

Exploitation de l'effet d'atténuation des contrastes par l'atmosphère

LA DISTANCE DE VISIBILITÉ MÉTÉOROLOGIQUE est la traduction en termes de distance d'un paramètre physique de l'atmosphère : son coefficient d'extinction. Nous sommes parvenus à estimer celui-ci dans le chapitre 2 grâce à l'existence d'un point d'inflexion sur la courbe représentative de la loi de Koschmieder. Cette dernière étant spécifique au brouillard diurne, la méthode développée est a fortiori limitée à ce cas.

Ce chapitre propose une méthode générique avec un minimum d'hypothèses, capable d'estimer la distance de visibilité météorologique sous différentes conditions météorologiques, de jour comme de nuit. Mais, contrairement au chapitre 2 où le capteur était constitué d'une seule caméra, la méthode développée dans ce chapitre exploite un capteur stéréoscopique.

Pour construire notre nouvelle méthode, nous sommes partis de la remarque suivante. L'atmosphère peut très bien avoir le même coefficient d'extinction de jour et de nuit. Or, la perception que l'on peut avoir de la scène n'est pas du tout la même. Nous proposons donc dans ce chapitre de compléter la notion de distance de visibilité météorologique, insuffisante pour décrire correctement les conditions de visibilité, par l'estimation de la distance à l'objet le plus éloigné possédant un contraste suffisant par rapport à son fond. Nous sommes, ce faisant, toujours très proches de la définition de la CIE.

De manière naturelle, nous décomposons cette mesure en deux tâches. Tout d'abord, il faut mesurer le contraste dans la scène, de manière à discerner ce qui est visible de ce qui ne l'est pas. Le choix du seuil de contraste à considérer est explicité. Ensuite, ayant obtenu les primitives de contraste visibles, il faut estimer la distance à laquelle celles-ci se trouvent. Ces deux informations obtenues, il reste à voir comment il est possible de les combiner pour obtenir la distance de visibilité proposée.

Ainsi, le chapitre est organisé de la façon suivante : une première section présente notre nouvelle distance de visibilité, ainsi que le lien qui existe entre elle et la distance de visibilité météorologique. Une deuxième section présente une méthode originale de calcul des contrastes locaux dans les images. Puis, nous présentons un bref état de l'art sur la mesure de distance par vision artificielle de façon à pouvoir situer notre capteur stéréoscopique dans le contexte. Enfin, nous présentons notre technique de mesure de visibilité combinant notre estimation de distance et notre calcul de contraste local. Nous évaluons qualitativement cette méthode, ce qui permet de l'améliorer et de proposer une nouvelle approche plus riche. Finalement, les deux approches sont comparées.

3.1 Proposition d'une méthode générique

Dans l'introduction, nous avons proposé d'estimer la distance à l'objet le plus éloigné possédant un contraste par rapport à son fond. Nous appelons celle-ci, distance de « visibilité mobilisée ». Dans ce paragraphe, nous la définissons plus précisément et établissons le lien qui existe entre elle et la distance de visibilité météorologique. Pour cela, nous définissons la notion de « visibilité mobilisable ». Ce lien étant établi, nous détaillons les principes de notre méthode pour estimer la distance de visibilité mobilisée.

3.1.1 Distance de visibilité mobilisée, distance de visibilité mobilisable

Compte tenu de sa définition, la distance de visibilité mobilisée V_{mob} dépend de la scène routière, à savoir des objets qui sont effectivement présents sur celle-ci. Prenons l'exemple de la figure 3.1. Sur celle-ci, nous représentons de manière simplifiée une route plongée dans le brouillard. Sur la figure 3.1a, on suppose que l'objet visible le plus éloigné est l'extrémité du marquage routier (cela pourrait être le bord de la chaussée). Sur la figure 3.1b, le véhicule s'est déplacé et un nouveau marquage routier plus éloigné est maintenant visible. La visibilité mobilisée a augmenté entre les deux scènes, alors que la distance de visibilité météorologique V_{met} reste la même.

Nous définissons à présent une distance théorique, qui pour sa part ne dépend pas de la scène routière : c'est la distance de visibilité mobilisée de l'objet le plus éloigné que l'on aurait pu voir s'il avait existé dans la scène routière. Nous l'appelons distance de visibilité mobilisable V_{max} . Par définition, c'est une borne de l'ensemble des distances de visibilité mobilisées :

$$V_{max} \geq V_{mob} \quad (3.1)$$

Dans le cas de la figure 3.1, si un marquage supplémentaire avait existé à la distance V_{max} , il aurait été visible.

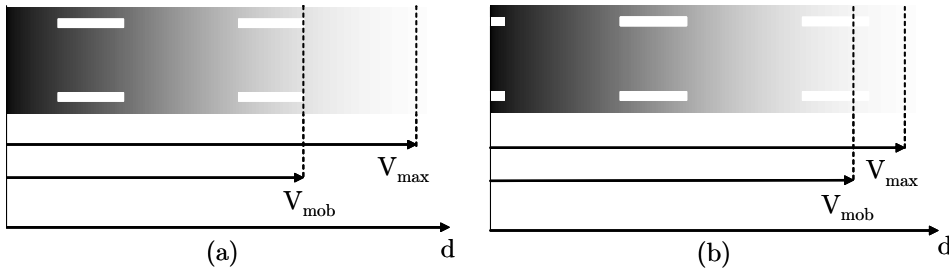


FIG. 3.1 – Exemples de distances de visibilité mobilisée et mobilisable.

