

Exploitation de l'effet de voile atmosphérique

LES DIFFÉRENTS EFFETS DU BROUILLARD SUR LA VISION ont été présentés et modélisés dans le premier chapitre. Trois effets majeurs ont été décrits. Les effets de halo atmosphérique et de voile rétro-diffusé sont plus significatifs la nuit que le jour. L'effet de voile atmosphérique, quant à lui, est spécifique au brouillard diurne. Ce dernier est bien modélisé par la loi de Koschmieder, qui permet d'exprimer la luminance apparente d'un objet en fonction de sa luminance intrinsèque, de sa distance d'observation, de la densité du brouillard et de la luminance du ciel à l'horizon.

En exploitant une propriété mathématique de la loi de Koschmieder, il est possible, à l'aide d'une seule caméra, d'instancier ce modèle et d'estimer le coefficient d'extinction du brouillard. La distance de visibilité météorologique est alors directement déduite. Nous proposons, dans ce chapitre, de présenter cette méthode. Voici comment ce dernier est organisé.

Tout d'abord, nous présentons notre capteur mono-caméra et l'hypothèse « monde plan » qui lui est étroitement associée, étudions sa portée et sa résolution, et abordons le problème de son calibrage. Puis, à l'aide de l'hypothèse « monde plan », nous étudions d'un point de vue théorique une propriété intéressante de la loi de Koschmieder. Dans un troisième temps, nous montrons comment exploiter en pratique cette dernière. Pour cela, un algorithme d'analyse d'images en trois phases est décrit. Un indice de confiance sur la mesure est construit. Puis une analyse de sensibilité de la méthode conclut le paragraphe.

Nous montrons ensuite les points forts et les limites de notre méthode. Pour en combler certaines, nous montrons que nous pouvons nous ramener facilement à l'approche de Pomerleau [Pomerleau, 1997] et rendre les deux approches complémentaires. Ainsi, nous développons une méthode permettant d'estimer la distance de visibilité météorologique dans de nombreuses situations.

Finalement, la visibilité météorologique étant correctement estimée, nous présentons une application directe de notre méthode à la restauration du contraste appliquée à des images de brouillard diurne.

2.1 Modélisation du capteur mono-caméra dans son environnement

Dans ce chapitre, la méthode développée repose sur l'utilisation d'une seule caméra embarquée à bord du véhicule. Dans ce paragraphe, nous présentons la caméra utilisée dans les véhicules expérimentaux du LIVIC. Une modélisation, communément appelée hypothèse « monde plan », en vue d'estimer la profondeur des objets dans les images est décrite. Nous étudions ensuite les performances d'un tel capteur, notamment en terme de résolution. Finalement, le problème du calibrage du capteur est rapidement abordé.

2.1.1 Présentation du capteur utilisé



FIG. 2.1 – Disposition de la caméra dans le véhicule.

Dans ce chapitre, notre capteur est une simple caméra noir et blanc installée derrière le pare-brise du véhicule comme sur la figure 2.1. La figure 2.2 présente la modélisation du capteur dans l'environnement du véhicule. Dans le repère de l'image, la position d'un pixel est donnée par ses coordonnées (u, v) . Les coordonnées de la projection du centre optique dans l'image sont désignées par (u_0, v_0) . θ est l'angle entre l'axe optique de la caméra et l'horizontale. v_h désigne la position verticale de la ligne d'horizon. Les paramètres intrinsèques de la caméra sont sa longueur focale f , la taille horizontale t_{pu} et verticale t_{pv} d'un pixel. Nous utilisons aussi $\alpha_u = \frac{f}{t_{pu}}$ et $\alpha_v = \frac{f}{t_{pv}}$. De manière usuelle, nous considérons $\alpha_u \approx \alpha_v = \alpha$.

2.1.2 Modèle de calcul de la profondeur d'un point vu dans l'image

Étant donné que nous n'utilisons qu'une seule caméra, nous ne pouvons avoir accès à l'information de profondeur. Nous contournons le problème en faisant l'hypothèse d'une route plane. Ceci nous permet d'associer une distance à chaque ligne de l'image. Dans la suite du paragraphe, nous allons présenter ce modèle de calcul de distance.

En utilisant le modèle sténopé pour la caméra, la projection sur le plan image d'un point de coordonnées tridimensionnelles (x, y, z) dans le repère de la caméra s'exprime par :

$$\begin{cases} u = u_0 + \alpha \frac{x}{z} \\ v = v_0 + \alpha \frac{y}{z} \end{cases} \quad (2.1)$$

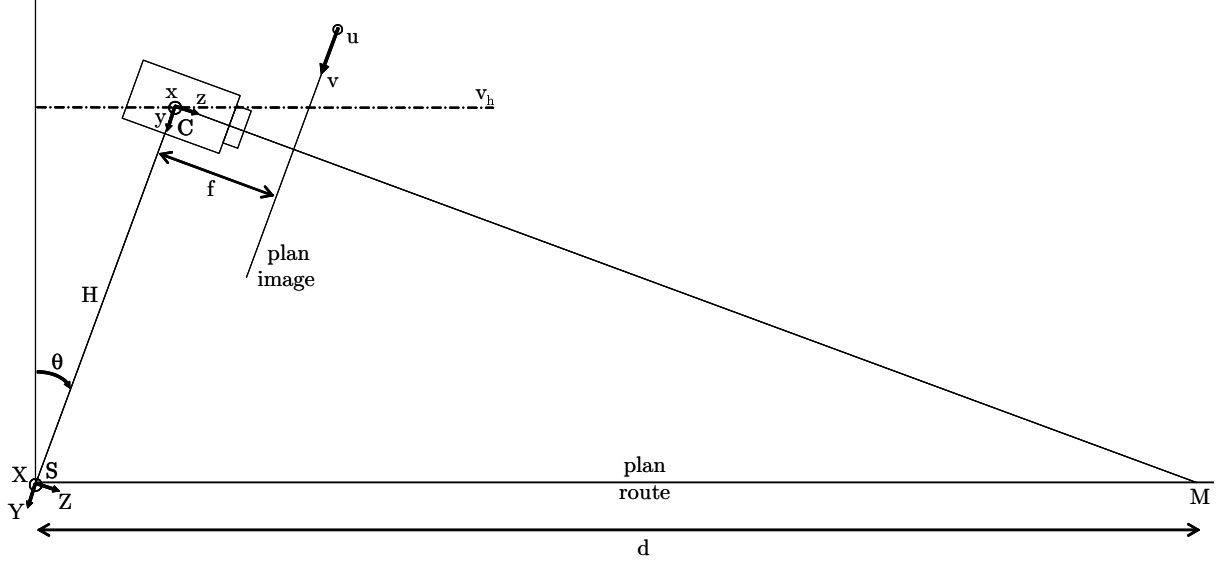


FIG. 2.2 – Modélisation de la caméra dans son environnement. Elle est située à la pseudo-hauteur H dans le repère (S, X, Y, Z) lié à la scène. Ses paramètres intrinsèques sont sa longueur focale f et la taille t d'un pixel. θ est l'angle entre l'axe optique de la caméra et l'horizontale. Dans le repère de l'image, (u, v) désigne la position d'un pixel, (u_0, v_0) l'intersection entre l'axe optique et le plan image, C le centre optique et v_h la position verticale de la ligne d'horizon.

D'après la figure 2.2, la ligne horizontale passant par le centre optique fait un angle θ avec l'axe z de la caméra. Ainsi, dans le plan image, la ligne d'horizon s'exprime par :

$$v_h = v_0 - \alpha \tan(\theta) \quad (2.2)$$

Grâce à l'équation (2.1), nous déduisons :

$$\frac{v - v_h}{\alpha} = \frac{y}{z} + \tan(\theta) \quad (2.3)$$

Si l'on se place dans le repère (S, X, Y, Z) lié à la scène, l'équation (2.3) devient :

$$\frac{v - v_h}{\alpha} = \frac{Y + H}{Z} + \tan(\theta) \quad (2.4)$$

Un point M situé sur la route à une distance d de l'origine S est paramétré comme suit :

$$M \begin{pmatrix} X \\ -d \sin(\theta) \\ d \cos(\theta) \end{pmatrix} \quad (2.5)$$

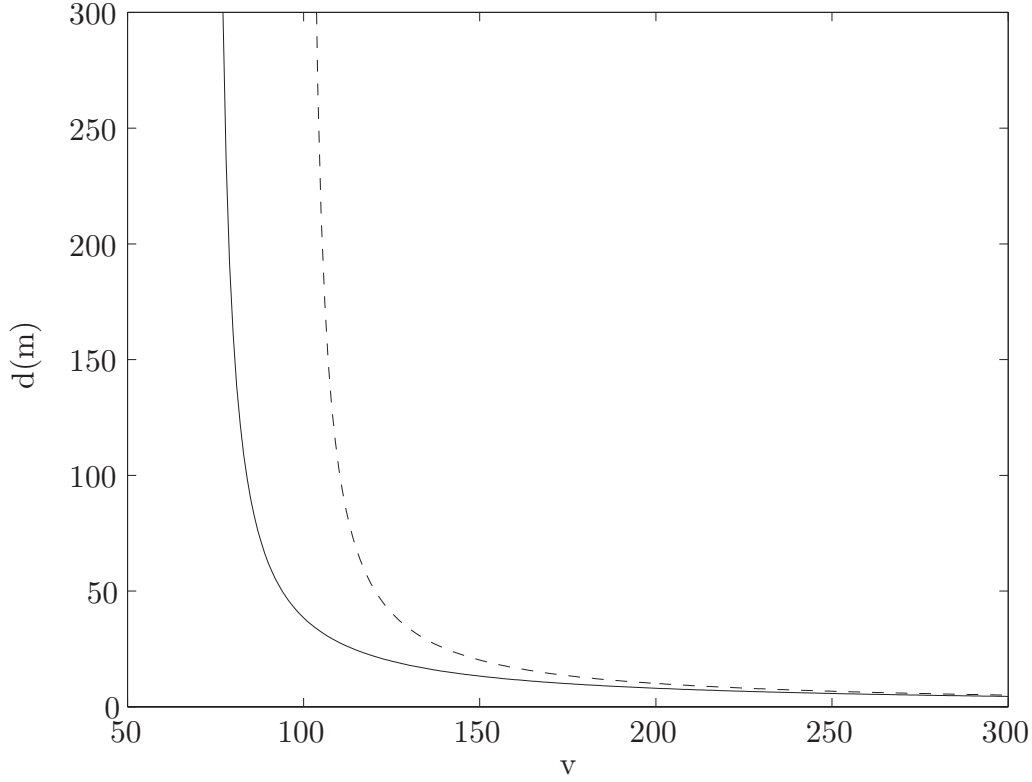


FIG. 2.3 – Illustration de la formule de calcul de profondeur d'un point dans l'image en fonction de l'angle de tangage de la caméra (—) $\theta = 8^\circ$, (- -) $\theta = 5^\circ$. Les paramètres communs utilisés sont $H = 2$ m, le rapport de la focale de la caméra sur la taille d'un pixel $\alpha = 500$, et la demi-hauteur de l'image $v_0 = 144$. Horizontalement, on a le numéro de ligne de l'image. Verticalement, on obtient la distance à la caméra en mètres.

