

Mesure du contraste local dans les images, Application à la mesure de distance de visibilité par caméra embarquée

Measurement of local contrast in images,

Application to the measurement of visibility distance through use of an onboard camera

Nicolas HAUTIERE^{1,2}, Didier AUBERT¹, Michel JOURLIN²

¹LIVIC - Laboratoire sur les Interactions Véhicules Infrastructure Conducteurs

Unité Mixte de Recherche de l'INRETS et du LCPC

14 route de la Minière, Bât 824 - 78000 Versailles

Tél. : +33(0)1 40 43 29 01 - Fax: +33 (0)1 40 43 29 30

Email: nicolas.hautiere@lcpc.fr, didier.aubert@inrets.fr

²Laboratoire Traitement du Signal et Instrumentation

Unité Mixte de Recherche du CNRS et de l'Université Jean Monnet de Saint-Étienne

10 rue Barrouin 42000 Saint-Étienne

Tél. : +33(0)4 77 91 57 80 - Fax: +33 (0)4 77 91 57 81

Email: michel.jourlin@univ-st-etienne.fr

Résumé

A partir de la définition de la distance de visibilité météorologique, nous définissons les distances de visibilité mobilisée et mobilisable. Cela nous conduit à proposer une méthode générique de mesure de la distance de visibilité atmosphérique par caméra embarquée à bord d'un véhicule. Celle-ci consiste à

rechercher l'objet le plus éloigné ayant un contraste d'au moins 5 %. Nous détaillons dans cet article comment estimer le contraste. Pour ce faire, nous présentons une méthode précise, robuste et rapide issue de la technique de segmentation d'images de Köhler. Nous montrons comment nous avons adapté cette méthode à nos besoins. Pour justifier nos propos, nous comparons notre approche aux techniques de Gordon et Beghdadi. Nous appliquons le résultat à la mesure de distance de visibilité en fusionnant notre mesure de contraste local avec une information de distance obtenue par stéréovision. Nous finissons par donner des exemples de mesure de distance de visibilité mobilisée sous différentes conditions météorologiques.

Keywords: contraste local, distance de visibilité, aide à la conduite, brouillard, loi de Koschmieder

1 Introduction

Sur certains véhicules, des équipements de perception (caméras, radar, laser...) commencent à apparaître. Ces équipements sont conçus pour fonctionner dans une gamme de situations et de conditions (ex : météo, luminosité...) dont les variations sont bornées. La détection du franchissement de l'une des bornes de leur domaine de fonctionnement est un enjeu fort pour créer des assistances ayant le taux de fiabilité requis. Dans ce contexte, un système de mesure de visibilité atmosphérique peut permettre de quantifier dynamiquement la plage courante de fonctionnement du ou des capteurs extéroceptifs embarqués. Cette information est ensuite exploitée pour adapter le fonctionnement du capteur, les traitements ou prévenir le conducteur que son système d'assistance est momentanément inopérant. C'est cette application que nous visons dans cet article.

Il faut aussi noter qu'un dispositif permettant l'estimation de la distance de visibilité atmosphérique constitue, en lui-même, une aide à la conduite. En effet, par mauvaises conditions météorologiques la distance de visibilité peut être mal évaluée par les conducteurs [6], d'où des vitesses de conduite qui peuvent être inadaptées.

Estimation de la distance de visibilité

Les capteurs dédiés à la mesure de la distance de visibilité (diffusiomètre, transmissiomètre) sont délicats à installer et ne peuvent pas être embarqués sur un véhicule [13].

L'utilisation d'une caméra ne présente pas ces inconvénients mais n'a été que très peu abordée dans la littérature. La plupart des approches utilisent une caméra fixe, ce qui simplifie la tâche puisqu'une image de référence est alors disponible. Le contraste dans l'image étant dégradé par les conditions atmosphériques, Narasimhan [17] propose une méthode pour le restaurer. Bush [5] calcule les contours dans l'image par une transformée en ondelettes et estime la distance au pixel le plus éloigné en faisant l'hypothèse d'un monde plan.

Les systèmes exploitant une caméra embarquée sont beaucoup plus rares. Pomerleau [20] estime la visibilité en mesurant l'atténuation du contraste des marquages routiers à différentes distances devant un véhicule. Cependant, cette approche a besoin de la présence et de la détection de marquages routiers. Yahiaoui [21] estime la qualité des images pour l'œil humain en comparant la fonction de transfert de modulation de l'image courante à la fonction de sensibilité au contraste de Mannos [14]. Ces deux méthodes n'indiquent néanmoins qu'un potentiel de visibilité et non la distance de visibilité réellement disponible dans l'image.

Dans [10], nous sommes parvenus à estimer la distance de visibilité en présence de brouillard diurne. Cependant, la méthode ayant besoin de la présence de la route et du ciel dans l'image pour fonctionner, cette hypothèse n'est pas toujours remplie. En outre, la classe de conditions traitées est limitée au seul cas du brouillard diurne. En revanche, la méthode est capable d'identifier la présence de brouillard, ce qui n'est pas le cas de l'approche que nous présentons dans cet article. C'est ce point précis qui rend les deux approches complémentaires.

L'approche plus générique que nous proposons consiste à rechercher dans l'image l'objet le plus éloigné ayant un contraste suffisant par rapport à son fond. Dans le paragraphe 2, nous allons montrer qu'en choisissant un seuil de contraste de 5 %, nous estimons une distance proche de la distance de visibilité météorologique, proposée par la Commission Internationale de l'Éclairage. Cette méthode est décomposée en deux phases. La première phase est le calcul du contraste.

Calcul du contraste

Il existe de nombreuses définitions du contraste. L'une des plus connues, le contraste de Michelson [15], a été introduite pour donner une mesure de visibilité des franges d'interférences sur

des mires dont la luminance variait de façon sinusoïdale de L_{min} à L_{max} .

$$C^M = \frac{L_{max} - L_{min}}{L_{max} + L_{min}} \quad (1)$$

où L_{max} et L_{min} sont les valeurs de luminance maximales et minimales dans l'image. L'utilisation conjointe de mires sinusoïdales et cette définition du contraste a connu un grand succès en psychophysique. Cela a permis en particulier d'étudier l'acuité de l'œil humain en construisant les fonctions de sensibilité au contraste (CSF).

De son côté, Weber [7] définit le contraste comme une variation relative de luminance ΔL sur un fond uniforme L . Cet outil a été utilisé entre autres pour mesurer la visibilité de cibles.

$$C^W = \frac{\Delta L}{L} \quad (2)$$

Cette formulation du contraste est parfois appelée contraste psychophysique et sert notamment de support à la définition de la distance de visibilité météorologique par la Commission Internationale de l'Éclairage [8].

Ces définitions sont de bons estimateurs du contraste perçu pour les classes de stimuli mentionnés précédemment : des mires sinusoïdales pour Michelson, des cibles uniformes avec un seuil différentiel de luminance pour Weber. Cependant, elles ne sont pas adaptées quand le stimulus devient plus complexe. A fortiori, utilisées telles quelles, aucune de ces définitions globales n'est appropriée pour mesurer le contraste dans des images naturelles. Ceci est dû principalement au fait que la perception du contraste est locale. C'est sur ces méthodes locales que s'est porté notre attention.

La méthode de Gordon [9] définit la notion de contraste local. Celle-ci calcule le contraste de Michelson entre les niveaux de gris moyens de deux régions. Beghdadi [2] a proposé une méthode très inspirée de celle de Gordon en intégrant dans la mesure du contraste local le niveau de gris moyen du contour des objets estimé dans la fenêtre d'analyse.