3.1.2 Lien entre les distances de visibilité mobilisable et météorologique

Nous allons voir dans ce paragraphe le lien qui peut exister entre la distance de visibilité mobilisable et la distance de visibilité météorologique en nous focalisant sur les objets appartenant à la surface de la route.

Soit B l'objet le plus éloigné considéré comme visible. Nous avons défini ci-dessus la distance à cet objet comme la distance de visibilité mobilisée. Soient L_{n_0} et L_{b_0} les luminances intrinsèques de la route N (noire) et de l'objet B (blanc) et L_n et L_b leurs luminances à la distance d .

La loi de Koschmieder donne les variations théoriques de ces grandeurs en fonction de la distance d :

$$L_n = L_{n_0}e^{-kd} + L_f(1 - e^{-kd}) \quad (3.2)$$

$$L_b = L_{b_0}e^{-kd} + L_f(1 - e^{-kd}) \quad (3.3)$$

où L_f désigne comme précédemment la luminance du ciel à l'horizon.

Exprimons le contraste C_{BN} de B par rapport à N au sens de Weber (3.13) :

$$C_{BN} = \frac{\Delta L}{L} = \frac{(L_{b_0} - L_{n_0})e^{-kd}}{L_{n_0}e^{-kd} + L_f(1 - e^{-kd})} \quad (3.4)$$

En fonction des paramètres photométriques, du contraste C_{BN} et de la densité du brouillard k , nous donnons d , distance à laquelle un objet B est perçu avec le contraste C_{BN} :

$$d = -\frac{1}{k} \ln \left(\frac{C_{BN}L_f}{L_{b_0} - L_{n_0} + C_{BN}(L_f - L_{n_0})} \right) \quad (3.5)$$

C'est-à-dire la distance à laquelle un objet B est perçu avec un contraste de C_{BN} . Grâce à (1.13), nous pouvons exprimer cette grandeur en fonction de la distance de visibilité météorologique V_{met} :

$$d = -\frac{V_{met}}{3} \ln \left(\frac{C_{BN}L_f}{L_{b_0} - L_{n_0} + C_{BN}(L_f - L_{n_0})} \right) \quad (3.6)$$

De manière analogue à la CIE, nous pouvons fixer un seuil $\tilde{C}_{BN}$ en dessous duquel l'objet est considéré comme non visible. Comme pour le calcul de la distance de visibilité météorologique, 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 :

$$V_{max} = \max_{L_{b_0} \in]0, M]} -\frac{V_{met}}{3} \ln \left(\frac{\tilde{C}_{BN}L_f}{L_{b_0} + \tilde{C}_{BN}L_f} \right) \quad (3.7)$$

On admet que l'objet B baigne dans une ambiance lumineuse L_f , qu'il n'émet pas de lumière, mais qu'il réfléchit une partie de la luminance qu'il reçoit. De la sorte, on a nécessairement :

$$L_{b_0} \leq L_f \quad (3.8)$$

Nous en déduisons la valeur de V_{max} :

$$V_{max} = -\frac{V_{met}}{3} \ln \left(\frac{\tilde{C}_{BN}}{1 + \tilde{C}_{BN}} \right) \quad (3.9)$$

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

$$\tilde{C}_{BN} = \frac{1}{e^3 - 1} \quad (3.10)$$

$$\tilde{C}_{BN} \approx 0,052 \gtrsim 5 \% \quad (3.11)$$

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} . En d'autres termes, nous venons de montrer qu'un contraste de 5 % positif (objet noir sur fond clair) dans le cas de la loi de Koschmieder et qu'un contraste de 5 % négatif (objet clair sur route noire) amènent tous deux à une distance de visibilité 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. En revanche, la distance de visibilité mobilisée, 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.

3.1.3 Méthode proposée

Le paragraphe 3.1.1 nous a d'abord permis d'appréhender les notions de distance de visibilité mobilisée et mobilisable. Alors que la première dépend de la scène routière rencontrée, la deuxième dépend uniquement des conditions atmosphériques. Puis le paragraphe 3.1.2 nous a montré le lien qui existe entre la distance de visibilité météorologique définie par la CIE, et la distance de visibilité mobilisable définie précédemment. En particulier, nous avons calculé le seuil de contraste à considérer pour que les deux distances soient égales, à savoir 5 %.

Par conséquent, nous proposons d'estimer la distance de visibilité mobilisée en recherchant l'objet le plus éloigné ayant un contraste d'au moins 5 %. Ce processus se décompose naturellement en deux tâches. La première phase est le calcul des contrastes dans l'image et la sélection de ceux supérieurs à 5 %. La deuxième phase est l'estimation de la profondeur des primitives détectées et la sélection de celle qui est la plus éloignée. Il reste ensuite à combiner les deux informations pour obtenir la distance de visibilité mobilisée.

3.2 Recherche des primitives ayant un contraste supérieur à 5 %

La mesure de contraste à développer doit être précise, car elle ne doit détecter que les contrastes supérieurs ou égaux à 5 %. Elle doit être rapide, compte tenu de l'application à caractère temps réel envisagée, mais aussi peu sensible à la présence de bruit dans l'image. Enfin, elle doit être adaptée à la formulation locale du contraste entre deux objets retenue par la CIE pour la définition de la distance de visibilité météorologique.