On en déduit que :

$$\frac{v - v_h}{\alpha} = \frac{H}{d \cos(\theta)} \quad (2.6)$$

Finalement, la distance d s'exprime donc par :

$$d = \begin{cases} \frac{\lambda}{(v-v_h)} & \text{si } v > v_h \\ \infty & \text{si } v \leq v_h \end{cases} \quad \text{où } \lambda = \frac{H\alpha}{\cos(\theta)} \quad (2.7)$$

La figure 2.3 représente la distance d calculée par l'équation (2.7) en fonction du numéro de ligne de l'image et ce pour deux angles de tangage différents de la caméra. La formule étant hyperbolique, l'imprécision ou plus précisément la surface couverte par un pixel augmente avec la distance. En conséquence, l'estimation de la distance sera moins précise et stable pour de grandes distances que pour des petites distances. Ceci fait l'objet du paragraphe suivant.

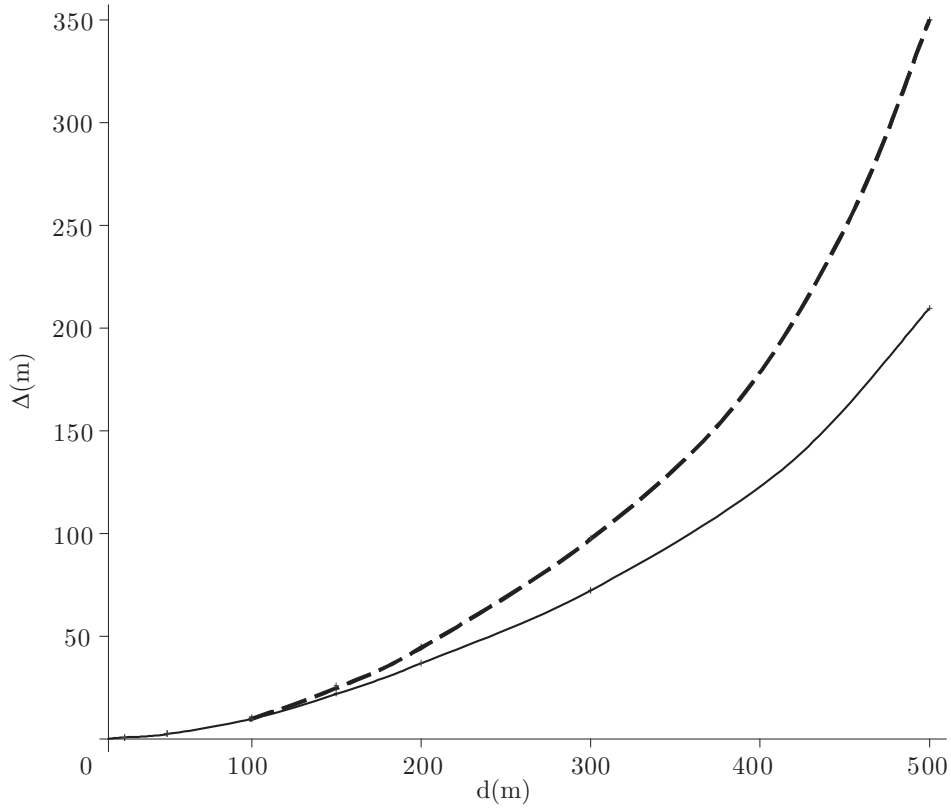


FIG. 2.4 – Représentation de la distance Δ couverte par un pixel à la distance d en fonction de l'angle de tangage de la caméra (—) $\theta = 5^\circ$, (---) $\theta = 8^\circ$. Les paramètres communs utilisés sont la hauteur de la caméra $H = 2$ m, le rapport de la focale de la caméra sur la taille d'un pixel $\alpha = 500$ et la demi-hauteur de l'image $v_0 = 144$.

2.1.3 Précision du calcul de distance en fonction du tangage de la caméra

Grâce aux équations (2.2) et (2.7), nous pouvons calculer la surface couverte par un pixel à la distance d en fonction de l'angle de tangage de la caméra :

$$\Delta(\theta, d) = \frac{\lambda}{(\lfloor v_h + \frac{\lambda}{d} \rfloor - v_h)} - \frac{\lambda}{(\lceil v_h + \frac{\lambda}{d} \rceil - v_h)} \quad (2.8)$$

Dans cette formule, $\lfloor x \rfloor$ désigne la partie entière de x et $\lceil x \rceil$, l'entier supérieur ou égal à x . De manière usuelle, l'angle de tangage de la caméra est de 8° , ce qui permet un bon compromis de contraste entre la route et le ciel. En augmentant cette valeur, on fait remonter la ligne d'horizon dans l'image, ce qui nous permet de faire diminuer la surface couverte par un pixel et de gagner en précision pour les grandes distances, ce qui est intéressant dans le cas de notre application.

À la vue de la figure 2.4, nous pouvons considérer que l'angle de tangage n'a d'influence que pour des mesures de distance supérieures à 250 m.

2.1.4 Calibrage du capteur

Les paramètres intrinsèques de la caméra ayant été établis une fois pour toutes par des méthodes classiques, nous n'aborderons pas ce problème ici. Le principal problème restant à résoudre est l'obtention des paramètres extrinsèques du capteur. Nous proposons une solution simple qui nécessite uniquement une image et le calcul d'un paramètre.

En utilisant le modèle mono-caméra présenté précédemment, une simple estimation du paramètre λ permet de calibrer le capteur. Pour effectuer cela, la connaissance de la distance réelle entre deux points et de leurs coordonnées v_1 et v_2 dans l'image est suffisant (cf. figure 2.5). En effet, en utilisant la formule 2.7, nous établissons l'équation suivante :

$$\lambda = \frac{d_1 - d_2}{\left(\frac{1}{v_1 - v_h} - \frac{1}{v_2 - v_h}\right)} \quad (2.9)$$

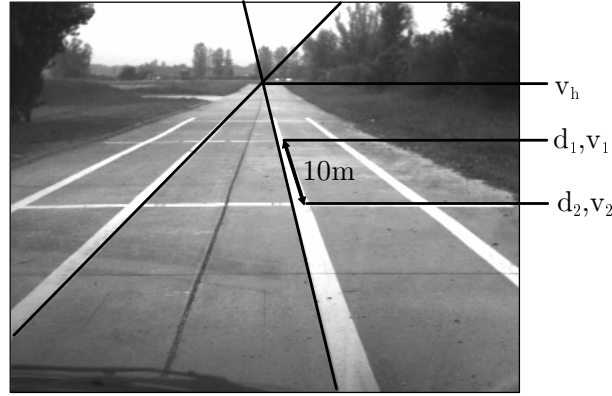


FIG. 2.5 – Exemple d'image utilisée pour le calibrage des paramètres extrinsèques de la caméra et capturée sur le site de calibrage des pistes de Versailles Satory. v_1 et v_2 représentent les lignes correspondant à deux objets situés respectivement aux distances d_1 et d_2 . v_h correspond à la ligne d'horizon.

2.2 Estimation de la distance de visibilité météorologique

Dans ce paragraphe, nous présentons le cœur de notre méthode permettant d'estimer la distance de visibilité météorologique. Dans un premier temps, nous démontrons que, sous certaines hypothèses, la loi de Koschmieder a une propriété mathématique intéressante, ce qui en théorie nous permet d'atteindre notre objectif. Puis, nous présentons comment nous exploitons cette propriété de manière pratique à l'aide, entre autres, d'un algorithme de croissance de région. Nous finissons par définir un indice de confiance sur la mesure effectuée. Enfin, nous concluons le paragraphe par une courte analyse de sensibilité de la méthode présentée.

2.2.1 Mise en évidence d'un point d'inflexion

Dans le paragraphe 1.3.1, nous avons présenté précisément la loi de Koschmieder qui permet de modéliser la luminance apparente d'un objet en fonction de sa luminance intrinsèque, de sa distance d'observation, de la densité du brouillard et de la luminance du ciel à l'horizon. Dans ce

qui suit, nous allons étudier les propriétés mathématiques de cette formule et déduire l'existence d'un point d'inflexion détectable sur l'image, sur lequel se fonde notre solution.

Après un changement de variable de d en v à partir de l'équation (2.7), l'équation (1.5) devient :

$$L = L_0 - (L_0 - L_f)(1 - e^{-k\frac{\lambda}{v-v_h}}) \quad (2.10)$$

En dérivant l'équation (2.10) par rapport à v , on obtient :

$$\frac{dL}{dv} = \frac{k\lambda(L_0 - L_f)}{(v - v_h)^2} e^{-k\frac{\lambda}{v-v_h}} \quad (2.11)$$

Les courbes représentatives de L et de sa dérivée sont tracées sur la figure 2.6 pour différentes valeurs du coefficient d'extinction k . De manière qualitative, plus le brouillard est dense, plus l'objet se confond rapidement avec la luminance du ciel et plus le maximum de la dérivée se réduit et s'éloigne de la ligne d'horizon.

En dérivant à nouveau L par rapport à v , on obtient :

$$\frac{d^2L}{dv^2} = kA(v)e^{-k\frac{\lambda}{v-v_h}} \left(\frac{k\lambda}{v - v_h} - 2 \right) \quad (2.12)$$

où $A(v) = \frac{\lambda(L_0 - L_f)}{(v - v_h)^3}$.