Peli [19] propose la notion de contraste local à bande limitée, qui prend en compte la sensibilité du système visuel humain aux fréquences spatiales. Cependant, pour des contraintes de temps de calcul, nous ne nous intéresserons pas à cette technique coûteuse qui utilise des bancs de filtres.

Parallèlement, beaucoup de techniques de réhaussement de contraste ont été proposées afin

de rendre optimale la qualité d'une image en jouant sur son histogramme. Le problème de ces méthodes, dans notre contexte, est qu'elles agissent sur le contraste sans le définir explicitement.

Dans cet article, nous présentons une approche, inspirée de la méthode de segmentation d'images de Köhler [12]. Nous montrons en quoi celle-ci répond à nos besoins dans la section 3 et la comparons aux méthodes de Gordon [9] et Beghdadi [2] dans le paragraphe 3.3. Une fois le contraste calculé, nous appliquons le résultat à la mesure de distance de visibilité en estimant la profondeur des primitives détectées, ce qui constitue la deuxième phase de la méthode. Finalement, nous sélectionnons celle qui est la plus éloignée. Cette distance constitue alors la distance de visibilité courante et fait l'objet de la section 4.

2 Distances de visibilité et seuil de contraste

2.1 Le modèle de Koschmieder

Constatant qu'un objet lointain finit par se confondre avec le ciel, Koschmieder [16] a établi une relation simple reliant la distance d d'un objet de luminance intrinsèque L_0 et sa luminance apparente L :

$$L = L_0 e^{-kd} + L_f (1 - e^{-kd}) \quad (3)$$

où L_f désigne la luminance du ciel et k le coefficient d'extinction de l'atmosphère.

A partir de ces résultats, Duntley [16] a établi une loi d'atténuation des contrastes par l'atmosphère :

$$C = \frac{|L - L_f|}{L_f} = C_0 e^{-kd} \quad (4)$$

où C désigne le contraste apparent à la distance d et C_0 le contraste intrinsèque de l'objet sur son fond.

Cette loi s'applique seulement dans le cas d'un éclairage uniforme de l'atmosphère. Pour que l'objet soit juste visible, il suffit que C soit égal au seuil de contraste ε . En pratique, la Commission Internationale de l'Éclairage [8] a adopté une valeur moyenne de 5 % pour le seuil de contraste de

façon à définir une distance conventionnelle, appelée «distance de visibilité météorologique» V_{met} , qui est la plus grande distance à laquelle un objet noir ($C_0 = 1$) de dimension convenable peut être vu sur le ciel à l'horizon.

$$V_{met} = -\frac{1}{k} \ln(0,05) \simeq \frac{3}{k} \quad (5)$$

2.2 Distances de visibilité mobilisée et mobilisable

Nous avons choisi de développer une méthode très proche de la définition de la CIE. Pour cela, nous proposons d'étudier la distance à l'objet le plus éloigné possédant un contraste suffisant par rapport à son fond.

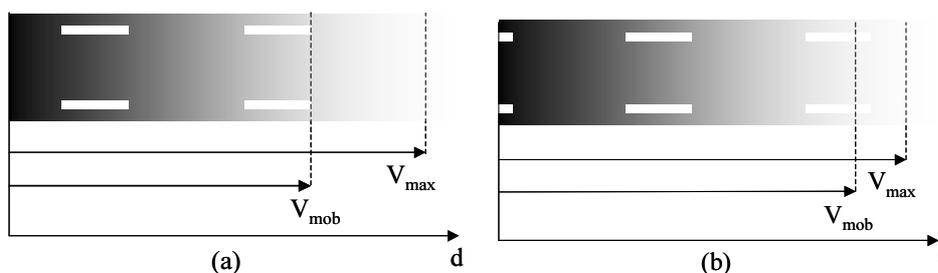


FIG. 1 – Exemples de distances de visibilité mobilisée et mobilisable.

Nous allons illustrer notre propos à l'aide de la Fig. 1. Sur celle-ci nous représentons de manière simplifiée une route plongée dans le brouillard. Sur la Fig. 1a, on suppose que l'objet visible le plus éloigné est l'extrémité du marquage routier (cela pourrait aussi être le bord de la chaussée). Sur la Fig. 1b, le véhicule s'est déplacé et un nouveau marquage routier plus éloigné est maintenant visible. Nous appellerons cette distance qui dépend de la scène routière, distance de visibilité mobilisée V_{mob} , par opposition à une distance théorique que nous appellerons distance de visibilité mobilisable V_{max} . Celle-ci correspond à la distance de visibilité mobilisée de l'objet le plus éloigné que l'on aurait pu détecter s'il avait existé dans la scène routière. Par construction, nous avons donc la relation d'ordre suivant :

$$V_{max} \geq V_{mob} \quad (6)$$

Ces termes s'inspirent du vocabulaire communément employé pour décrire l'adhérence pneumatique-chaussée d'un véhicule automobile.

2.3 Distances de visibilité mobilisable et météorologique

Nous allons voir dans ce paragraphe le lien qui peut exister entre les distances de visibilité mobilisable et météorologique. La distance de visibilité mobilisée est la distance à l'objet B à la surface de la route N , le plus éloigné et considéré comme visible. Notons L_{n_0} et L_{b_0} les luminances intrinsèques ainsi que L_n et L_b les luminances à la distance d de la route N et de l'objet B . La loi de Koschmieder donne les variations théoriques de ces grandeurs en fonction de la distance d .

Exprimons le contraste C_{BN} de B par rapport à N au sens de Weber (2):

$$C_{BN} = \frac{\Delta L}{L} = \frac{(L_{b_0} - L_{n_0})e^{-kd}}{L_{n_0}e^{-kd} + L_f(1 - e^{-kd})} \quad (7)$$

Nous déduisons l'expression de d en fonction des paramètres photométriques, du contraste C_{BN} et de la densité du brouillard k :

$$d = -\frac{1}{k} \ln \left(\frac{C_{BN}L_f}{L_{b_0} - L_{n_0} + C_{BN}(L_f - L_{b_0})} \right) \quad (8)$$

Grâce à (5), nous pouvons exprimer cette grandeur en fonction de la distance de visibilité météorologique V_{met} :

$$d = -\frac{V_{met}}{3} \ln \left(\frac{C_{BN}L_f}{L_{b_0} - L_{n_0} + C_{BN}(L_f - L_{n_0})} \right) \quad (9)$$

De manière analogue à la Commission Internationale de l'Éclairage, nous pouvons fixer un seuil \tilde{C}_{BN} en dessous duquel l'objet est considéré comme non visible et, pour se placer dans les mêmes conditions que (5), nous supposons que la route a une luminance intrinsèque nulle. Nous définissons alors la distance de visibilité mobilisable V_{max} valable pour tout seuil de contraste par:

$$V_{max} = \max_{L_{b_0} \in]0, M]} -\frac{V_{met}}{3} \ln \left(\frac{\tilde{C}_{BN}L_f}{L_{b_0} + \tilde{C}_{BN}L_f} \right) \quad (10)$$

L'énergie lumineuse reçue par l'objet B n'est pas entièrement réfléchiée vers la caméra, nous avons donc la relation d'ordre suivante:

$$L_{b_0} \leq L_f \quad (11)$$

Nous en déduisons la valeur de V_{max} :

$$V_{max} = -\frac{V_{met}}{3} \ln \left(\frac{\tilde{C}_{BN}}{1 + \tilde{C}_{BN}} \right) \quad (12)$$

La valeur de \tilde{C}_{BN} telle que $V_{max} = V_{met}$ s'obtient alors facilement :

$$\tilde{C}_{BN} = \frac{1}{e^3 - 1} \quad (13)$$

$$\tilde{C}_{BN} \approx 0,052 \gtrsim 5 \% \quad (14)$$

Nous en déduisons qu'en fixant un contraste seuil \tilde{C}_{BN} de 5 %, la distance de visibilité mobilisable V_{max} , est peu différente de la distance de visibilité météorologique V_{met} .