Dans un premier temps, nous allons dresser un état de l'art de différentes définitions et techniques de calcul du contraste. Dans un deuxième temps, nous allons proposer notre propre méthode de calcul du contraste, dérivée d'une méthode bien connue de segmentation d'images et expliquer en quoi celle-ci remplit le cahier des charges défini précédemment.

3.2.1 État de l'art

Il existe de nombreuses définitions du contraste. L'un des plus connus, le contraste de Michelson [Michelson, 1927] a été introduit 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} .

$$C^M = \frac{L_{max} - L_{min}}{L_{max} + L_{min}} \quad (3.12)$$

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 [Cornsweet, 1970] 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.

$$C^W = \frac{\Delta L}{L} \quad (3.13)$$

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 CIE.

Ces définitions sont de bons estimateurs du contraste perçu pour les classes de stimuli mentionnées 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 les méthodes locales que s'est portée notre attention.

D'autres définitions du contraste adaptées à l'œil humain existent en mesure de qualité d'images [Daly, 1993] [Mannos et Sakrison, 1974] [Peli, 1990] [Tamtouji et Aboutajdine, 2003]. Beaucoup d'entre elles cherchent à modéliser la réponse fréquentielle du système visuel humain par une fonction de sensibilité au contraste. Cependant, une telle modélisation suppose de connaître la fréquence spatiale des objets rencontrés et par là-même leur profondeur dans la scène. Sans hypothèse sur la nature de la scène traitée, comme l'hypothèse d'un monde plan (cf. [Yahiaoui et Da Silva Dias, 2003]), une telle modélisation est peu réaliste. De même l'emploi d'une technique multi-échelle de type ondelettes [Vanderghyest *et al.*, 2000] paraît peu adaptée à notre objectif qui est avant tout de mesurer le contraste localement dans l'image.

Dans le modèle LIP, Logarithmic Image Processing (cf. annexe C), Jourlin [Jourlin et Pinoli, 2001] définit la notion de contraste logarithmique valable en lumière transmise entre deux points (x, y) et (x', y') d'une image f . Il est parmi les premiers à avoir défini la notion de contraste local.

$$C_{(x,y)(x',y')}(f) = \max[f(x, y), f(x', y')] \triangle \min[f(x, y), f(x', y')] \quad (3.14)$$

soit encore :

$$C_{(x,y)(x',y')}(f) = \frac{M|f(x, y) - f(x', y')|}{M - \min(f(x, y), f(x', y'))} \quad (3.15)$$

où M est la valeur maximale de niveau de gris dans l'échelle considérée.

La méthode de Gordon [Gordon et Rangayyan, 1984] définit également la notion de contraste local. Celle-ci calcule le contraste de Michelson entre les niveaux de gris moyens de deux régions. Beghdadi [Beghdadi et Le Negrate, 1989] 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.

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.

3.2.2 Formulations locales du contrastes

À l'instar de Jourlin, les formules de contraste de Michelson et de Weber peuvent être appliquées localement entre deux points (x, y) et (x', y') .

Pour le contraste de Michelson, cela donne :

$$C_{(x,y)(x',y')}(f) = \frac{|f(x, y) - f(x', y')|}{f(x, y) + f(x', y')} \quad (3.16)$$

Cependant, la formule de Michelson a tendance à sous-évaluer le contraste d'un facteur deux. En effet, elle calcule le rapport entre la différence de luminance de deux points et le double de leur luminance médiane, ce qui n'a que peu de sens physique car elle pondère beaucoup plus les niveaux de gris élevés.

Dans le modèle LIP, l'échelle de gris est inversée par rapport à la convention habituelle. En se ramenant à la convention classique et en exprimant le contraste logarithmique comme un pourcentage, on peut montrer que le contraste logarithmique est la version locale entre deux points quelconques de la formulation globale de Weber. C'est cette formulation locale logarithmique que nous avons adoptée par la suite :

$$C_{(x,y)(x',y')}(f) = \frac{|f(x, y) - f(x', y')|}{\max(f(x, y), f(x', y'))} \quad (3.17)$$

3.2.3 Méthodes de Gordon et de Beghdadi

Soient X_1 et X_2 les niveaux de gris moyens dans les régions carrées R_1 et R_2 de tailles respectives m et $3m$ impaires centrées sur le point de mesure du contraste, le pixel X_{kl} (cf. figure 3.2a).

Gordon définit alors le contraste par :

$$C_{kl} = \frac{|X_1 - X_2|}{X_1 + X_2} \quad (3.18)$$

De son côté, Beghdadi considère une fenêtre carrée W_{kl} de taille m impaire centrée sur le pixel X_{kl} (cf. figure 3.2b). Il définit le contraste par :

$$C_{kl} = \frac{|X_{kl} - \bar{E}_{kl}|}{X_{kl} + \bar{E}_{kl}} \quad (3.19)$$

où le seuil $\bar{E}_{kl}$ est construit de la manière suivante :

$$\bar{E}_{kl} = \frac{\sum_{(i,j) \in W_{kl}} \Delta_{ij} \cdot X_{ij}}{\sum_{(i,j) \in W_{kl}} \Delta_{ij}} \quad (3.20)$$

avec $\Delta_{ij} = |X_{ij} - \bar{X}|$ et $\bar{X}$ le niveau de gris moyen des huit plus proches voisins de X_{ij} .