L'équation $\frac{d^2L}{dv^2} = 0$ a deux solutions. La solution $k = 0$ n'a aucun intérêt. Ainsi, la seule solution utile est l'équation (2.13) :

$$k = \frac{2(v_i - v_h)}{\lambda} = \frac{2}{d_i} \quad (2.13)$$

où v_i représente la position du point d'inflexion et d_i sa distance à la caméra. Ainsi, on obtient le paramètre k de la loi de Koschmieder dès lors que l'on connaît v_i .

De plus, l'équation (2.13) possède la propriété remarquable $\lim_{v_i \rightarrow v_h} k = 0$. Celle-ci peut servir à détecter la présence de brouillard. En effet, si v_i est supérieur à v_h , alors on détecte du brouillard, sinon, il n'y a pas de brouillard.

Grâce aux équations (1.13) et (2.13), nous déduisons la distance de visibilité météorologique V_{met} :

$$V_{met} = \frac{3\lambda}{2(v_i - v_h)} \quad (2.14)$$

Si v_v désigne la ligne de l'image représentative de la distance de visibilité, nous avons :

$$v_v = \frac{2v_i + v_h}{3} \quad (2.15)$$

Finalement, des valeurs de v_i et v_h , nous déduisons les autres paramètres de la loi de Koschmieder en utilisant L_i et $\frac{dL}{dv}|_{v=v_i}$, respectivement les valeurs de la fonction L et de sa dérivée en $v = v_i$:

$$L_0 = L_i - \frac{(v_i - v_h)^2}{k\lambda e^{-kd_i}} \frac{dL}{dv} \Big|_{v=v_i} (1 - e^{-kd_i}) \quad (2.16)$$

$$L_f = L_i + \frac{(v_i - v_h)^2}{k\lambda} \frac{dL}{dv} \Big|_{v=v_i} \quad (2.17)$$

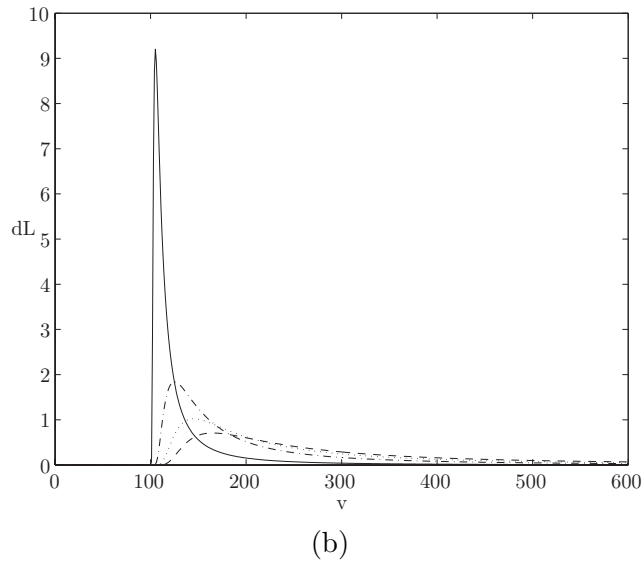
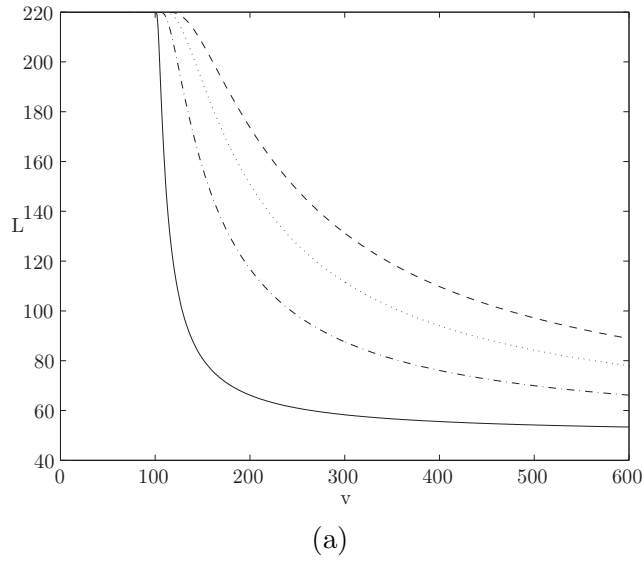


FIG. 2.6 – Différentes courbes représentatives de (a) la loi de Koschmieder et (b) de sa dérivée (niveau de gris en fonction numéro de ligne de l'image). Les paramètres utilisés sont $\lambda = 1000$, $v_h = 100$, $L_0 = 50$, $L_f = 220$, $k = 0,01$ (—), $k = 0,05$ (---), $k = 0,09$ (···), $k = 0,13$ (- · -). Le point d'inflexion, sur la dérivée, pour une densité de brouillard donnée, est clairement mis en évidence.

2.2.2 Mise en œuvre pratique de la méthodologie

Comme nous venons de le montrer dans le paragraphe 2.2.1, pour estimer la distance de visibilité météorologique, nous avons besoin de mesurer la position verticale de deux objets dans l'image de la route : le point d'inflexion et la ligne d'horizon. Dans ce paragraphe, nous abordons ces deux problèmes de manière pratique par analyse d'images. Ainsi, deux algorithmes indépendants sont présentés pour les résoudre. L'estimation du point d'inflexion est très détaillée. L'estimation de la ligne d'horizon est rapidement abordée, car de nombreuses solutions existent dans la littérature.

Tout d'abord, pour estimer la position du point d'inflexion, le problème est de savoir sur quel objet mesurer la variation de luminance. Dans notre contexte, l'objet le plus adéquat est la route. En effet, c'est un objet sombre, toujours présent dans la scène et c'est un lieu de contact avec le ciel. C'est également un objet suffisamment étendu pour y percevoir une variation spatiale de luminance.

Pour être cohérent avec le modèle de Koschmieder qui suppose une luminance intrinsèque L_0 , nous supposons que la route est homogène et que sa luminance n'est affectée que par le phénomène de voile atmosphérique. Par conséquent, l'algorithme présenté dans les paragraphes suivants, recherche dans l'image une surface présentant une variation continue et faible du niveau de gris lorsqu'on se déplace de ligne en ligne. Puisque la route finit par se confondre avec le brouillard, cette surface inclut également le ciel, de luminance L_f à l'infini.

Discontinuités de luminance

Dans un premier temps, nous extrayons les contours de l'image de façon à mettre en évidence les ruptures importantes de contraste que constituent les bords de voies, les véhicules suivis ou croisés, les arbres... Ceci est réalisé par un filtre de Canny-Deriche [Deriche, 1987]. Nous notons E l'ensemble de ces contours.

Pour sélectionner les contours, nous utilisons un seuillage par hystérésis (cf. figure. 2.7). Nous notons t_H and t_L les seuils haut et bas de celui-ci. t_L et t_H sont fixés à des valeurs relativement élevées pour éviter la prise en compte de bruit dans la détection des contours et pour éviter d'obtenir une rupture au niveau de la ligne d'horizon. En fait, t_L et t_H ne peuvent pas être constants car leur valeur dépend directement du niveau de visibilité dans l'image. Par chance, la détection des contours est faiblement sensible aux valeurs de seuil comme le montre la figure 2.8.

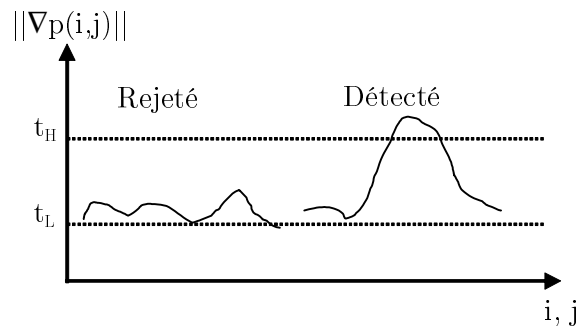


FIG. 2.7 – Principe du seuillage par Hystérésis : les points (i, j) sont marqués par deux seuils. Le seuil bas t_L génère les points "candidats" mais est très sensible au bruit. Le seuil haut t_H est une bonne indication de l'existence d'un contour.



FIG. 2.8 – Sensibilité du filtre de Canny-Deriche aux valeurs de seuils. (a) Image originale (b) $t_L = 12$ et $t_H = 30$ (c) $t_L = 12$ et $t_H = 25$ (d) $t_L = 12$ et $t_H = 20$ (e) $t_L = 9$ et $t_H = 20$ (f) $t_L = 6$ et $t_H = 20$.

Principe de la croissance de région

Par la suite, nous effectuons une croissance de région. Dans ce paragraphe, nous définissons son objectif, ses germes ainsi que ses paramètres fondamentaux.

L'objectif de l'algorithme est de trouver une région dans l'image présentant une variation minimale de niveau de gris de ligne en ligne quand on la traverse de bas en haut, de façon à être compatible avec la loi de Koschmieder. Dans cette perspective, on choisit les germes de la croissance de région comme étant les pixels d'une ligne du bas de l'image dont le niveau de gris est proche du niveau de gris médian de cette ligne. En effet, compte tenu de la position et des caractéristiques optiques de la caméra, la majorité des pixels de cette ligne représente le revêtement routier. Ainsi, seuls les pixels de la route sont pris en compte, comme sur la figure 2.12a, évitant par exemple de faire croître certains germes sur un marquage routier. De même, seuls les trois pixels au-dessus du pixel courant (figure 2.9) peuvent être agrégés à la région R . Cette technique nous permet de contourner les objets ne faisant pas partie de la région d'intérêt.



FIG. 2.9 – Principe de la croissance de région. Seuls les pixels gris clair peuvent être agrégés au pixel gris foncé. Les autres pixels du voisinage sont ignorés.

Il reste à définir le seuil de gradient à considérer pour passer d'une ligne à l'autre de l'image. Du paragraphe 2.2, on peut déduire le gradient vertical maximal G_{max} qui existe entre deux lignes successives de l'image. D'un point de vue théorique, s'il n'y a pas de diffusion atmosphérique, G_{max} est égal à $L_f - L_0$ au niveau du point d'inflexion. Malheureusement, cette valeur est trop peu contraignante pour la croissance de région. Ainsi, nous avons choisi de limiter la valeur de

G_{max} à t_L . En choisissant un tel seuil, on limite le saut admissible de gradient entre deux lignes successives à une valeur inférieure à celle définie par la loi de Koschmieder. La croissance de région est donc compatible avec la loi de Koschmieder, mais en procédant ainsi, les brouillards qui correspondent à une distance de visibilité supérieure à 400 m ne sont pas détectables. Ce n'est, en fait, pas un problème pour les applications visées pour deux raisons :

- A de telles portées l'estimation de la distance est de toute manière très peu précise (voir paragraphe 2.1.3).
- La densité du brouillard est tellement faible qu'il n'est pas perturbant pour le conducteur et les instruments de mesure.