Cependant, dans la réalité, la route n'est jamais noire et le ciel rarement blanc. La distance de visibilité mobilisable représente bien un maximum de distance de visibilité rarement atteignable, car elle représente la distance maximale à laquelle un objet, le plus clair possible, est visible sur une route noire. La distance de visibilité mobilisée, en revanche, qui ne prend en compte que les objets plus ou moins gris rencontrés dans l'image, est celle à laquelle nous pouvons accéder directement et que nous proposons d'estimer dans la suite.

En outre, il est très important de noter que la distance de visibilité que l'on cherche à estimer est uniquement celle perçue par le capteur extéroceptif. En effet, compte tenu du fait que les caméras embarquées sur véhicule disposent de nombreux réglages automatiques (auto-iris, gain automatique...) pour s'adapter aux différentes conditions d'illumination et de visibilité rencontrées, il est vain de procéder à un calibrage photométrique permettant d'établir une correspondance entre niveau de gris et luminance, comme cela est proposé, par exemple dans [4]. En effet, un tel calibrage n'est valable que pour une configuration donnée du capteur et est donc invalidé dès que l'un des paramètres automatiques a varié. Ainsi, le contraste que l'on cherche à évaluer est un contraste sur des niveaux de gris, lié à la visibilité du capteur extéroceptif, et non pas sur des niveaux de luminance, qui serait davantage une information pour le conducteur.

Enfin, il ne nous semble pas pertinent de disposer de l'information de couleur, car les effets du brouillard s'appliquent à la composante de luminance du signal, c'est-à-dire une grandeur par définition achromatique. Ainsi, la distance de visibilité météorologique évaluée à l'aide d'une ca-

méra couleur serait la même que celle évaluée à l'aide d'une caméra noir et blanc. Certes, une image couleur peut parfois amener localement des contrastes couleur supérieurs aux contrastes de luminance pure. Mais cela ne peut justifier, dans le cas de notre application, le coût supplémentaire engendré par l'acquisition et le traitement d'images couleur.

3 Mesure du contraste supérieur à 5 %

3.1 Méthode de segmentation d'images de Köhler

3.1.1 Principe

La méthode de segmentation d'images de Köhler [12] permet de binariser une image en retenant le seuil qui maximise le contraste entre deux zones de l'image.

Soit f une fonction de gris. Un couple de pixels (x, x_1) du support spatial est dit séparé par s si d'une part, $x_1 \in V_4(x)$ (cf. Fig. 3) et d'autre part, si la condition (15) est respectée :

$$\min(f(x), f(x_1)) \leq s < \max(f(x), f(x_1)) \quad (15)$$

La frontière associée à s , notée $F(s)$, est définie comme l'ensemble des couples (x, x_1) séparés par s . Avec ces définitions, pour tout seuil s de l'intervalle $[0, 255]$, on définit $F(s)$. Pour tous les couples appartenant à $F(s)$, on calcule le contraste de Köhler $C_{x, x_1}(s)$:

$$C_{x, x_1}(s) = \min(|s - f(x)|, |s - f(x_1)|) \quad (16)$$

On réalise (17), le contraste moyen associé à $F(s)$ et on retient pour optimal le seuil s_0 vérifiant (18), c'est-à-dire le seuil présentant le meilleur contraste moyen, le long de la frontière associée :

$$C(s) = \frac{1}{\text{card}(F(s))} \sum_{(x, x_1) \in F(s)} C_{x, x_1}(s) \quad (17)$$

$$s_0 = \operatorname{argmax}_{s \in [0, 255]} C(s) \quad (18)$$

Au lieu d'utiliser cette méthode pour binariser les images, nous proposons d'exploiter celle-ci pour mesurer le contraste localement dans les images. Le contraste évalué sera simplement égal à $2C(s_0)$ le long de la frontière associée à s_0 .

3.1.2 Analyse de la méthode

Dans ce paragraphe, nous recherchons l'expression du seuil trouvé par la méthode de Köhler en présence de bruit dans l'image et étudions le domaine de validité de la méthode.

Soient X et Y deux variables gaussiennes continues indépendantes de moyennes respectives μ_1 et μ_2 , et d'écart-types respectifs σ_1 et σ_2 . Ces deux variables aléatoires décrivent les deux parties d'un contour unidimensionnel perturbé par un bruit gaussien. Le choix d'un tel bruit est justifié au paragraphe 3.3.2. Des exemples de tels contours sont donnés sur les Figs. 2b et 2d. Soit Z la variable aléatoire décrivant la valeur du seuil trouvée par la méthode de Köhler appliquée au contour unidimensionnel. L'expression de la fonction de répartition F_Z de Z s'écrit :

$$\begin{aligned}
 P(Z \leq z) &= P\left(\operatorname{argmax}_{s \in [X, Y]} [\min(|X - s|, |Y - s|)] \leq z\right) \\
 &= P\left(\operatorname{argmax}_{s \in [X, Y]} [\min(s - X, Y - s)] \leq z\right) \\
 &= P\left(\frac{Y + X}{2} \leq z\right)
 \end{aligned} \tag{19}$$

On en déduit que la distribution du seuil s_0 trouvé par la méthode de Köhler est une gaussienne de moyenne $\frac{\mu_1 + \mu_2}{2}$ et d'écart-type $\frac{1}{2}\sqrt{\sigma_1^2 + \sigma_2^2}$. La méthode originale de Köhler est donc robuste au bruit dans le sens où elle fournit en moyenne un seuil à équidistance des deux distributions. La Fig. 2 illustre cette propriété. Les Figs. 2b et 2d sont deux profils unidimensionnels identiques perturbés par un bruit gaussien respectivement peu et très prononcé. Le seuil optimal trouvé par la méthode de Köhler et représenté par la ligne horizontale est le même. C'est celui qui donne un contraste maximal (cf. Figs. 2a et 2c).

Le domaine de validité de la méthode se déduit directement du niveau de bruit. Ainsi, tant que le bruit est inférieur au demi-saut entre les deux parties du contour, i.e. si $\max(3\sigma_1, 3\sigma_2) < \frac{\mu_2 - \mu_1}{2}$, la méthode est valide avec une probabilité de 99 %. Dans le cas contraire, c'est-à-dire lorsque les distributions X et Y s'intersectent, la probabilité de trouver le bon seuil diminue au fur et à

mesure que le niveau de bruit augmente. Finalement, avec les notations précédentes, la probabilité d'obtenir le bon seuil est égale à $F_X\left(\frac{\mu_2 - \mu_1}{2}\right) \times F_Y\left(\frac{\mu_2 - \mu_1}{2}\right)$.