Ces deux méthodes sont facilement adaptables à une formulation logarithmique du contraste en remplaçant (3.18) et (3.19) par leurs variantes logarithmiques. C'est ce que nous avons fait pour comparer ces techniques à celle que nous présentons maintenant.

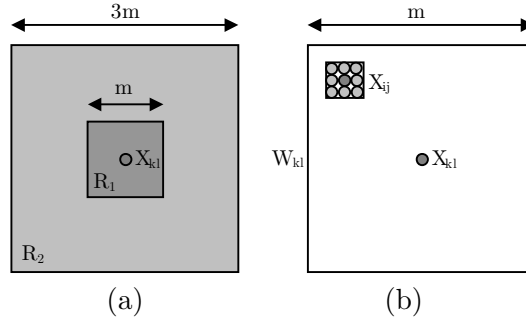


FIG. 3.2 – Voisinages de calcul du contraste local employés par (a) Gordon et (b) Beghdadi.

3.2.4 Mesurer le contraste avec la méthode de segmentation d'images de Köhler

Principe

La méthode de segmentation d'images de Köhler [Köhler, 1981] 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. figure 3.6) et d'autre part, si la condition (3.21) est respectée.

$$\min(f(x), f(x_1)) \leq s < \max(f(x), f(x_1)) \quad (3.21)$$

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 $C_{x, x_1}(s)$.

$$C_{x, x_1}(s) = \min(|s - f(x)|, |s - f(x_1)|) \quad (3.22)$$

On réalise (3.23), le contraste moyen associé à $F(s)$ et on retient pour optimal le seuil s_0 vérifiant l'équation (3.24), c'est-à-dire le seuil présentant le meilleur contraste moyen, le long de la frontière associée.

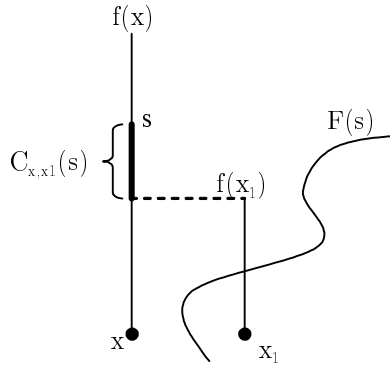


FIG. 3.3 – Principe de la méthode de Köhler.

$$C(s) = \frac{1}{\text{card}(F(s))} \sum_{(x,x_1) \in F(s)} C_{x,x_1}(s) \quad (3.23)$$

$$C(s_0) = \max_{s \in [0,255]} C(s) \quad (3.24)$$

Au lieu d'utiliser cette méthode pour binariser les images, nous proposons d'exploiter celle-ci pour mesurer le contraste localement dans les images (cf. figure 3.3). Le contraste évalué sera simplement égal à $2C(s_0)$ le long de la frontière associée à s_0 . Autrement dit, le contraste sera supérieur à 5 %, si et seulement si $2C(s_0)$ est supérieur à 5 %, ce qui nous permet de seuiller le contraste au niveau souhaité.

Méthode robuste au bruit

La méthode originale de Köhler est robuste au bruit. Supposons que le bruit des caméras soit gaussien (hypothèse confirmée en 3.2.6 pour les caméras du LIVIC). Considérons alors deux distributions gaussiennes de moyennes L_1 et L_2 , et d'écart-types σ_1 et σ_2 . On peut montrer que tant que les deux distributions de points ne s'intersectent pas, le seuil s_0 trouvé par la méthode de Köhler est le suivant :

$$s_0 = \frac{L_1 + L_2}{2} + 3 \frac{\sigma_1 - \sigma_2}{2} \quad (3.25)$$

Le seuil trouvé minimise le bruit en soustrayant les écart-types des distributions. Si l'on suppose, en outre, que les deux distributions ont le même écart-type, le résultat est celui en l'absence de bruit, à équidistance des deux distributions.

Cette propriété est conservée en changeant la formule de contraste local initiale de Köhler pour une formulation logarithmique. La figure 3.4 illustre cette propriété. Les figures 3.4a et 3.4b 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 pointillée horizontale est le même. C'est celui qui donne un contraste maximal (cf. figures 3.4c et 3.4d).

En revanche, si les deux distributions s'intersectent, i.e. si $\max(3\sigma_1, 3\sigma_2) > \frac{L_2 - L_1}{2}$, la méthode de Köhler n'est plus valide.