Toujours afin de privilégier le mouvement vertical lors de la croissance, nous avons choisi de prendre des seuils plus contraignants dans les directions obliques que dans la direction verticale. Nous introduisons donc les notations G_{max}^i où $i \in \{-1, 0, 1\}$ (cf. figure 2.11), avec les contraintes suivantes :

$$G_{max}^{-1} = G_{max}^1 < G_{max}^0 \leq t_L \quad (2.18)$$

Des valeurs usuelles de ces différents seuils sont de l'ordre de 4 à 8.

Conditions d'agrégation d'un pixel à la région cible

Dans ce paragraphe, nous allons définir les quatre conditions d'agrégation d'un pixel $P(i, j)$ à la région d'intérêt R . Elles sont présentées dans leur ordre d'exécution qui est aussi celui d'un temps de calcul croissant. Ceci permet d'éviter de tester les conditions les plus gourmandes en temps de calcul si les premières sont rejetées.

Le pixel $P(i, j)$ est agrégé à la région R en construction si quatre conditions sont remplies :

- Première condition, le pixel n'appartient pas à la région R .

$$P(i, j) \notin R \quad (2.19)$$

- Deuxième condition, le pixel ne fait pas partie d'un contour détecté par le filtre de Canny-Deriche.

$$P(i, j) \notin E \quad (2.20)$$

- Troisième condition, le pixel a une certaine similarité avec le germe P_g . La similarité est évaluée en calculant la différence (2.21) de niveau de gris entre le pixel étudié et le pixel P_g .

$$P(i, j) - P_g \leq \rho n_r \min_{k \in \{-1, 0, 1\}} G_{max}^k \quad (2.21)$$

où $\rho < 1$ et n_r désigne le nombre de lignes entre $P(i, j)$ et P_g . Cette condition constitue un garde-fou sur la croissance de région évitant d'agréger des pixels trop différents du germe pour la ligne considérée. Sans cette condition, si l'on considère une tolérance de gradient vertical égale à huit, des pixels noir et blanc pourraient être agrégés en moins de 32 itérations.

- Quatrième condition, le pixel est similaire au pixel situé en dessous. Dans ce cas, la similarité est évaluée en utilisant un filtre inspiré de Nagao [Nagao et Matsuyama, 1979]. Ce filtre calcule

la moyenne et la dispersion pour neuf masques différents. Il a pour résultat la moyenne du masque possédant la plus petite dispersion. Dans notre cas, le résultat est le médian (2.24) du masque possédant l'étendue en niveaux de gris (2.22) la plus petite (2.23), de façon à être plus robuste au bruit et plus rapide en temps de calcul. Nous avons également choisi de régulariser la forme des masques en employant des masques carrés [Demigny *et al.*, 1993]. Cela nous permet de réutiliser les calculs précédents, quand la croissance passe à la ligne suivante, ce qui n'était pas possible avec les masques originaux de Nagao.

D_k désigne l'un des neuf voisinages de la figure 2.10. L'étendue d'un masque est définie comme la différence de niveau de gris entre le pixel le plus clair et le plus foncé.

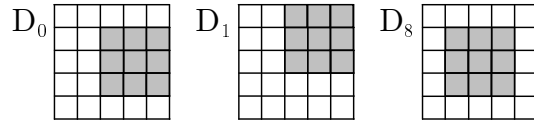


FIG. 2.10 – Voisinages du filtre de Nagao modifié. D_2, D_4, D_6 sont déduits de D_0 par rotation de 90° . D_3, D_5, D_7 sont déduits de D_1 de la même façon.

$$\text{ext}(D_k) = \max_{(m,n) \in D_k} P(m,n) - \min_{(m,n) \in D_k} P(m,n) \quad (2.22)$$

Nous notons $\widetilde{D}_k$ le masque possédant la plus petite étendue.

$$\text{ext}(\widetilde{D}_k) = \min_{k \in \{0,8\}} \text{ext}(D_k) \quad (2.23)$$

Enfin, nous pouvons calculer $\tilde{P}(i,j)$, le niveau de gris médian du masque $\widetilde{D}_k$.

$$\tilde{P}(i,j) = \text{median}\{P \in \widetilde{D}_k(P(i,j))\} \quad (2.24)$$

Avec ces différentes notations, la quatrième condition, schématisée sur la figure 2.11, s'exprime de la façon suivante :

$$\exists \hat{i} \in \{i-1, i, i+1\} / \tilde{P}(i,j) - \tilde{P}(\hat{i}, j-1) < G_{max}^{i-\hat{i}} \quad (2.25)$$

A cause des seuils choisis pour le filtre de Canny-Deriche, la quatrième condition implique la deuxième. Toutefois, cette dernière est plus rapide à tester et permet donc de réduire le nombre de pixels candidats aux troisième et quatrième conditions.

La figure 2.12 présente différents résultats de croissance de région pour différentes valeurs de G_{max} . Si cela est possible, la croissance de région continue jusqu'à ce que le haut de l'image soit atteint. Ainsi, bien que nous ne recherchions pas explicitement la route et le ciel, il se trouve que la région détectée par cet algorithme est une partie de la route et du ciel.

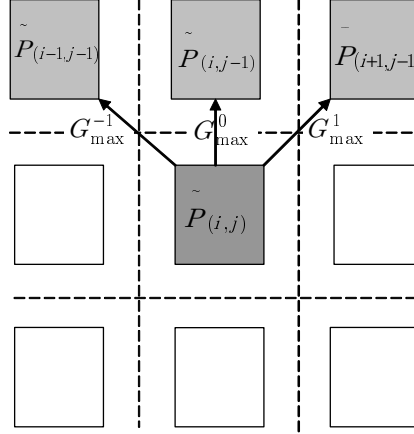


FIG. 2.11 – Schéma représentatif de la quatrième condition d'agrégation à la région d'intérêt d'un pixel $P(i, j)$ dans son 8-voisinage.

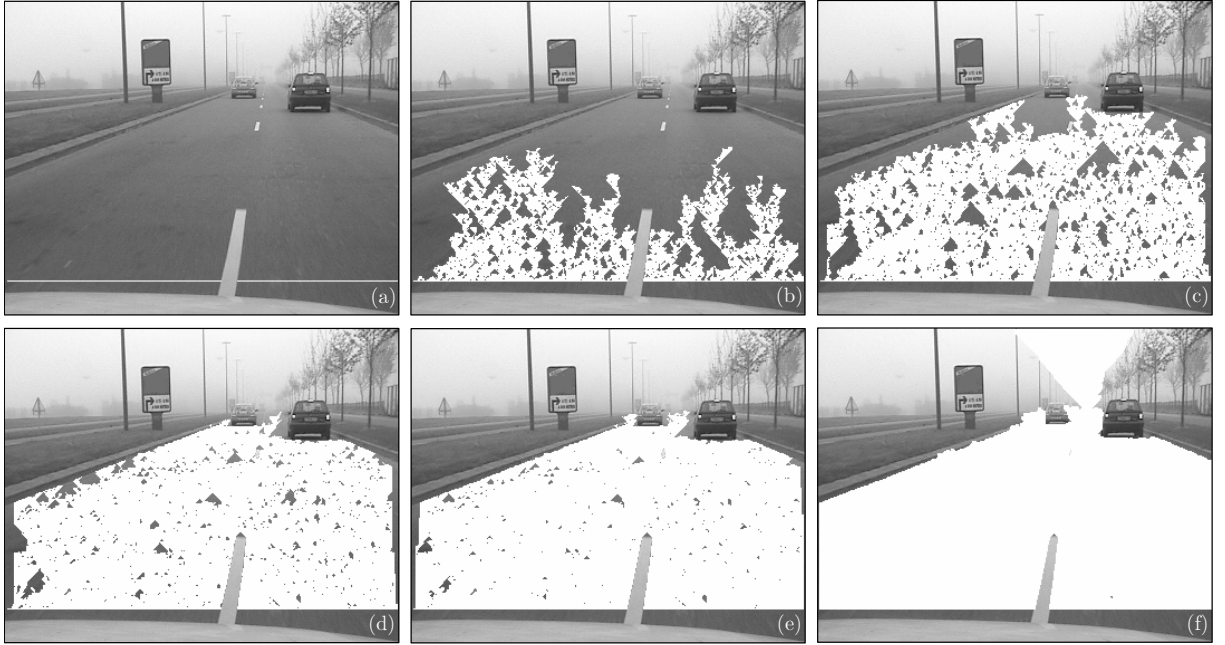


FIG. 2.12 – Différents résultats de la croissance de région en fonction des valeurs du jeu de paramètres $\{G_{max}^{-1}, G_{max}^0, G_{max}^1\}$. (a) germes de la croissance, (b) $\{1 \ 1 \ 1\}$, (c) $\{1 \ 2 \ 1\}$, (d) $\{2 \ 3 \ 2\}$, (e) $\{3 \ 5 \ 3\}$, (f) $\{5 \ 8 \ 5\}$.

Construction d'une bande de mesure

Une fois la croissance de région réalisée, il y a deux possibilités :

- Si la région R ne traverse pas l'image de bas en haut, l'algorithme ne peut mesurer convenablement la variation de luminance. Dans ce cas, il ne retourne pas de valeur et l'indique. Cela peut être dû à un obstacle devant la caméra, un grand panneau routier, une rupture de luminance trop grande au niveau de l'horizon ou encore un pont enjambant la route...

- Si la région R traverse l'image de bas en haut, la mesure de variation de luminance et le calcul des paramètres de la loi de Koschmieder sont possibles. Cependant, pour s'assurer de ne pas prendre de mesures sur des objets peu contrastés situés sur le bord de la région d'intérêt, nous ne mesurons pas la variation de luminance sur la totalité de la surface de R .

Nous mesurons la variation de luminance sur une bande verticale B de largeur au plus l . De manière qualitative, nous recherchons le meilleur chemin vertical pour traverser la région R de bas en haut. Celui-ci est l'ensemble des pixels définis par l'équation (2.27).