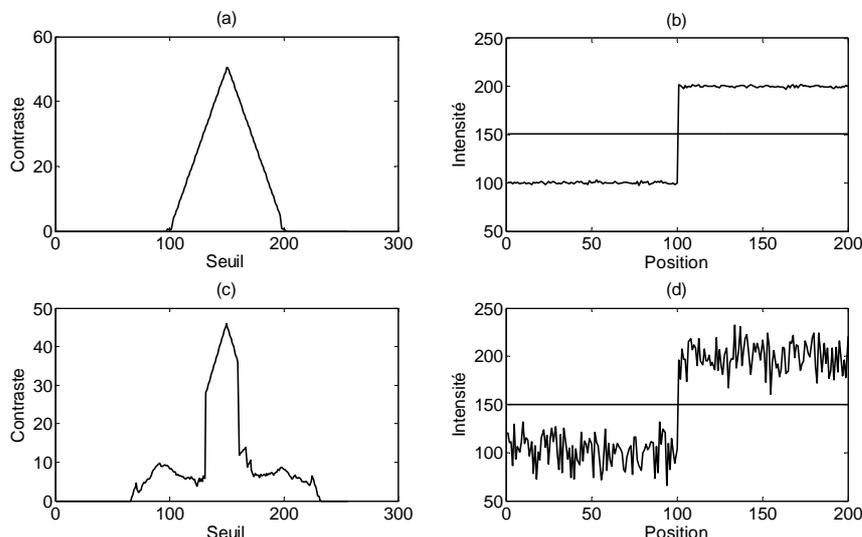


FIG. 2 – Robustesse de la méthode de Köhler. Contour unidimensionnel perturbé par un bruit gaussien (b) $\sigma = 1$ (d) $\sigma = 15$. La ligne horizontale représente le seuil optimal trouvé. La courbe du contraste mesuré sur le profil pour chaque seuil est représentée en (a) $\sigma = 1$ et (c) $\sigma = 15$.

3.2 Adaptation de la méthode de Köhler à nos besoins

3.2.1 Seuillage adaptatif des fenêtres d'analyse

Nous cherchons à analyser les contrastes locaux dans des images de scènes routières. Par nature même, celles-ci ont des niveaux de luminance et de contraste variables avec la distance. Pour pouvoir détecter tous les éléments de l'image possédant un contraste supérieur à 5 %, Köhler a proposé [12] de segmenter récursivement les deux parties de l'image construites à l'itération précédente. Pour gagner en temps d'exécution, nous préférons balayer l'image à l'aide d'une fenêtre glissante de taille impaire (typiquement 7×7 ou 9×9) au sein de laquelle nous appliquons la méthode de Köhler. Nous faisons implicitement l'hypothèse que la fenêtre est suffisamment petite pour ne contenir qu'un seul objet au contraste supérieur à 5 %. En outre, pour éviter les problèmes de bords, nous effectuons un recouvrement en avançant simplement d'une demi-largeur ou d'une demi-hauteur de

fenêtre à chaque étape du balayage.

3.2.2 Méthode adaptée à différentes formulations locales du contraste

La méthode est facilement adaptable à différentes formulations du contraste entre deux pixels. Il suffit pour cela de modifier la formule (16) en adaptant les différentes formules (1) et (2) vues précédemment. On peut citer :

- Le contraste de Michelson :

$$C_{x,x_1}(s) = \min \left[\frac{|s - f(x)|}{s + f(x)}, \frac{|s - f(x_1)|}{s + f(x_1)} \right] \quad (20)$$

- Le contraste de Weber :

$$C_{x,x_1}(s) = \min \left[\frac{|s - f(x)|}{\max(s, f(x))}, \frac{|s - f(x_1)|}{\max(s, f(x_1))} \right] \quad (21)$$

Dans la suite de l'article, nous utilisons l'expression du contraste (21), de façon à être compatible avec la définition du contraste (4) utilisée par la CIE pour construire la distance de visibilité météorologique.

3.2.3 Méthode accélérée

D'un point de vue algorithmique, la technique est assez coûteuse, en particulier le calcul de la frontière $F(s)$ pour chaque seuil de l'échelle de niveaux de gris. Pour accélérer son temps d'exécution, une première amélioration consiste à diminuer le nombre de seuils considéré en recherchant les intensités minimale et maximale. Pour calculer $F(s)$, le balayage de la fenêtre de calcul se fait de haut en bas et de gauche à droite. Ainsi, ne considérer que le voisinage V_4^* (cf. Fig. 3) permet de ne prendre en compte chaque couple de points qu'une seule fois, réduisant d'autant le temps de calcul. Nous pouvons également considérer le voisinage V_8^* . Cependant les tests réalisés montrent que la différence est minime entre les approches V_4 et V_8 . Compte tenu du gain de temps en approche V_4 , nous préférons donc utiliser le voisinage V_4^* pour effectuer le balayage.

La deuxième amélioration majeure consiste à précalculer les images I_{\max}^g , I_{\min}^g , I_{\max}^h et I_{\min}^h avant de balayer l'image I . Par la suite, au lieu de calculer les minima et maxima pour construire la frontière associée à un seuil s , il suffit de regarder l'image adéquate. De cette manière, la méthode

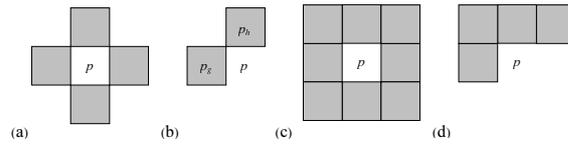


FIG. 3 – Voisinages au sens (a) V_4 (b) V_4^* (c) V_8 et (d) V_8^* d'un pixel

est beaucoup plus rapide à exécuter. Si l'on souhaite utiliser un voisinage V_8^* , il y a autant d'images en plus à précalculer.

$$I_{\max}^g = \{p \in I / p = \max(p, p_g)\}$$

$$I_{\min}^g = \{p \in I / p = \min(p, p_g)\}$$

$$I_{\max}^h = \{p \in I / p = \max(p, p_h)\}$$

$$I_{\min}^h = \{p \in I / p = \min(p, p_h)\}$$

Le Tab. 1 permet de montrer l'intérêt des optimisations algorithmiques précédemment décrites.

Le gain en temps de calcul est supérieur à 10 pour les tailles de voisinages couramment considérées.

| | Temps de calcul en secondes (ratio temps calcul original / évalué) | | | |
|----------------------------|--|-------------------------------|--------------------------|--------------------------|
| Taille fenêtre de balayage | Calcul original | Minimisation nombre de seuils | Précalcul images MIN-MAX | Minimisation + Précalcul |
| 3×3 | 14,1s (1) | 2,2 (6,4) | 3,4 (4,1) | 1 (14,1) |
| 9×9 | 10,3s (1) | 2,6 (4) | 2 (5,1) | 0,83 (12,4) |
| 17×17 | 8,3s (1) | 3 (2,75) | 1,7 (4,9) | 0,81 (10,2) |

TAB. 1 – Temps de calcul des contrastes supérieurs à 5 % sur l'image 9a selon 4 modes: sans optimisation, avec minimisation du nombre de seuils considéré, avec précalcul des images MIN-MAX, avec les deux optimisations précédentes. Le rapport entre le temps de calcul sans et avec optimisation est donné entre parenthèses. Tests réalisés sur Intel Pentium IV 2.4 GHz en langage C sans compilation spécifique. En utilisant le compilateur Intel C++ 8.0, le temps de calcul chute à moins de 350 ms.

3.3 Estimation des performances de notre méthode

3.3.1 Principe

Nous avons présenté dans le paragraphe précédent comment nous avons modifié la méthode de segmentation d'images de Köhler pour mesurer le contraste localement dans des images naturelles. Dans cette section, nous comparons sur un cas simple notre méthode à celles de Beghdadi [2] et de Gordon [9]. Un exemple de calcul de contraste par les trois méthodes est présenté sur la Fig. 4.

Dans un premier temps, nous évaluons le bruit des caméras qui sont actuellement employées sur les véhicules prototypes du LIVIC. Puis nous simulons des cibles placées à différentes distances plongées dans du brouillard de densité variable. Nous avons perturbé ces cibles par le bruit mesuré sur notre système imageur. Finalement, nous comparons les méthodes à l'aide de différentes métriques que nous introduisons.