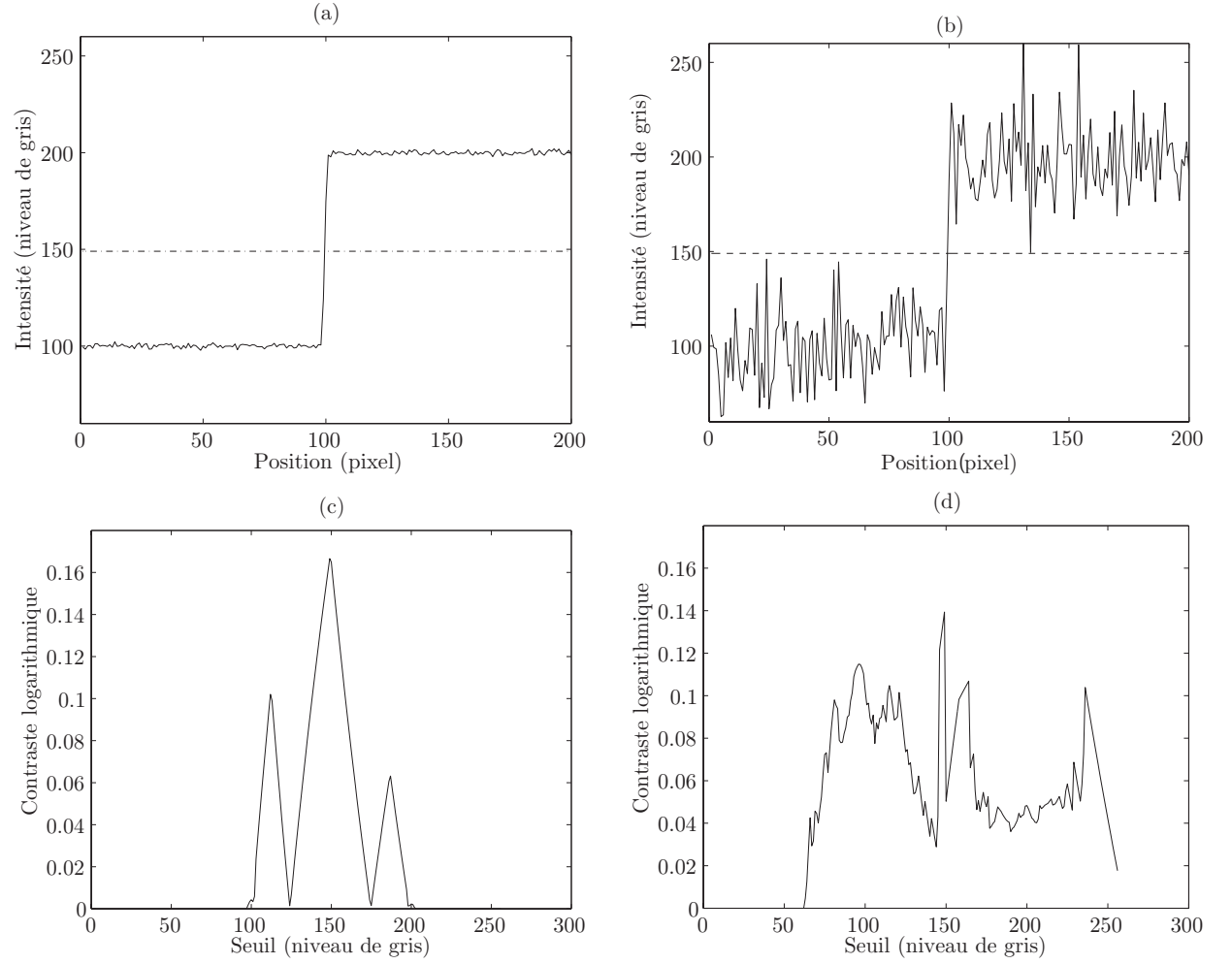


FIG. 3.4 – Robustesse de la méthode de Köhler adaptée au contraste logarithmique. Contour unidimensionnel perturbé par un bruit gaussien (a) $\sigma = 1$ (b) $\sigma = 17$. La ligne pointillée représente le seuil optimal trouvé. La courbe du contraste mesuré sur le profil pour chaque seuil est représentée en (c) $\sigma = 1$ et (d) $\sigma = 17$.

3.2.5 Adaptation de la méthode de Köhler à nos besoins

Nous venons de présenter comment il est possible de se servir de la méthode de Köhler pour calculer le contraste de manière robuste par rapport au bruit. Il nous faut maintenant adapter cette méthode à nos besoins en terme d'adaptativité, de définition du contraste et de temps de calcul.

Seuillage adaptatif des fenêtres d'analyse

La méthode originale de Köhler est globale sur l'image. Or, 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. Le seuil optimal s_0 varie donc également avec la distance. C'est pourquoi nous balayons l'image à l'aide d'une fenêtre glissante de taille impaire au sein de laquelle nous appliquons la méthode de Köhler. De fait, cette dernière est rendue adaptative. 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.

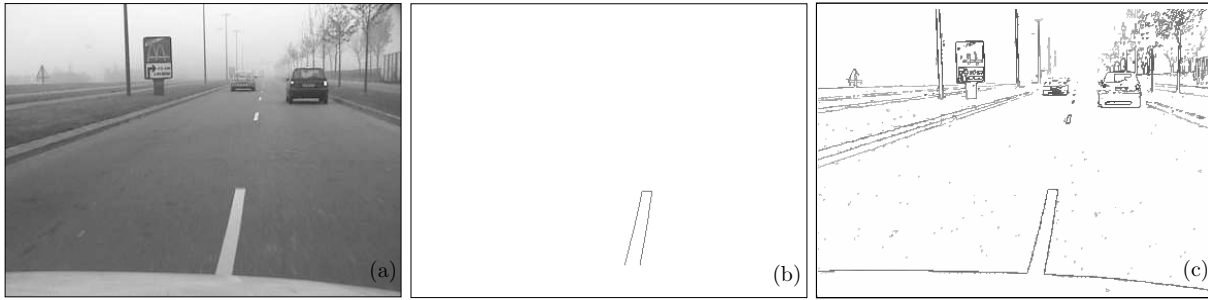


FIG. 3.5 – Intérêt du balayage de l'image par fenêtres glissantes. (a) Image originale. (b) Sans balayage, le contraste détecté est celui de l'objet le plus grand et le plus contrasté. (c) Le balayage permet à la méthode de Köhler de s'adapter au contenu de chaque fenêtre d'analyse. Les détails contrastés de l'image sont détectés.