Tout d'abord, donnons la définition 2.26 d'un segment horizontal $S_j[i_1, i_2]$ appartenant à R :

$$S_j[i_1, i_2] = \{P(i, j) | \forall i, i_1 \leq i < i_2, P(i, j) \in R\} \quad (2.26)$$

Pour chaque ligne j de R , nous calculons le centre i_j du plus long segment horizontal appartenant à R (2.27).

$$i_j = (i | \text{card} S_{ij}^+ = \text{card} S_{ij}^-) \quad (2.27)$$

où les segments S_{ij}^- et S_{ij}^+ sont définis par les équations (2.28) et (2.29).

$$\text{card } S_{ij}^- = \max_{i - \frac{l}{2} \leq i_1 < i} \text{card } S_j[i_1, i] \quad (2.28)$$

$$\text{card } S_{ij}^+ = \max_{i < i_2 \leq i + \frac{l}{2}} \text{card } S_j[i, i_2] \quad (2.29)$$

L'ensemble des pixels $P(i_j, j)$ constitue l'axe central de B . Finalement cette dernière est obtenue en suivant le modèle de l'équation (2.30). Ce processus de recherche de la bande de mesure est schématisé sur la figure 2.13.

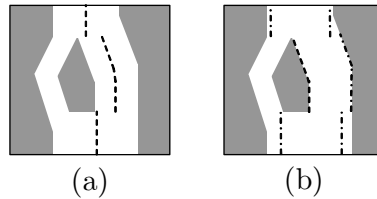


FIG. 2.13 – Exemple schématique de traitement de la région d'intérêt représentée en blanc. (a) Calcul de l'axe de la bande de mesure représenté en pointillés (b) Position déduite des bords de la bande de mesure représentée par les pointillés.

$$B = \{S_{i_j, j}^+, j = n_1, \dots, n_2\} \cup \{S_{i_j, j}^-, j = n_1, \dots, n_2\} \quad (2.30)$$

où n_1 et n_2 sont les numéros de ligne du bas et du haut de R .

Détermination de la courbe de luminance

Une fois la bande de mesure déployée, on calcule la luminance médiane L_j de chaque ligne de la bande de mesure, ce qui permet d'obtenir L , la fonction représentant la variation verticale de luminance sur la région d'intérêt R .

$$L_j = \text{median}\{P(i, j) \in B\} \quad (2.31)$$

Malgré toutes les précautions prises précédemment et compte tenu également de la quantification des niveaux de gris, L est nécessairement bruitée. De ce fait, elle possède des points d'inflexion locaux. Nous effectuons donc un lissage gaussien de L de façon à ce qu'elle soit strictement décroissante afin de ne détecter qu'un seul point d'inflexion. Puis, nous calculons la dérivée de L . La figure 2.15 montre des exemples de courbes obtenues.

Cependant, il peut arriver que la courbe soit très bruitée et qu'il faille lisser plus fortement la courbe pour que celle-ci soit décroissante. Cela a des conséquences sur la position du point d'inflexion qui a tendance à se déplacer, ce qui fausse la mesure. Ce problème est illustré et une solution est proposée en annexe A.

Finalement, la recherche du maximum de la courbe dérivée permet d'obtenir la position du point d'inflexion global v_i .

Position de la ligne d'horizon

La position du point d'inflexion étant connue, pour estimer la distance de visibilité météorologique, il nous reste à mesurer la position verticale de la ligne d'horizon. Dans une première approche, celle-ci peut s'obtenir en réalisant l'intersection des lignes de fuite de l'image (marquages routiers, trottoirs,...) comme sur la figure 2.14. Une telle implantation est proposée dans [Tarel *et al.*, 1999] et est détaillée un peu plus dans le chapitre 4. Cependant, de telles techniques sont généralement peu précises. Selon la technique exploitée, l'erreur commise sur la mesure de visibilité peut être moins grande avec une ligne d'horizon fixe, obtenue par calibrage préalable, qu'avec une mesure de la ligne d'horizon instable, ce que nous verrons dans le paragraphe 2.2.4.

Pour nos essais, nous avons généralement utilisé une ligne d'horizon fixe pour les évaluations qualitatives et la méthode de Jean-Philippe Tarel pour les évaluations quantitatives. Par ailleurs, à bord du véhicule expérimental, nous avons également employé la stéréovision pour estimer la position de la ligne d'horizon.

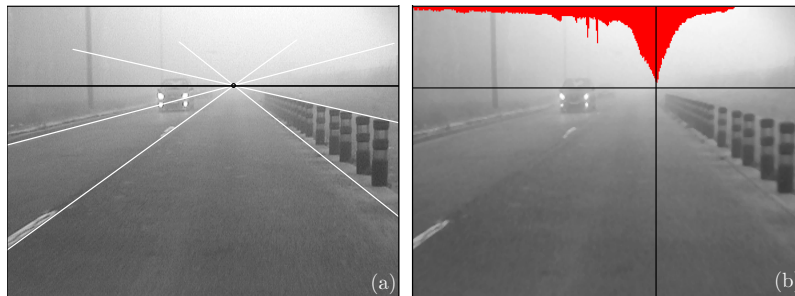


FIG. 2.14 – L'intersection des lignes de fuite de l'image donne une estimation de la position de la ligne d'horizon. (a) Ligne d'horizon estimée manuellement. (b) Approche automatique proposée par Tarel [Tarel *et al.*, 1999].

Estimation de la distance de visibilité

Possédant les positions du point d'inflexion et de la ligne d'horizon, nous déduisons la valeur du coefficient d'extinction k et par là-même, de la distance de visibilité météorologique, d'après les équations (2.13) et (2.14).

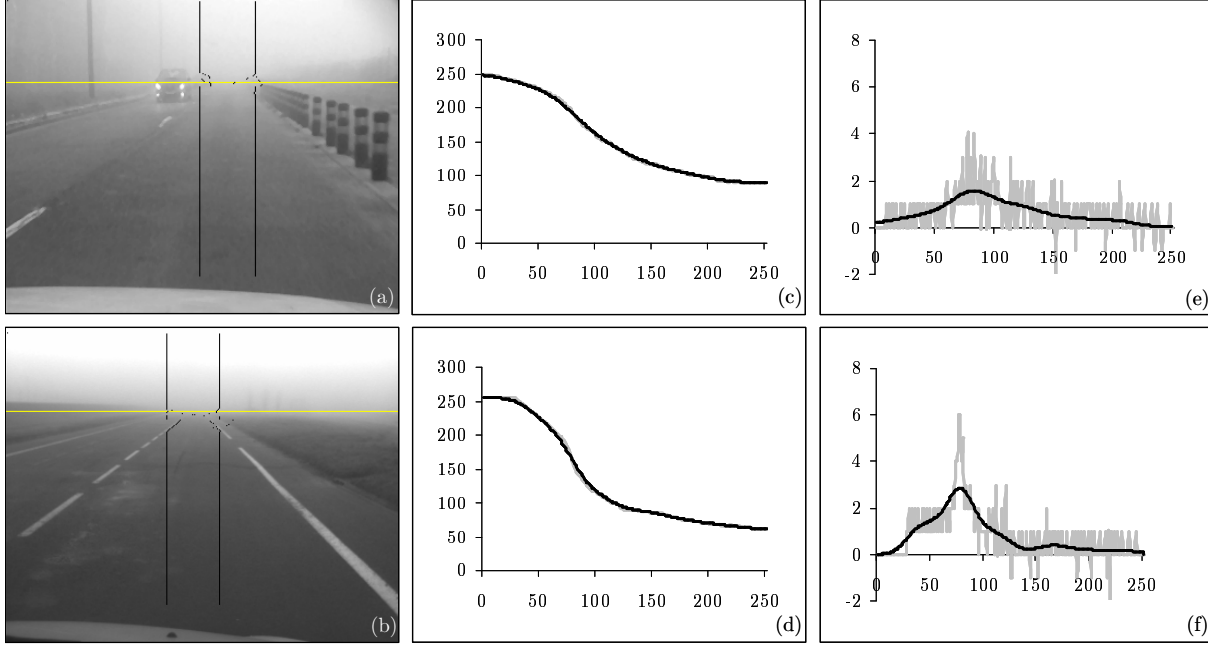


FIG. 2.15 – Exemples de calcul de la bande de mesure (lignes noires) et de la distance de visibilité (ligne horizontale) par temps de brouillard, (a) peu dense et (b) dense. Les autres figures constituent les courbes représentatives de la mesure de la variation verticale de luminance dans l'image par temps de brouillard (c) peu dense et (d) dense ainsi que (e)(f) les dérivées de ces courbes. Gris : sans lissage. Noir : avec lissage.

2.2.3 Indice de confiance sur la mesure

Nous venons de décrire une méthode pour estimer la distance de visibilité météorologique. Elle repose sur la mesure d'une courbe de variation de la luminance des pixels appartenant à la surface de route qui finissent par se confondre avec le ciel. Selon la nature des scènes traitées, cette mesure peut être plus ou moins bonne, à cause notamment du revêtement routier qui peut être hétérogène. Nous proposons de construire dans ce paragraphe un indice permettant de quantifier la confiance que l'on peut avoir dans la mesure réalisée.

Étant donné que l'on possède un modèle mathématique de la courbe de luminance L , la confiance que nous pouvons donner sur la mesure est liée à l'écart entre le modèle théorique et la mesure que l'on en fait. De manière qualitative, plus la courbe L est bruitée, moins la mesure peut être considérée comme fiable. Il reste à quantifier cette erreur.

Comme la courbe théorique est décroissante, nous proposons de calculer l'erreur E entre la dérivée de la courbe de luminance brute et la dérivée de la courbe de luminance lissée jusqu'à être décroissante, que l'on note $\bar{L}$. Cette erreur peut s'exprimer comme :

$$E = \sum_i \left| \frac{dL}{dv}(i) - \frac{d\bar{L}}{dv}(i) \right| \quad (2.32)$$

Le gradient maximum autorisé entre deux lignes successives est égal à $\max_{k \in \{-1,0,1\}} G_{max}^k = nG_{max}^0$, d'après l'équation 2.18. L'erreur maximale E_{max} qui peut être commise sur le calcul de la dérivée est donc égale à :

$$E_{max} = n \max_{k \in \{-1,0,1\}} G_{max}^k = nG_{max}^0 \quad (2.33)$$

où n désigne le nombre de lignes de la bande de mesure.