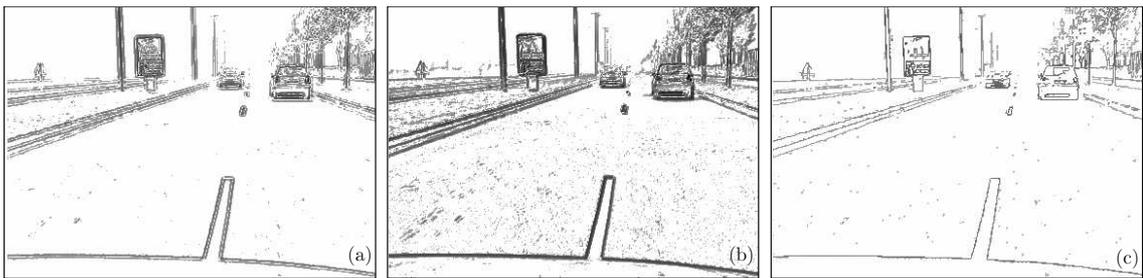


FIG. 4 – Exemple de contraste calculé par (a) méthode de Gordon (b) Beghdadi (c) méthode modifiée de Köhler.

3.3.2 Mesure et modélisation du bruit de notre système imageur

Les caméras employées sur les véhicules du LIVIC sont des Sony XC-8500CE. L'acquisition se fait via une carte Matrox Meteor II MC. Nous avons filmé pendant dix minutes une mire éclairée uniquement par un spot halogène alimenté par une source continue stabilisée de courant électrique avec les réglages optiques utilisés couramment sur le véhicule.

Nous avons évalué le bruit en moyennant temporellement la différence entre deux images successives (Fig. 5c). Ainsi, un pixel (i,j) de l'image résultante I prend la valeur suivante :

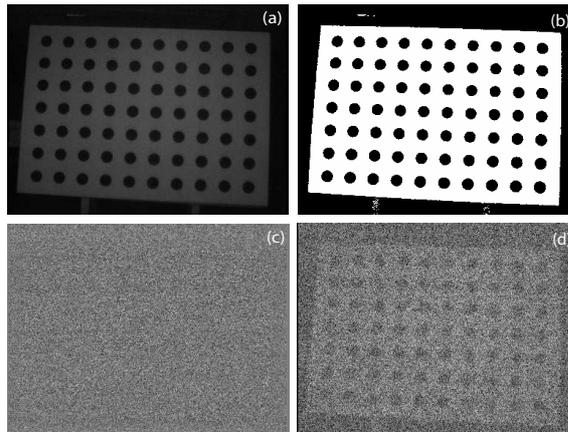


FIG. 5 – (a) Image originale et (b) binarisée (seuil 128). (c) Bruit relatif (histogramme normalisé par transformation affine du niveau de gris des pixels pour utiliser toute la dynamique de représentation) et (d) puissance du bruit (histogramme normalisé) mesurés.

$$I(i,j) = 128 + \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N [f_k(i,j) - f_{k-1}(i,j)] \quad (22)$$

où $N = 25 \times 60 \times 10 = 15000$ correspond au nombre d'images de la séquence vidéo.

Nous avons ensuite tracé l'histogramme de cette image qui est représenté sur la Fig. 6. Celui-ci nous permet de considérer que le bruit de la caméra est gaussien, et ainsi de confirmer l'hypothèse émise au paragraphe 3.1.2.

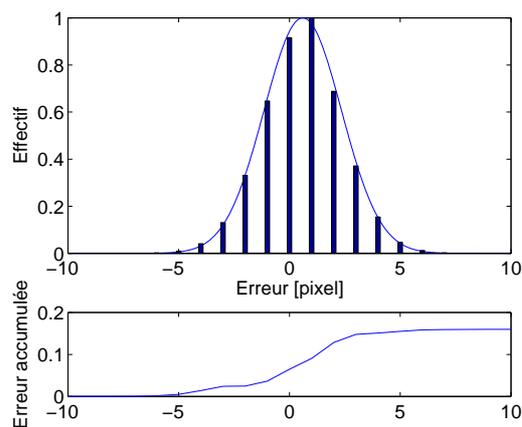


FIG. 6 – Haut : histogramme du bruit mesuré sur la caméra et gaussienne estimée. Bas : cumul d'erreur entre l'histogramme et la gaussienne estimée.

La puissance du bruit mesuré (Fig. 5d) permet d'entrevoir que le bruit est différent sur les deux

classes de pixels de la mire. Il faut donc en tenir compte pour estimer l'écart-type du bruit. Lors de notre expérience, nous avons relevé des écart-types de l'ordre de 1,4 niveau de gris pour la classe noire de la mire et de 1,7 pour la classe blanche. Cependant par souci de simplification, nous avons considéré par la suite un bruit gaussien additif d'écart-type 2 niveaux de gris implanté en utilisant l'algorithme de Box-Muller [3].

3.3.3 Paramètres de simulation

Paramètres liés aux cibles Les cibles sont constituées de trois franges noires verticales sur fond blanc (cf. Fig. 7). Ces cibles sont entièrement définies par la donnée du paramètre t . Nous considérons dans les tests deux tailles : $t = 20$ pixels et $t = 5$ pixels.

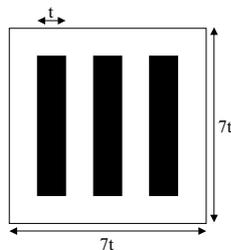


FIG. 7 – Cible virtuelle utilisée

Paramètres liés au brouillard A l'aide de la loi Koschmieder (2.1), nous simulons l'apparence des cibles pour différentes distances d et densités de brouillard k (cf. Fig. 8). Nous avons fait en sorte que sur la diagonale du tableau de la Fig. 8, $d = \frac{3}{k}$. Certaines cibles ne contiennent aucune information visible. Nous les considérons pour vérifier que les méthodes ne commettent pas de fausses détections.

Paramètres liés au calcul de contraste Nous mesurons le contraste au sens de Weber (2) sur ces cibles. Nous n'étudions pas l'influence de la taille des fenêtres d'analyse des méthodes testées qui sont donc fixées arbitrairement. Pour la méthode de Köhler modifiée, nous considérons une fenêtre d'analyse de 9×9 lorsque $t = 20$ et 7×7 lorsque $t = 5$. Pour la méthode de Beghdadi, nous considérons une taille de fenêtre d'analyse de 3 pixels dans les deux cas.

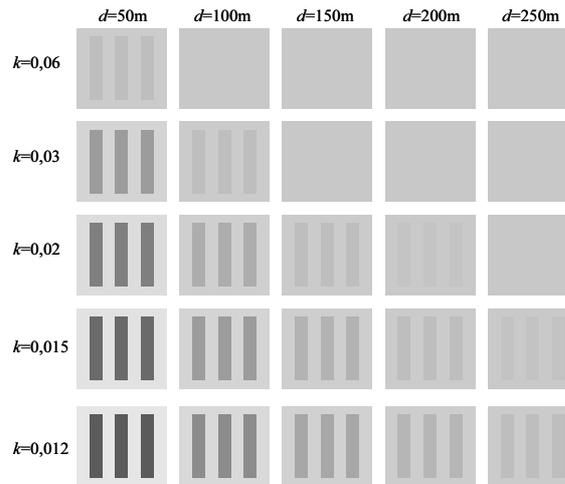


FIG. 8 – Atténuation du contraste sur des cibles à différentes distances d plongées dans des brouillards de densité k variable. Les cibles sont numérotées de 1 à 25 de gauche à droite et de haut en bas.