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 remplacer l'équation 3.22 par l'équation 3.26 ou 3.27, obtenues en adaptant les différentes formules de contraste vues précédemment. On peut citer :

- Le contraste de Michelson :

$$C_{x,x_1}(s) = \min \left(\frac{|s - f(x)|}{s + f(x)}, \frac{|s - f(x_1)|}{s + f(x_1)} \right) \quad (3.26)$$

- Le contraste logarithmique :

$$C_{x,x_1}(s) = \min \left(\frac{|s - f(x)|}{\max(s, f(x))}, \frac{|s - f(x_1)|}{\max(s, f(x_1))} \right) \quad (3.27)$$

Méthode rapide

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. Une première amélioration consiste à diminuer le nombre de seuil considéré en recherchant les intensités minimale et maximale dans la fenêtre. 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. figure 3.6) 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.

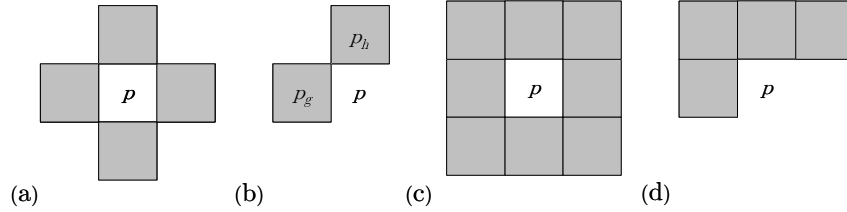


FIG. 3.6 – Voisinages au sens (a) V_4 , (b) V_4^* , (c) V_8 et (d) V_8^* d'un pixel

La dernière amélioration majeure consiste à calculer 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, il suffit de regarder l'image adéquate. De cette manière, la méthode 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.

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

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

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

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

	Temps de calcul en secondes (ratio temps calcul original / évalué)			
Taille voisinage (nombre de pixels)	Calcul original	Minimisation nombre de seuils	Précalcul images MIN-MAX	Minimisation + Précalcul
2	14,1s (1)	2,2 (6,4)	3,4 (4,1)	1 (14,1)
8	10,3s (1)	2,6 (4)	2 (5,1)	0,83 (12,4)
16	8,3s (1)	3 (2,75)	1,7 (4,9)	0,81 (10,2)

TAB. 3.1 – Temps de calcul des contrastes supérieurs à 5 % sur l'image 3.5a 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.

Le tableau 3.1 montre l'intérêt des optimisations algorithmiques précédemment décrites. Le gain en temps de calcul est supérieur à 10 pour les tailles de voisinages couramment considérées.

3.2.6 Comparaison des méthodes de calcul du contraste local

Principe

Nous avons présenté dans le paragraphe précédent comment nous avons modifié la méthode de segmentation d'images de Köhler pour mesurer le contraste logarithmique dans les images. Naturellement, nous avons cherché à comparer notre méthode à celles de Beghdadi [Beghdadi et Le Negrate, 1989] et de Gordon [Gordon et Rangayyan, 1984](cf. figure 3.7).

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.

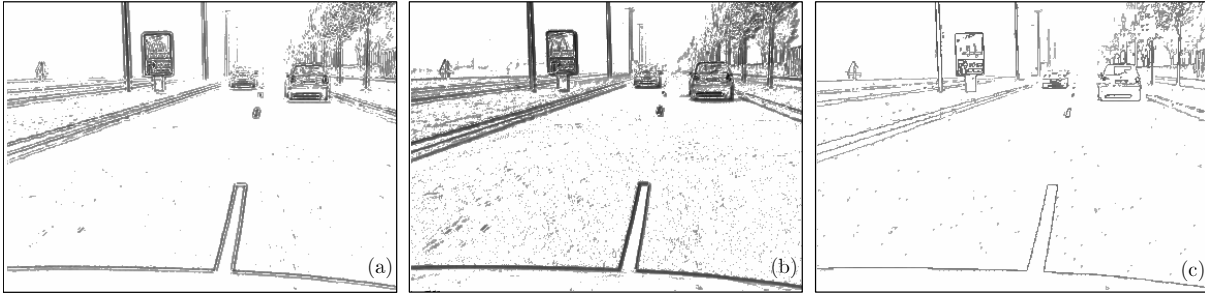


FIG. 3.7 – Exemple de contraste calculé par (a) méthode de Gordon (b) Beghdadi (c) méthode modifiée de Köhler.

Mesure et modélisation du bruit de notre système imageur

Les divers bruits générés par un système CCD peuvent être subdivisés en trois catégories [Buil, 1998] :

1. Les bruits intrinsèques, produits par la chaîne de détection : le CCD, les divers étages d'amplification, les circuits électroniques du système, le numériseur,...
2. Les bruits externes, principalement le bruit de signal,
3. Les bruits de traitement numérique des images.