La confiance normalisée $\mathcal{C}$ que nous obtenons s'exprime alors simplement par :

$$\mathcal{C} = \frac{E_{max} - E}{E_{max}} \quad (2.34)$$

Pour justifier notre indice de confiance, il nous faut établir une corrélation entre l'erreur de mesure commise par la méthode et la valeur de confiance associée obtenue par l'équation 2.34. Pour cela, nous avons considéré une image binaire, à laquelle nous avons ajouté un bruit gaussien sur la partie noire, puis du brouillard à l'aide du modèle de Koschmieder. Ce bruit modélise la texture de la route qui perturbe la mesure correcte de la luminance L . Le fait d'ajouter le brouillard après le bruit rend le bruit plus présent en bas de l'image. Nous avons fait varier l'écart-type σ du bruit de 1 à 10, considéré différentes distances de visibilité météorologiques et mesuré l'erreur commise.

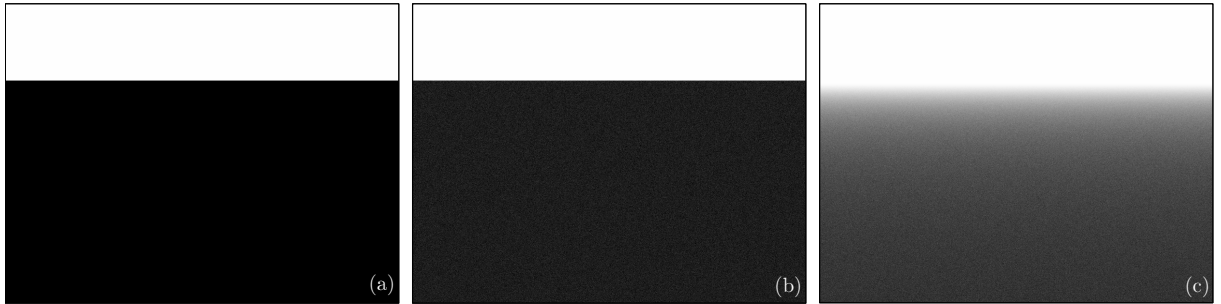


FIG. 2.16 – Exemple d'image utilisée pour démontrer la pertinence de notre indicateur de confiance. (a) Image binaire originale ; (b) Image bruitée ($\sigma = 10$) ; (c) Brouillard ajouté ($V_{met} = 100m$) à l'image bruitée.

Les résultats obtenus sont représentés sur les graphiques de la figure 2.17. En moyenne, le coefficient de corrélation est proche de 0,9, ce qui tendrait à prouver la pertinence de notre indicateur de confiance. Cependant, la modélisation adoptée, en particulier le type de bruit utilisé, sont sujets à caution. Ne disposant pas d'un modèle de bruit de la texture de la route en fonction de la visibilité, nous avons utilisé le plus classique d'entre eux.

Possédant un indicateur de confiance, nous pourrions dans l'avenir le mettre à profit pour filtrer temporellement les mesures aberrantes à l'aide, par exemple, d'un filtre. Le réglage de ses paramètres devrait se faire en tenant compte de deux paramètres, le temps de réponse du capteur et le temps moyen d'apparition et de disparition de l'événement brouillard.

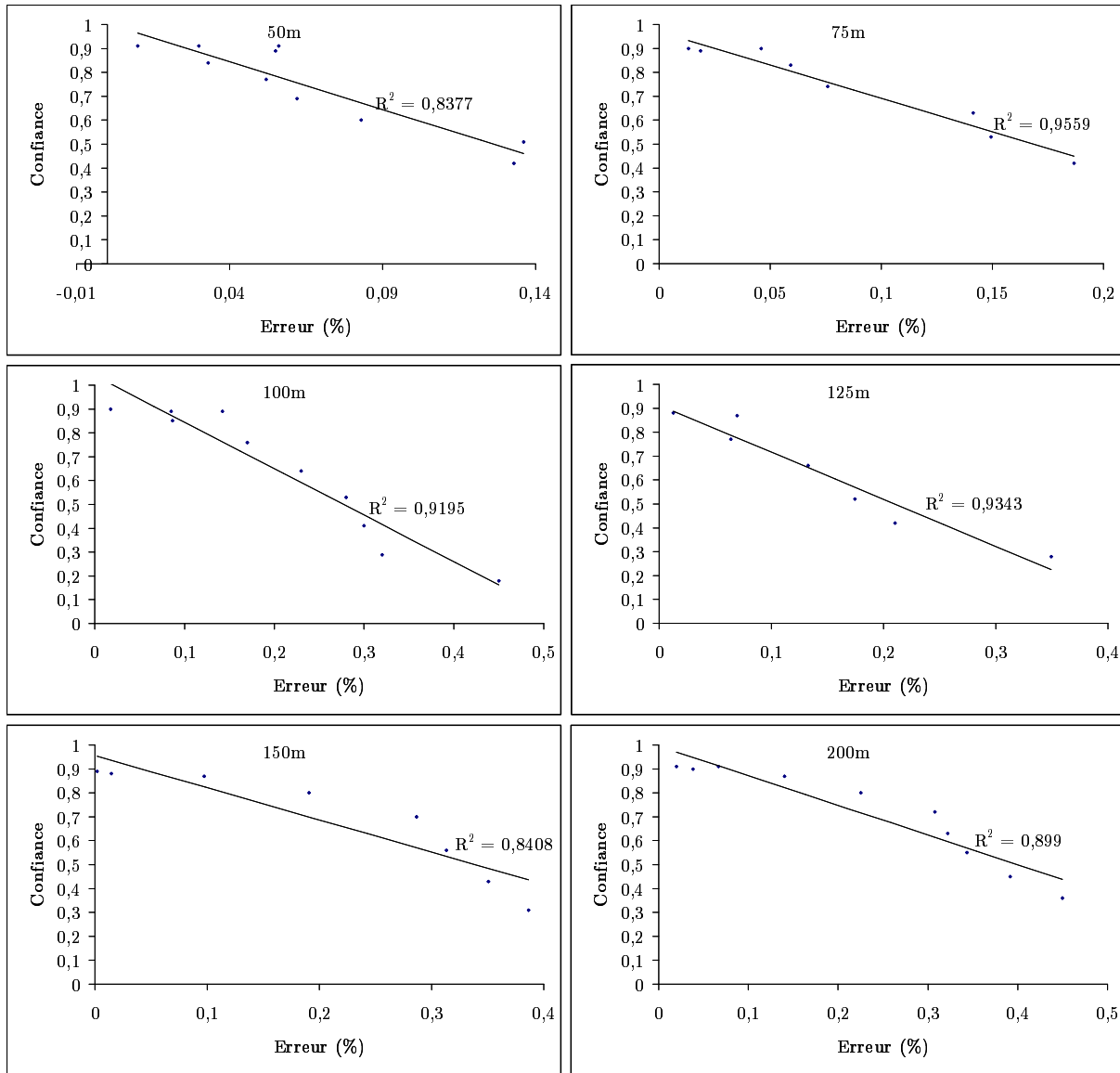


FIG. 2.17 – Graphiques représentant l'indicateur de confiance en fonction de l'erreur de mesure pour différentes distances de visibilité. La droite de corrélation ainsi que son coefficient de détermination sont donnés.

2.2.4 Sensibilité de la méthode

Étant parvenus à mesurer la distance de visibilité météorologique et à donner un indicateur pertinent sur la fiabilité de la mesure réalisée vis-à-vis de l'hypothèse d'homogénéité de la route, nous proposons de conclure le paragraphe par une rapide analyse de sensibilité de la méthode à une erreur de mesure.

La mesure n'est conforme à la réalité que si les positions du point d'inflexion et de la ligne d'horizon sont correctes. Examinons les conséquences d'une erreur d'estimation de l'un ou de l'autre des paramètres. D'après l'équation 2.14, la distance de visibilité météorologique est inversement proportionnelle à la différence entre la position du point d'inflexion et la position de la ligne d'horizon. Notons δ l'erreur commise sur cette différence exprimée en nombre de pixels.

L'erreur d'estimation $\tilde{E}$ entre la visibilité mesurée $\tilde{V}_{met}$ et la visibilité réelle V_{met} s'exprime de la façon suivante en fonction de δ :

$$\begin{aligned}\tilde{E} &= V_{met} - \tilde{V}_{met} \\ &= V_{met} - \frac{3\lambda}{2} \frac{1}{v_i - v_h + \delta} \\ &= V_{met} \left(1 - \frac{1}{1 + \frac{2\delta V_{met}}{3\lambda}} \right)\end{aligned}\tag{2.35}$$

Les courbes de la figure 2.18 donnent l'erreur commise pour des erreurs négatives ou positives de 1 à 4 pixels. Il en ressort que sous-estimer la différence des positions est beaucoup plus pénalisant que la sur-estimer. Pour avoir une mesure stable, on préférera donc sous-estimer la position de la ligne d'horizon.

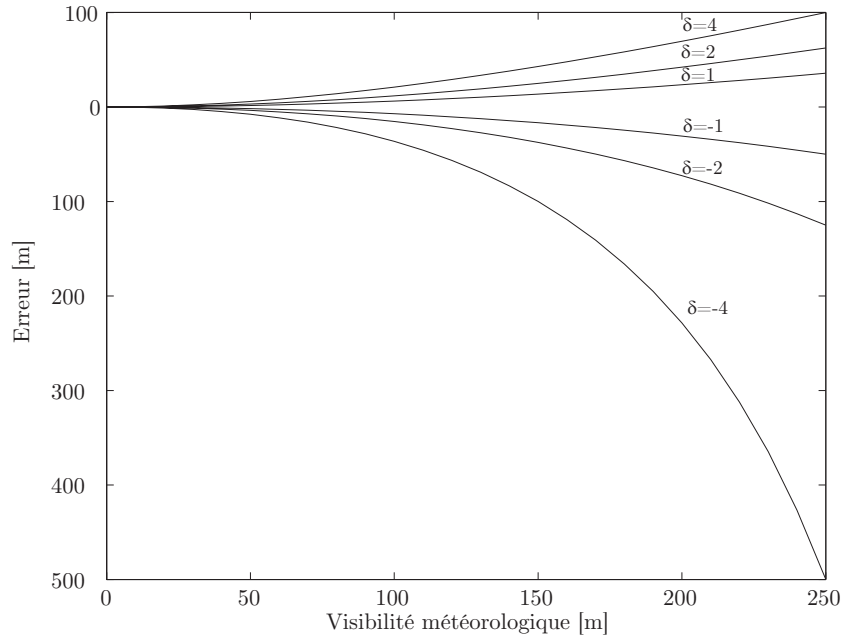


FIG. 2.18 – Sensibilité de la méthode à une erreur δ de position du point d'inflexion ou de la ligne d'horizon. Paramètre utilisé : $\lambda = 1000$.