Paramètres liés à la dégradation des images Comme cela a été vu au paragraphe 3.3.2, nous dégradons les images en leur ajoutant un bruit gaussien d'écart-type 2 niveaux de gris.

3.3.4 Critères d'évaluation

Robustesse au bruit Nous comparons l'image f_c des contrastes sur la cible sans bruit et \tilde{f}_c l'image des contrastes obtenue après ajout de bruit sur la cible f . La métrique classique employée est *PSNR* «Peak Signal to Noise Ratio» :

$$MSE = \frac{1}{49t^2} \sum_{i=1}^{7t} \sum_{j=1}^{7t} \left(f_c(i,j) - \tilde{f}_c(i,j) \right)^2 \quad (23)$$

$$PSNR = 10 \log_{10} \frac{255^2}{MSE} \text{ (dB)} \quad (24)$$

Confiance sur la détection Pour évaluer la confiance T sur la détection d'une cible, nous comptons le nombre de points détectés ayant un contraste supérieur à 5 %. NT est obtenu en rapportant T au nombre de points de contour de la cible.

Précision de la mesure Maîtrisant la densité du brouillard, nous connaissons le contraste théorique C de la cible plongée dans un brouillard de densité k à la distance d . Pour mesurer la

précision, nous calculons la moyenne \tilde{C} du contraste mesuré sur les contours de la cible et évaluons la précision en mesurant l'écart relatif au contraste théorique C par :

$$P = \frac{|C - \tilde{C}|}{C} \quad (25)$$

Taux de fausses détections Le taux de fausses détections est le nombre de points détectés comme visibles en dehors du contour de la cible rapporté aux nombres de points de la cible moins les points du contour.

3.3.5 Résultats

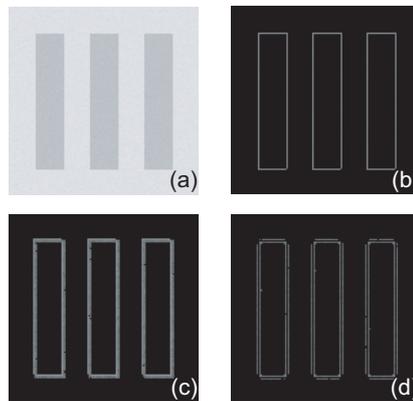


FIG. 9 – (a) Mire avec $t = 20$ $\sigma = 2$ $k = 0,02$ $d = 100$ m (b) Résultat obtenu par la méthode de Köhler modifiée, (c) Beghdadi, (d) Gordon.

Évaluation qualitative Les méthodes sont de natures différentes et les résultats s'en ressentent. Gordon a une approche région. En particulier, le contraste est nul au niveau des contours. En outre, la méthode ne semble pas en mesure de détecter les cibles de la diagonale de la Fig. 8 (contraste juste à 5 %) en présence de bruit gaussien additif. Pour ces raisons, nous n'avons pas cherché à la comparer de manière quantitative aux deux autres.

Beghdadi prend en compte les contours présents dans sa fenêtre d'analyse. Le contraste n'est donc pas nul au niveau des contours. A contrario, le contraste des points n'appartenant pas aux contours est non nul sur une largeur égale à la taille de la fenêtre d'analyse. Cela explique en partie pourquoi la méthode de Beghdadi commet de nombreuses fausses détections. On peut dire qu'intrinsèquement, la méthode de Beghdadi n'est pas précise spatialement.

Notre méthode n'évalue le contraste qu'au niveau des contours. A priori, celle-ci semble plus précise. Contrairement aux deux autres méthodes, l'image des contrastes obtenus par Köhler ne comporte pas de fausses détections. Ces différences de comportement des algorithmes sont visibles sur la Fig. 9.

Évaluation quantitative En l'absence de bruit, les deux méthodes ont une confiance maximale, i.e. tous les contours sont détectés et les précisions sont importantes. La méthode de Köhler ne commet pas de fausses détections, contrairement à la méthode de Beghdadi (cf. paragraphe 3.3.5).

En présence de bruit, à la vue du critère *PSNR* (Fig. 10), les méthodes de Köhler modifiée et de Beghdadi semblent faire jeu égal. Aucune des deux méthodes ne semble se détacher réellement. Les valeurs de *PSNR* sont grandes, ce qui tend à prouver la robustesse au bruit des deux approches.

La méthode de Köhler a une confiance (Fig. 11) toujours supérieure à 95 %, alors que celle de Beghdadi n'a qu'une confiance de 70 % sur les cibles de la diagonale du panneau. Les méthodes ne détectent pas de points sur les cibles ayant un contraste inférieur à 5 %. Sur les cibles restantes, la confiance est égale à 100 % pour les deux méthodes.

La précision de la méthode de Köhler modifiée est supérieure à 80 % (Fig. 12). La méthode de Beghdadi fait mieux. On peut toutefois augmenter la précision de la méthode de Köhler modifiée. Pour cela, il suffit de diminuer la taille de la fenêtre d'analyse. Dans ce cas, cependant, la méthode de Köhler modifiée est sujette à davantage de fausses détections, même si ce nombre reste faible. Il y a donc un compromis à faire entre fausses détections et précision. Ce compromis n'est pas possible pour la méthode de Beghdadi car le nombre de fausses détections est directement lié à la taille de la fenêtre d'analyse (cf. paragraphe 3.3.5).

En revanche, outre cette explication, la méthode de Beghdadi commet également un certain nombre de fausses détections liées à la présence de bruit (Fig. 13). La méthode de Köhler en commet très peu.

Bilan Les critères de sensibilité au bruit ont montré que les deux méthodes sont aussi robustes l'une que l'autre. De même, les deux méthodes font jeu égal en terme de précision de mesure du contraste. Notre méthode, inspirée de Köhler, fait mieux que celle de Beghdadi en terme de

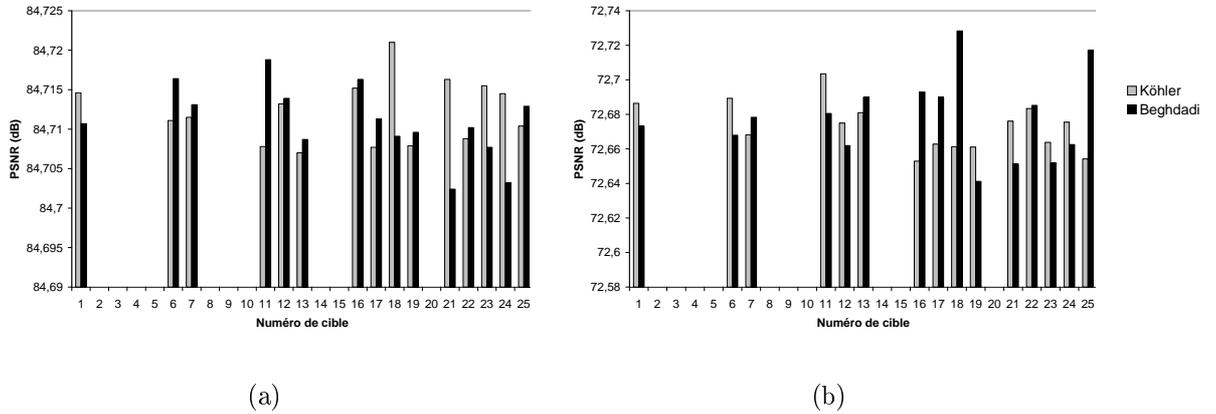


FIG. 10 – *PSNR* obtenu pour une taille de cible (a) $t = 20$ (b) $t = 5$ pixels et un bruit gaussien additif $\sigma = 2$.