Compte tenu des diverses natures et sources de bruit, quantifier le niveau final de bruit produit par un capteur est un problème. Seule la combinaison adéquate des divers bruits élémentaires permet de remonter à la performance de l'instrument. On peut tout de même montrer que si nous avons n sources de bruit, le niveau de bruit résultant σ_t est égal à la racine carrée de la somme quadratique des termes d'erreurs :

$$\sigma_t = \sqrt{\sigma_1^2 + \sigma_2^2 + \dots + \sigma_n^2} \quad (3.28)$$

Néanmoins, tout ceci n'est vrai que si les bruits sont décorrélés, ce que nous avons supposé dans la suite du paragraphe.

Actuellement, les caméras CCD 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.

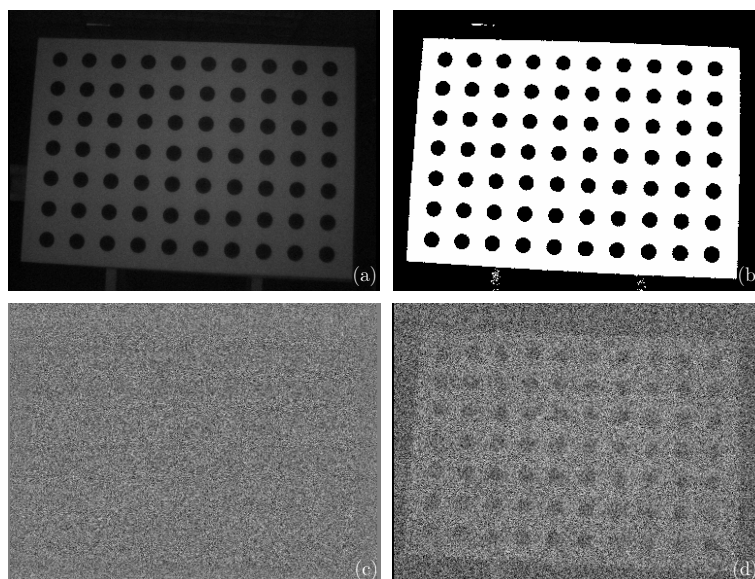


FIG. 3.8 – Mise en évidence du bruit sur les caméras du LIVIC. (a) Image originale et (b) binarisée (seuil 128). (c) Bruit relatif (histogramme normalisé) et (d) puissance du bruit (histogramme normalisé) mesurés.

Nous avons évalué le bruit en moyennant la différence entre deux images successives (figure 3.8c) et nous avons tracé l'histogramme de cette image sur la figure 3.9. Cela nous permet d'affirmer que le bruit de la caméra est gaussien, ce qui confirme l'hypothèse émise au paragraphe 3.2.4.

La puissance du bruit mesuré (figure 3.8d) nous montre 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-type de l'ordre de 1,4 niveau de gris pour la classe noire de la mire et de 1,7 pour la classe blanche. Par la suite, nous considérerons donc un bruit gaussien d'écart-type moyen de 2 niveaux de gris dans nos simulations.

Paramètres de simulation

Paramètres liés aux cibles Les cibles sont constituées chacune de trois franges noires verticales sur fond blanc (cf. figure 3.10). Ces cibles sont entièrement définies par le paramètre de taille t . Nous considérons dans les tests réalisés deux tailles différentes : $t = 20$ pixels et $t = 5$ pixels.

Il serait possible de considérer par la suite des orientations ou des géométries de cibles différentes.

Paramètres liés au brouillard Les cibles sont plongées dans un brouillard de densité k . La luminance de ciel est notée L_f . Dans ces conditions, les luminances L_n et L_b des franges noires et blanches (luminances intrinsèques L_{n_0} et L_{b_0}) des cibles sont données par la loi de Koschmieder.

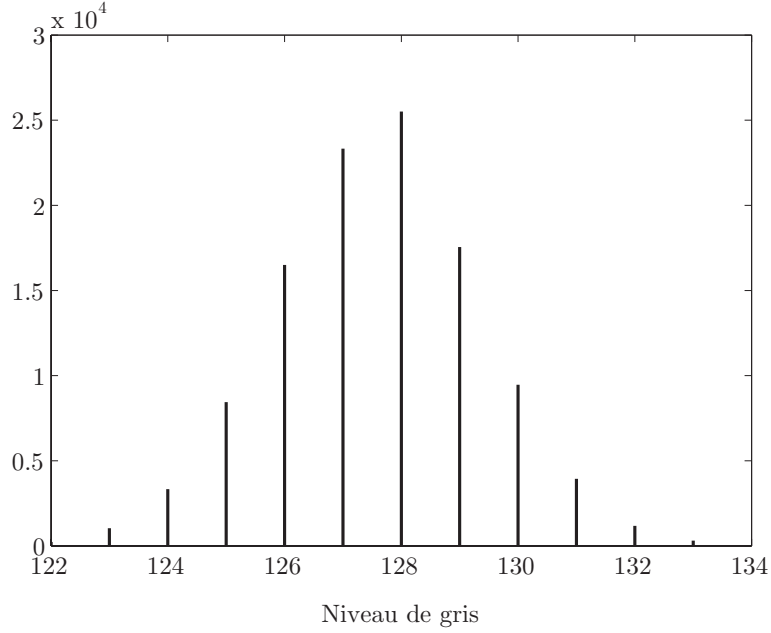


FIG. 3.9 – Histogramme du bruit mesuré sur la caméra.

$$L_n = L_{n_0}e^{-kd} + L_f(1 - e^{-kd}) \quad (3.29)$$

$$L_b = L_{b_0}e^{-kd} + L_f(1 - e^{-kd}) \quad (3.30)$$

Nous calculons le contraste sur des cibles simulées (cf. figure 3.11) placées à différentes distances d pour différentes densités de brouillard k . Nous calculons ces dernières de telle sorte que sur la diagonale du tableau de la figure 3.11, $d = \frac{3}{k}$.