2.2.5 Bilan partiel

Dans ce paragraphe, nous avons mis en évidence l'existence d'un point d'inflexion sur la courbe représentative de la loi de Koschmieder, puis nous avons construit une méthodologie permettant de détecter ce point d'inflexion à l'aide d'un algorithme de croissance de région. Ceci nous a ensuite permis de détecter la présence de brouillard et d'en estimer la densité. Puis, nous avons construit un indicateur de confiance et démontré sa pertinence. Enfin, la sensibilité de la méthode à des erreurs de mesure a été abordée.

2.3 Extension de la méthode

Ce paragraphe montre comment la méthode développée dans le paragraphe précédent permet de se ramener facilement à la méthode développée par Pomerleau [Pomerleau, 1997], permettant ainsi aux deux méthodes de combler certaines de leurs lacunes respectives.

2.3.1 Mise en défaut de la méthode précédente

Pour fonctionner, la méthode précédente nécessite un continuum de route et de ciel dans l'image. En cas de brouillard relativement peu dense, la présence d'un panneau à messages variables, d'un pont, d'arbres ou d'un véhicule masquant l'infrastructure sont autant de situations où la méthode n'est guère applicable. En effet, la croissance de région est incapable de traverser l'image de bas en haut. La figure 2.19 illustre ces propos.



FIG. 2.19 — Exemples de situations où la méthode par instantiation du modèle de Koschmieder est mise en défaut car la croissance de région ne parvient pas à traverser l'image de bas en haut.

2.3.2 Approche additionnelle

Pour limiter le problème, quand cela est possible, nous proposons d'ajouter une mesure de l'atténuation du contraste entre la route et les marquages à différentes distances devant le véhicule, à l'image de Pomerleau [Pomerleau, 1997]. Cependant, dans notre méthode, au lieu de détecter les marquages directement, nous préférons utiliser les résultats de la croissance de région précédente. Pour cela, nous supposons que les marquages sont sur les bords de la région R et recherchons les pixels dont l'intensité est supérieure à la l'intensité médiane L_m de la ligne considérée de R .

Des exemples de détection de marquages sont présentés sur la figure 2.20. Puis, sur chaque ligne, on mesure la luminance médiane L_M des pixels « marquages ». En fait, cette méthode est applicable par toutes conditions météorologiques. Cependant, par beau temps, les ombres

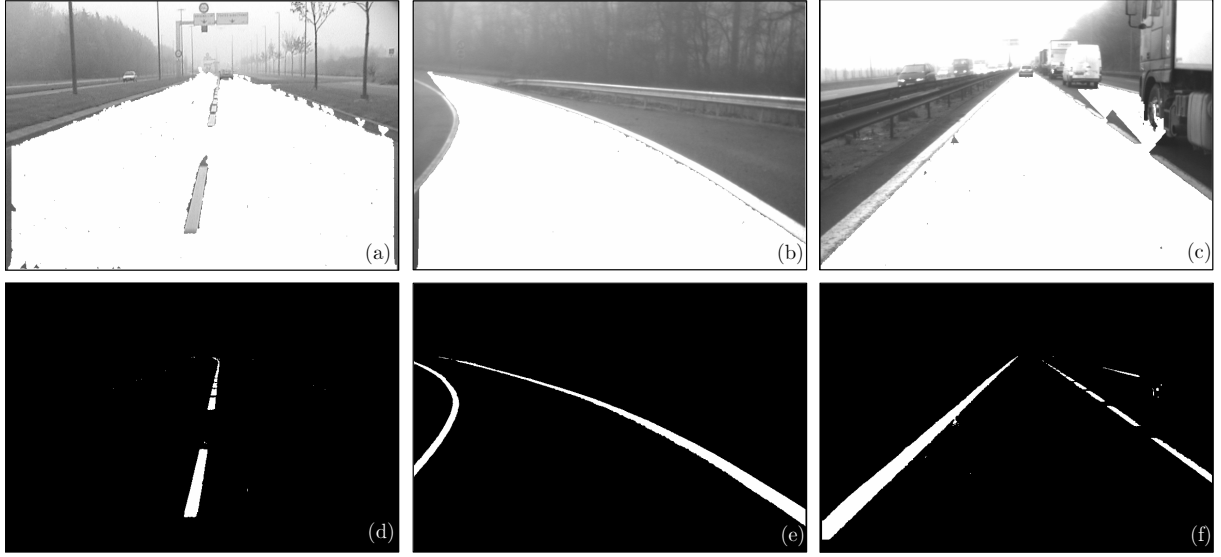


FIG. 2.20 – Exemples de détection de marquages routiers en utilisant la croissance de région. (a)(b)(c) Portions R de route et de ciel détectées par l'algorithme de croissance de région; (d)(e)(f) Pixels détectés sur le bord de la région ayant une intensité supérieure à l'intensité médiane de R . Les pixels « marquage » sont contenus dans cet ensemble.

empêchent la méthode de fonctionner correctement. Inversement, par temps de brouillard, il n'y a pas d'ombres.

Par ailleurs, contrairement à Pomerleau qui estime un coefficient d'atténuation par mètre, nous préférons estimer la visibilité météorologique de façon à être cohérent entre les deux approches. Grâce à la loi de Koschmieder, nous connaissons les variations théoriques de L_m (intensité de la route) et L_M (intensité des marquages) en fonction de la distance à la caméra.

En prenant deux distances d_1 et d_2 , le coefficient d'extinction du brouillard k peut s'exprimer sous la forme suivante :

$$k = \frac{1}{d_2 - d_1} \ln \left(\frac{L_{M1} - L_{m1}}{L_{M2} - L_{m2}} \right) \quad (2.36)$$

D'après l'équation (1.5), nous déduisons l'expression de la distance de visibilité météorologique :

$$V_{met} = 3 \frac{d_2 - d_1}{\ln \left(\frac{L_{M1} - L_{m1}}{L_{M2} - L_{m2}} \right)} \quad (2.37)$$

Les deux méthodes sont complémentaires. Alors que la première ne nécessite pas la présence de marquages routiers, la seconde ne nécessite pas la présence du ciel pour fonctionner. Ainsi, il est possible de tirer avantage des deux méthodes pour en faire une meilleure. En les combinant, par temps de brouillard, la méthode résultante est capable de détecter la présence de brouillard et d'estimer la visibilité météorologique dans de nombreuses situations. Seule la situation où le ciel n'est pas présent dans l'image et où il n'y a pas de marquages ne peut être traitée.

2.4 Application à la restauration du contraste

Au-delà de la détection du brouillard diurne et de l'estimation de la distance de visibilité, les informations obtenues permettent de traiter d'autres types d'applications telles que la restauration du contraste.

2.4.1 État de l'art

Comme il a été vu dans le premier chapitre, les effets de l'atmosphère sont exponentiels par rapport à la distance d'observation. Par conséquent, les méthodes classiques de restauration d'images, spatialement invariantes, ne peuvent pas atténuer correctement les effets de l'atmosphère dans les images.

La restauration du contraste par conditions météorologiques dégradées est une discipline très abordée ces dernières années en vision artificielle. Cependant, la plupart des méthodes existantes ont des contraintes fortes, qui les empêchent notamment d'être embarquées à bord d'un véhicule. Certaines techniques requièrent une connaissance a priori de la scène pour fonctionner [Oakley et Satherley, 1998]. D'autres nécessitent du matériel dédié (visibilimètre) pour estimer les conditions météorologiques.

Des techniques ne se fondent que sur les images acquises et exploitent la diffusion atmosphérique pour calculer la géométrie de la scène [Narasimhan et Nayar, 2003a]. Cependant, elles nécessitent que les conditions météorologiques changent entre deux acquisitions. Des filtres polarisants peuvent également être utilisés [Schechner *et al.*, 2001] pour réduire l'effet du brouillard dans la scène. Mais là aussi, deux prises de vues avec un filtre différent sont nécessaires. Cela empêche donc ces méthodes, fournissant pourtant des résultats impressionnants, de fonctionner sur un véhicule.

Certaines techniques font l'hypothèse d'un monde plan comme [Narashiman et Nayar, 2003]. Cependant, l'utilisateur doit spécifier de manière interactive un lieu pour le ciel, pour le point de fuite et donner une approximation de la distribution des distances. Dans [Oakley *et al.*, 1996], les auteurs calculent le coefficient d'extinction du brouillard et supposent un monde plan vu par une caméra dirigée vers l'avant embarquée à bord d'un avion. Cependant pour cela, ils approchent la distribution de radiances dans la scène par une simple gaussienne dont la variance est connue.

2.4.2 Approche proposée

Notre mesure de la visibilité météorologique permet de réaliser une telle technique à l'aide d'une seule image et sans autre hypothèse que celle d'un monde plan. Comme nous l'avons vu, l'instantiation du modèle de Koschmieder nous permet, à l'aide d'une seule caméra, d'estimer le coefficient d'extinction du brouillard k ainsi que la luminance du ciel L_f .

$$k = \frac{2(v_i - v_h)}{\lambda} \quad (2.38)$$

$$L_f = L_i + \frac{v_i - v_h}{2} \frac{dL}{dv} \Big|_{v=v_i} \quad (2.39)$$

Ces deux variables définissent le brouillard présent dans la scène routière et sont indépendantes du point considéré. Si l'on prend un point appartenant à la surface de la route, ce point

obéit à la loi de Koschmieder et nous connaissons la distance à laquelle il est situé par hypothèse monde plan. D'après l'équation (1.5), il nous est donc possible de calculer sa luminance intrinsèque L_0 qui s'exprime alors ainsi :

$$L_0 = Le^{kd} + L_f(1 - e^{kd}) \quad (2.40)$$

avec $kd = 2\frac{v_i - v_h}{v - v_h}$, d'après les équations (2.7) et (2.13).

