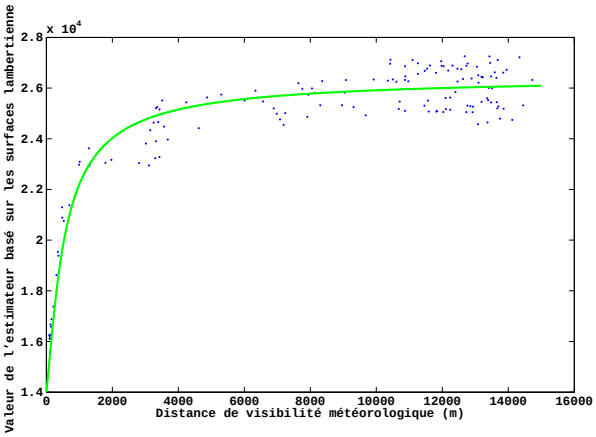


FIGURE 7 – Variation de l'estimateur de la visibilité $\widetilde{E}^L$ en fonction de la visibilité météorologique de référence durant trois jours d'observation.

Nous avons ensuite, ajusté le modèle $\widetilde{E}^L$ de l'équation (16) à l'aide d'une régression robuste pour ensuite pouvoir inverser le modèle et donner la valeur de la visibilité météorologique V_{Met} en fonction du score issu de l'estimateur obtenu par $\widetilde{E}^L$ comme le montre la figure 7.

4 Discussion

Nous avons estimé la visibilité météorologique avec une fonction de réponse issue d'une hypothèse sur la loi uniforme des profondeurs dans la scène. L'information de la visibilité pour la sécurité routière est limitée à un kilomètre. Par contre, la météorologie s'intéresse à toute l'information de la visibilité pour alimenter ses modèles de prévision météorologique. Pour chaque domaine d'application, nous donnons dans le Tableau 1 la moyenne relative de l'erreur sur l'estimation de la visibilité $\Delta V/V$. Pour l'estimateur

Application	Brouillard	Brume	Air
Rang de visibilité [km]	0-1	1-5	5-15
Nombre de données	19	45	70
$\Delta V_{Met}/V_{Met}$ pour $\widetilde{E}^L$	18,1 %	29,7 %	-
$\Delta V_{Met}/V_{Met}$ pour E	39 %	205 %	-

TABLE 1 – Erreur relative moyenne en % en fonction de la plage d'application. Le facteur de corrélation est ici de 0,90 et correspond à une erreur de 20 % à 30 %.

E, l'estimation de la visibilité à partir de la somme des gradients sur toute l'image donne une corrélation de 0,82. Pour les grandes classes de visibilité, cela correspond à des erreurs de 40 à 200 %, c'est-à-dire, une estimation sans aucun sens et non reproductible voir la figure 5. Ensuite, nous avons rendu l'estimation par $\widetilde{E}^L$ robuste et reproductible en apportant la nouveauté de la segmentation automatique des surfaces lambertiennes. L'erreur pour les faibles visibilités est de l'ordre de 18 %. Pour les visibilités au delà de 1 km, l'erreur est d'environ 30 %.

Dans le cas où la distance maximale visible dans la scène d_{max} est extraite automatiquement d'une carte de profondeurs ou par l'intervention d'un opérateur humain, la phase de calibrage par les données météorologiques ne serait plus nécessaire.

5 Conclusion

Dans cette étude, nous avons posé une loi uniforme robuste pour mesurer la visibilité météorologique de jour par caméra fixe. Cette méthode permet de lier la visibilité météorologique à la somme des gradients pris sur les zones lambertiennes de la scène. C'est autour de ce nouvel estimateur que les avantages sont les plus visibles. En effet, nous avons démontré que celui-ci est stable face aux changements des conditions d'éclairage, et toute variation de celui-ci pour la même scène n'est liée qu'à la variation des conditions de visibilité dans l'atmosphère. En appliquant cet estimateur à des acquisitions réelles, nous avons obtenu une estimation de la visibilité que nous avons comparée par la suite avec des données météorologiques de visibilité. Nous avons également effectué des tests de validation dans des conditions de visibilité et d'éclairage très variables. Ceci a permis de valider la pertinence et la reproductibilité de notre approche. Notre méthode d'estimation de la visibilité est moins coûteuse comparée à un visibilimètre et en plus, peut être déployée sur les milliers de caméras équipant déjà les réseaux routiers. Une fois notre méthode déployée, elle permettra d'affiner la qualité et la précision spatiale de l'information de la visibilité sur l'ensemble du territoire. Cette information permettra d'alimenter les systèmes de prévision météorologiques et d'informer les conducteurs sur les limitations de vitesses à respecter. Dans les travaux futurs, nous exprimerons l'erreur sur l'estimation en fonction des caractéristiques des caméras et de la scène, pour qu'ensuite nous puissions décider du type de caméra à déployer en fonction de la précision souhaitée.

Remerciement

Les travaux présentés dans ce papier sont co-financés par le IFSTTAR et Météo-France et dirigés par l'IGN.

Références

[1] W. Middleton. Vision through the atmosphere. University of Toronto Press, 1952

[2] CIE. International Lighting Vocabulary. Publication number 17.4, 1987

[3] H. Koschmieder. Theorie der horizontalen sichtweite. Beitr. Phys. freien Atm, 1924.

[4] J. Liaw, S. Lian, Y. Huang and R. Chen. Atmospheric visibility monitoring using digital image analysis techniques. International Conference on Computer Analysis of Images and Patterns (CAIP09), pp. 1204-1211, Munster, Germany, September 2-4, 2009.

[5] K. Seon joo. Radiometric calibration with illumination change for outdoor scene analysis. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR08), 2008.

[6] L. Xie, A. Chiu, and S. Newsam. Estimating atmospheric visibility using general purpose cameras. In ISVC 08 : Proceedings of the 4th International Symposium on Advances in Visual Computing, Part II, pages 356367, Berlin, Heidelberg, 2008. Springer-Verlag.

[7] N. Hautière, E. Bigorgne, J. Bossu, D. Aubert. Meteorological conditions processing for vision-based traffic monitoring. In : International Workshop on Visual Surveillance, European Conference on Computer Vision, Marseille, France, 2008.

[8] D. Bäumer, S. Versick, B. Vogel. Determination of the visibility using a digital panorama camera. Atmospheric Environment, 42(11) : 2593-2602, 2008.

[9] R. Hallowell, M. Matthews, P. Pisano. An automated visibility detection algorithm utilizing camera imagery. In : 23rd Conference on Interactive Information and Processing Systems for Meteorology, Oceanography, and Hydrology (IIPS), 2007