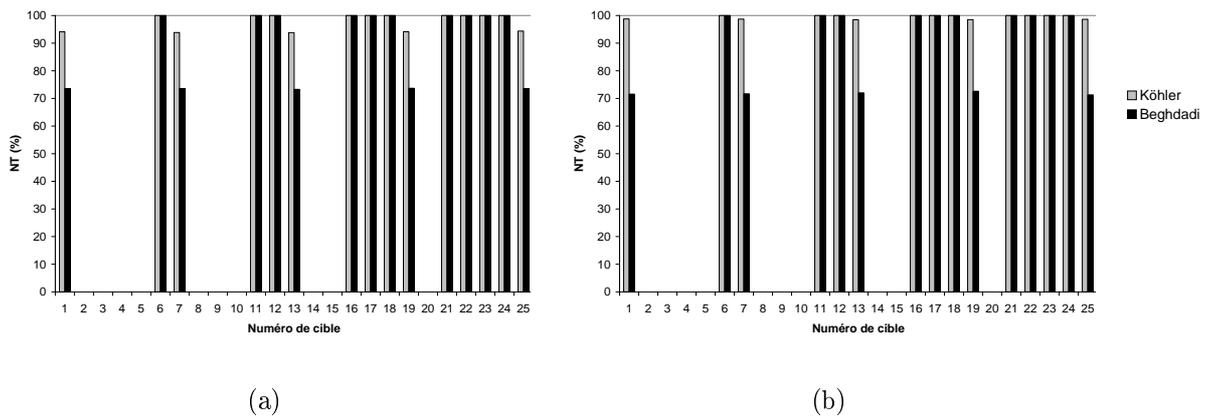


FIG. 11 – *Confiance normalisée* obtenue pour une taille de cible (a) $t = 20$ (b) $t = 5$ pixels et un bruit gaussien additif $\sigma = 2$.

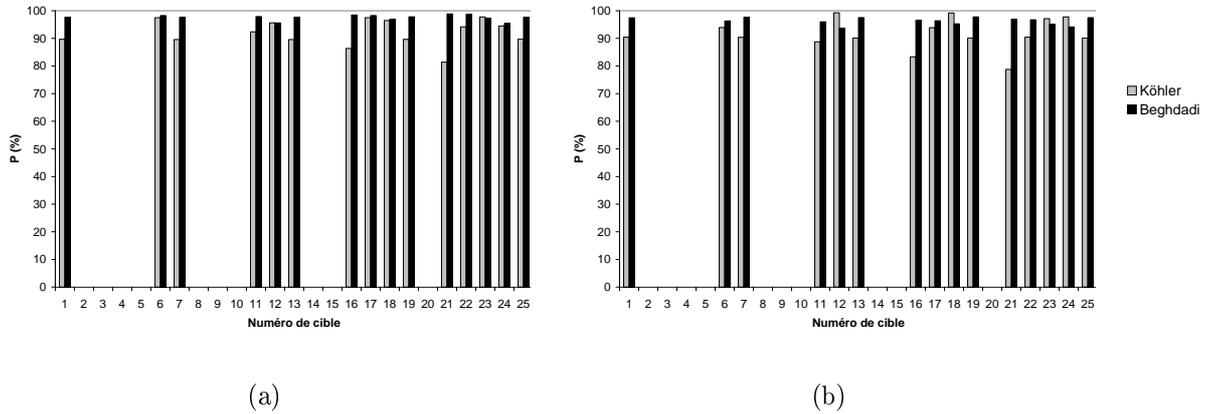


FIG. 12 – Précision obtenue pour une taille de cible (a) $t = 20$ (b) $t = 5$ pixels et un bruit gaussien additif $\sigma = 2$.

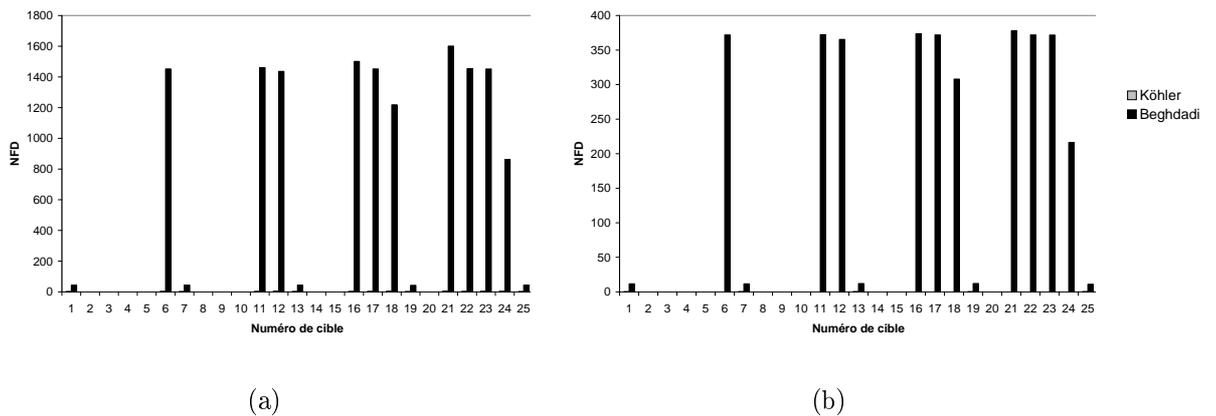


FIG. 13 – Taux de fausses détections obtenus pour une taille de cible (a) $t = 20$ (b) $t = 5$ pixels et un bruit gaussien additif $\sigma = 2$.

confiance et de fausses détections. Son avantage majeur, compte tenu de l'application envisagée, est d'être plus précise spatialement en terme de détection de contours.

4 Application à la mesure de distance de visibilité

La vision mono-caméra ne permet pas d'obtenir une estimation des distances sans contraintes fortes sur la scène (hypothèse d'un «monde plan», par exemple). Pour cette raison, nous nous sommes tournés vers une technique de stéréovision, car elle permet de retrouver l'information de distance par un procédé de triangulation. Par ailleurs, nous avons développé une technique performante de stéréovision permettant de localiser les objets situés au-dessus de la surface de la route [1].

A partir d'une paire d'images stéréoscopiques (Figs. 14a et b), celle-ci calcule tout d'abord une carte de disparité éparse par une technique simple de corrélation (Figs. 14c). Cette image de disparité contient nécessairement des erreurs d'appariement, d'où son inadéquation comme carte de profondeur. Or, pour tout point appartenant à un plan de la scène, l'expression analytique de leur disparité est une équation de droite, ce qui a pour conséquence que la représentation d'un plan de la scène dans l'espace disparité-ligne image, dit espace «v-disparité», est une droite. Ainsi, en représentant les points de l'image de disparité dans l'espace «v-disparité», le plan de la route est transformé en une droite oblique et les objets verticaux en segments verticaux (Fig. 14d). On peut ainsi plus facilement les détecter (Fig. 14e). Par la suite, en vérifiant si chaque point de la carte de disparité appartient à l'une ou l'autre des surfaces détectées précédemment, on construit une carte de disparité qui contient très peu de faux appariements (Fig. 14f). Au bilan, sur la carte de disparité finale figurent les obstacles et la carte de profondeur des contours détectés à la surface de la route.