En répétant la procédure pour tous les points de l'image, L_0 étant indépendant des conditions météorologiques, nous restaurons le contraste des points visibles appartenant à la surface de la route, comme le montrent les exemples des figures 2.21 et 2.22. Une telle application peut être utilisée comme aide à la conduite dans le brouillard, à l'image de ce qui est fait pour la nuit en infrarouge. Elle peut aussi servir de prétraitement d'image à destination d'un détecteur d'obstacles routiers (cf. figure 2.21) ou de marquages (cf. figure 2.22).

Pour évaluer le résultat, les contrastes locaux supérieurs à 5 % sont calculés avant et après application de l'algorithme. L'algorithme de calcul du contraste est présenté dans le chapitre suivant.



FIG. 2.21 – Restauration de contraste sur une image capturée par temps de brouillard. Le véhicule instrumenté croise deux autres véhicules. Sur (a), seul le premier véhicule est visible. Sur (c), aucun contraste supérieur à 5 % n'est détecté sur le second véhicule. (b) Le premier véhicule est mieux contrasté et le deuxième est désormais visible comme on le constate sur (d). Les marquages routiers sont également mieux perçus. Étant donné que la méthode est uniquement valable sur un monde plan, on perd une portion des objets étendus verticalement.

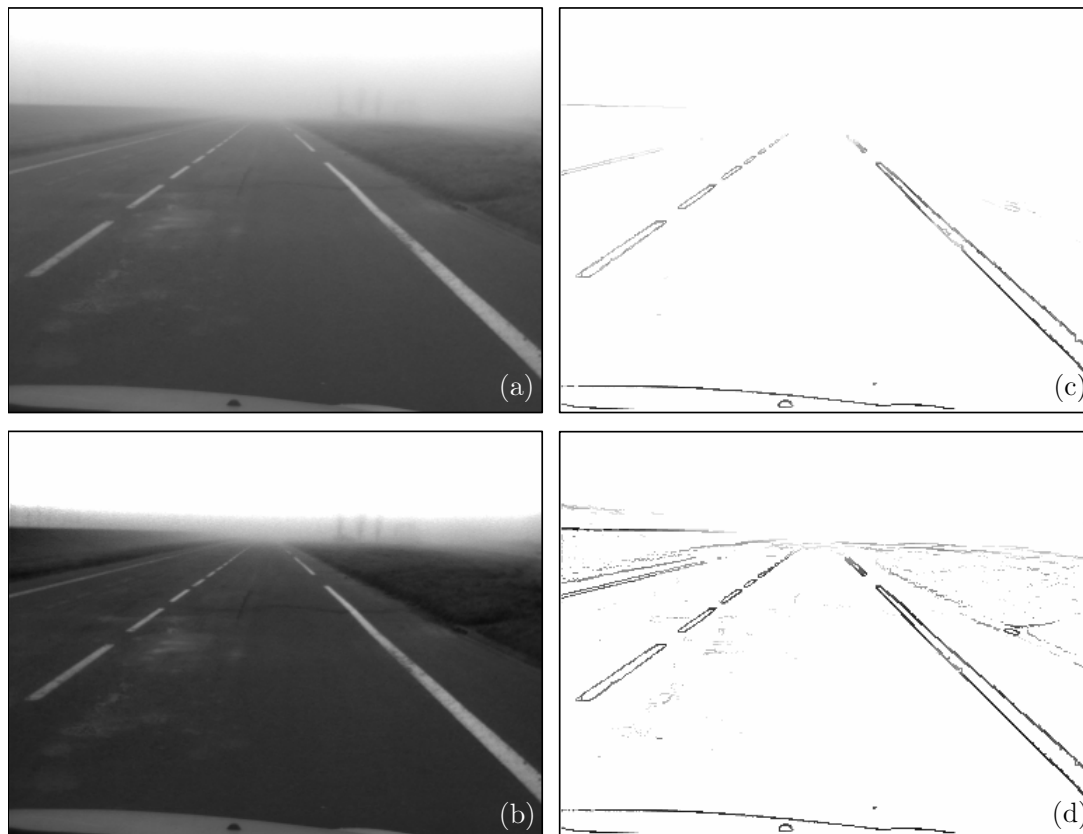


FIG. 2.22 — Très peu de pixels avec un contraste supérieur à 5 % sont détectés sur (c). Les marquages routiers sont visibles plus loins sur (b) que sur (a). Ces impressions sont confirmées par (d).

2.5 Vue synoptique de la méthode

Le synoptique ci-dessous présente la façon dont l'ensemble des briques algorithmiques présentées dans ce chapitre se coordonnent : extraction de contours, croissance de région, instanciation de la loi de Koschmieder, estimation de l'horizon, détection indirecte des marquages, restauration du contraste...

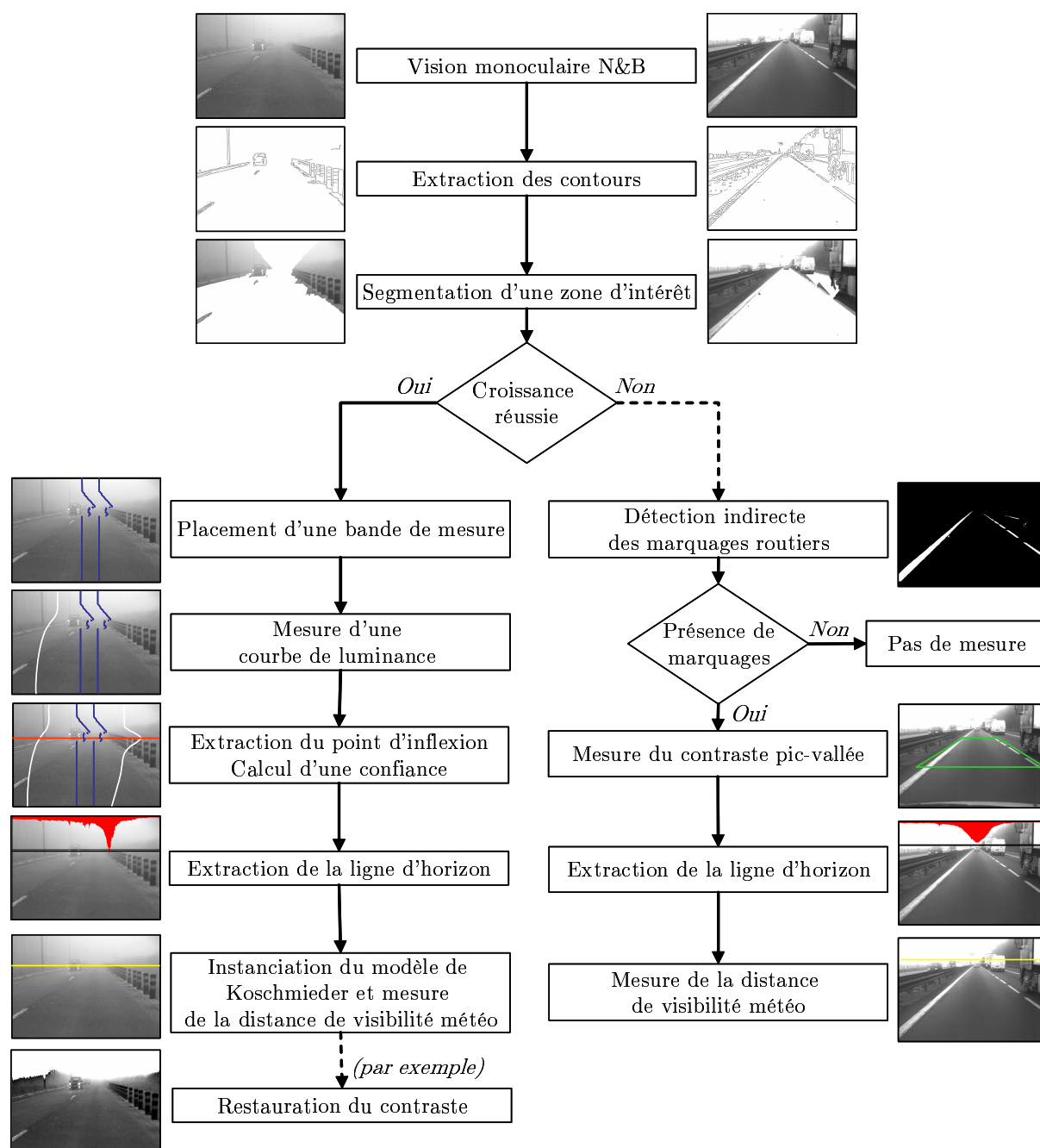


FIG. 2.23 – Synoptique de la méthode de mesure de la distance de visibilité météorologique.

2.6 Conclusion du chapitre

Dans ce chapitre, nous avons cherché à exploiter les effets de voile atmosphérique. De jour, le phénomène prépondérant est lié à la diffusion de la lumière solaire par les particules atmosphériques. Cet effet est modélisé par la loi de Koschmieder qui exprime la luminance apparente d'un objet en fonction de sa luminance intrinsèque, de la densité du brouillard et de la distance à la caméra.

En adoptant une hypothèse de monde plan, nous avons montré l'existence d'un point d'inflexion sur la courbe théorique de la loi de Koschmieder. Grâce à ce point d'inflexion, nous avons pu instancier le modèle et estimer la distance de visibilité météorologique. Pour cela, une méthode nécessitant uniquement la présence de la route et du ciel dans l'image a été développée. Si le ciel n'est pas présent dans l'image ou si la transition route-ciel est masquée, nous avons montré que notre méthode pouvait se ramener à la technique de Pomerleau [Pomerleau, 1997] exploitant la présence des marquages routiers. Une fois la distance de visibilité météorologique mesurée, nous avons montré qu'une méthode de restauration du contraste dans les images de brouillard diurne était facilement construite.

De nuit, l'effet de voile atmosphérique diurne n'étant plus perceptible, la loi de Koschmieder n'est plus applicable. En revanche, les effets de halo et de voile rétrodiffusé sont présents. Nous avons exploré différentes pistes pour les détecter. Celles-ci sont présentées en annexe B, car les recherches n'ont pas été poussées à leur terme. En effet, le passage d'une méthode traitant la mesure de visibilité de jour à une autre dédiée à la nuit était problématique au niveau des transitions. C'est pourquoi, nous avons décidé de développer une méthode plus générique qui fait l'objet du prochain chapitre.