C'est cette technique que nous avons exploitée dans le cadre de l'estimation de la distance de visibilité. Compte tenu de la structure de la carte de disparité construite, en balayant celle-ci de haut en bas, les objets rencontrés sur la surface de la route sont de plus en plus près du véhicule équipé. Par conséquent, la méthode développée consiste à balayer la carte de disparité de haut en bas à partir de la ligne d'horizon et à calculer le contraste associé à chaque pixel rencontré

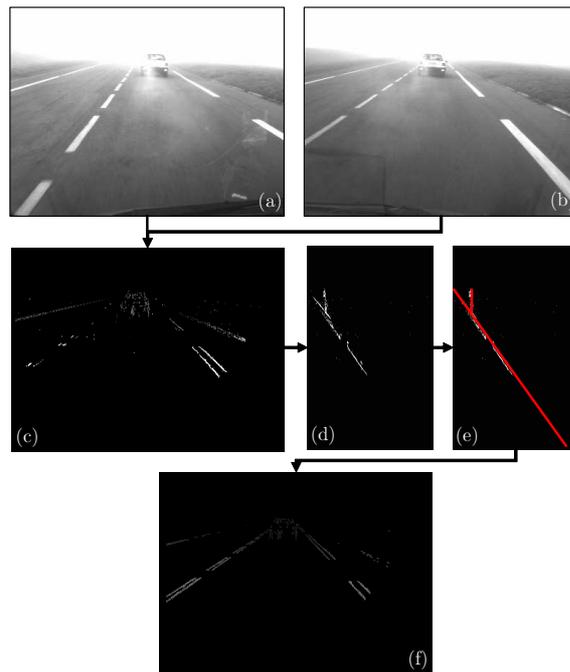


FIG. 14 – *Vue d'ensemble de la méthode stéréoscopique "v-disparité". (a) Image gauche; (b) Image droite; (c) Carte de disparité éparse calculée à partir de (a) et (b); (d) Image "v-disparité"; (e) Lignes extraites de l'image "v-disparité"; (f) carte de disparité améliorée.*

dont la disparité est connue. Dès que le contraste trouvé est supérieur à 5 %, le calcul s'arrête. La connaissance de la disparité permet de remonter à la distance au voisinage considéré et par là-même à la distance de visibilité mobilisée. Ainsi, on extrait la distance à l'objet le plus éloigné appartenant au plan de la route dont le contraste est supérieur à 5 %. L'ensemble du procédé a été breveté [11] et s'exécute en 60 ms sur la plate-forme RT-Maps [18] et un Pentium IV 2,4 GHz.

Nous présentons sur la Fig. 15 quelques exemples de résultats sous diverses conditions météorologiques. La distance de visibilité mobilisée est figurée par un simple trait horizontal. Sa valeur est fournie dans la légende.

5 Conclusion

Nous avons présenté un état de l'art sur la mesure de distance de visibilité. En particulier, nous avons introduit la notion de distance de visibilité météorologique. Partant de cette définition, nous avons construit les distances de visibilité mobilisée et mobilisable. Ceci nous a amené à proposer



FIG. 15 – Gauche: image originale et ligne horizontale représentative de la distance de visibilité mobilisée. Droite: primitives de contraste au sens de Weber supérieur à 5 % (a) Brouillard léger ($V_{mob} \approx 200$ m), (b) brouillard dense ($V_{mob} \approx 50$ m), (c) nuit ($V_{mob} \approx 250$ m), (d) pluie forte ($V_{mob} \approx 60$ m), (e) éblouissement ($V_{mob} \approx 40$ m).

une méthode générique de mesure de distance de visibilité par caméra embarquée très proche de la définition de la Commission Internationale de l'Éclairage. Celle-ci consiste à extraire la distance à l'objet le plus éloigné ayant un contraste supérieur à 5 %. De façon à pouvoir mettre en oeuvre cette méthode, nous avons présenté une technique de mesure des contrastes locaux supérieurs à 5 % au sens de de Weber adaptée à nos besoins. Notre méthode, inspirée de la technique de segmentation d'images de Köhler a été comparée aux méthodes de Beghdadi et Gordon à l'aide de différentes métriques que nous avons introduites. Notre technique, qui ne calcule les contrastes qu'au niveau des contours, ne commet pas de fausses détections et s'avère à la fois précise et robuste vis-à-vis du bruit présent dans le système imageur utilisé au sein du LIVIC. Les qualités de cette technique nous ont permis de la combiner à de la stéréovision pour en déduire la distance de visibilité mobilisée sur différentes images présentant des conditions météorologiques ou d'illumination dégradées.

Références

- [1] D. Aubert and R. Labayrade. Détection d'obstacles par stéréovision : l'approche « v-disparité ». *Annales des Télécommunications*, 60(3-4):299–325, Mars / Avril 2005.
- [2] A. Beghdadi and A. Le Negrate. Contrast enhancement technique based on the local detection of edges. *Computer Vision Graphics and Image Processing*, 46:162–174, 1989.
- [3] G.E.P. Box and M. E. Muller. A note on the generation of random normal deviates. *Annals of Mathematical Statistics*, 29:610–611, 1958.
- [4] C. Brusque and R. Hubert. La métrologie de la luminance par caméra CCD Étalonnage et qualification du système MELUSINE. *Bulletin des Laboratoires des Ponts et Chaussées*, (205):39–47, 1997.
- [5] C. Bush and E. Debes. Wavelet transform for analyzing fog visibility. *IEEE Intelligent Systems*, 13(6):66–71, Novembre/Décembre 1998.
- [6] V. Cavallo, M. Colomb, and J. Doré. La surestimation de la distance intervéhiculaire dans le brouillard. *Recherche Transports Sécurité*, (66):81–99, Janvier-Mars 2000.
- [7] T.N Cornsweet. *Visual perception*. Academic Press, 1970.

- [8] Commission Internationale de l'Éclairage. Vocabulaire international de l'Éclairage. (17.4), 1987.
- [9] R. Gordon and R.M. Rangayyan. Feature enhancement of film mammograms using fixed and adaptive neighborhoods. *Applied Optics*, 23(4):560–564, 1984.
- [10] N. Hautière and D. Aubert. Driving assistance: automatic fog detection and measure of the visibility distance. *ITS World Congress, Madrid, Spain*, November 2003.
- [11] N. Hautière, R. Labayrade, and D. Aubert. Dispositif de mesure de distance de visibilité. Brevet français No.0411061 soumis par LCPC/INRETS, octobre 2004.
- [12] R. Köhler. A segmentation system based on thresholding. *Graphical Models and Image Processing*, 15:319–338, 1981.
- [13] LCPC, editor. *bulletin des laboratoires des Ponts et Chaussées*, volume Hors série thématique : visibilité, Février 1993.
- [14] J.L. Mannos and D.J. Sakrison. The effects of visual fidelity criterion on the encoding of images. *IEEE Transactions on Information Theory*, IT-20(4):525–536, 1974.
- [15] A.A. Michelson. *Studies in Optics*. University of Chicago Press, 1927.
- [16] W.E.K. Middleton. *Vision through the atmosphere*. University of Toronto Press, 1952.
- [17] S. G. Narasimhan and S. K. Nayar. Contrast restoration of weather degraded images. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 25(6):713–724, Juin 2003.
- [18] F. Nashashibi, B. Steux, P. Coulombeau, and C. Laugeau. Rt-maps a framework for prototyping automotive multi-sensor applications. In *IEEE Intelligent Vehicles Symposium, Dearborn, MI, USA*, October 2000.
- [19] E. Peli. Contrast in complex images. *Journal of the Optical Society of America*, 7(10):2032–2040, 1990.
- [20] D. Pomerleau. Visibility estimation from a moving vehicle using the ralph vision system. *IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems*, pages 906–911, Novembre 1997.
- [21] G. Yahiaoui and P. Da Silva Dias. In board visibility evaluation for car safety applications: a human vision modelling based approach. *ITS World Congress, Madrid, Spain*, November 2003.