Paramètres liés au calcul de contraste Nous cherchons à évaluer le contraste au sens logarithmique sur ces cibles. Nous ne cherchons pas à mesurer l'influence de la taille des fenêtres d'analyse des méthodes testées. 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 $m = 3$ dans les deux cas.

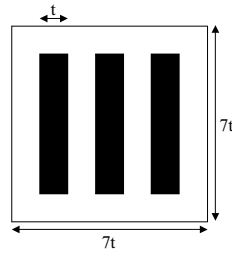


FIG. 3.10 – Cible virtuelle utilisée

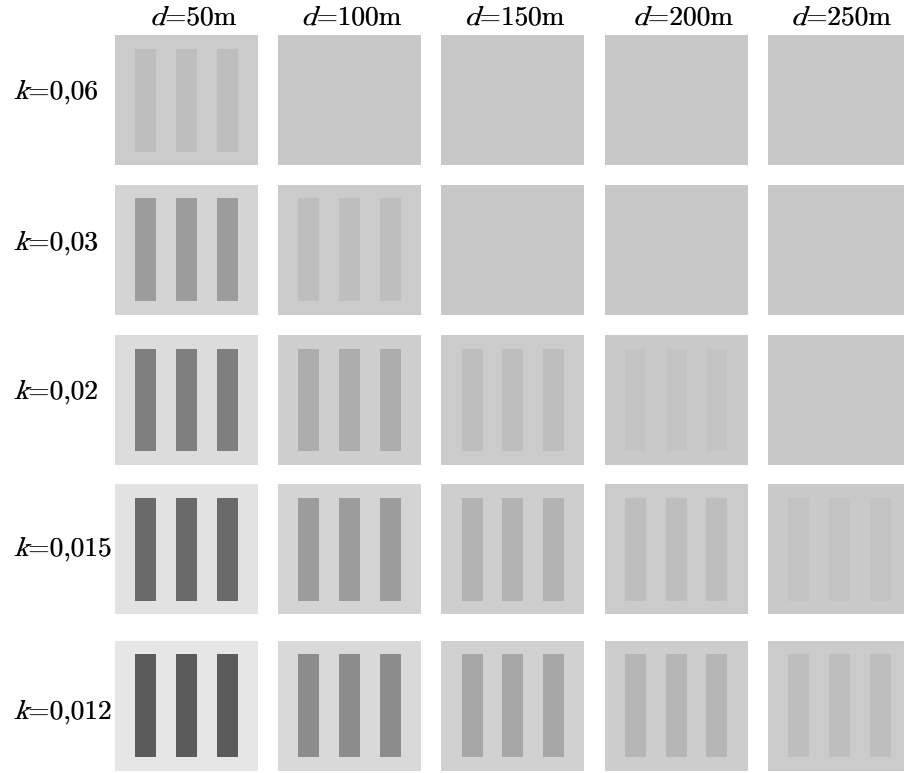


FIG. 3.11 – Atténuation du contraste sur des cibles à différentes distances d plongées dans des brouillards de densité k variable. Les cibles sont numérotées de 1 à 25 de gauche à droite et de haut en bas.

Paramètres liés à la dégradation des images Nous dégradons les images en leur ajoutant du bruit gaussien avec un écart-type de deux niveaux de gris. Ultérieurement, nous pourrions rendre les images floues (flou gaussien, flou de bougé) pour tenir compte des contraintes des caméras embarquées.

Critères d'évaluation

Robustesse au bruit Nous cherchons à comparer 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 . Les métriques que nous employons pour évaluer la robustesse au bruit des algorithmes sont des plus classiques dans le domaine de la qualité d'images, à savoir MSE « Mean Square Error » et $PSNR$ « Peak Signal to Noise Ratio ».

$$MSE = \frac{1}{49t^2} \sum_{i=1}^{7t} \sum_{j=1}^{7t} \left(f_c(i, j) - \tilde{f}_c(i, j) \right)^2 \quad (3.31)$$

$$PSNR = 10 \log_{10} \frac{255^2}{MSE} \text{ (dB)} \quad (3.32)$$

Confiance sur la détection Pour évaluer la confiance T que nous avons sur la détection d'une cible considérée comme visible, nous comptons le nombre de points détectés ayant un contraste supérieur à 5 % sur l'ensemble des fenêtres de calculs V_i contenues sur la cible considérée f .

Cette confiance T est ramenée à un pourcentage NT en la rapportant au nombre de points de contour de la cible. Ceci normalise la confiance vis à vis de la taille de la cible :

$$T = \sum_{V_i \in f} \text{card } F_i(s_{opt_i}) \quad (3.33)$$

$$NT = T/36t \quad (3.34)$$

Dans cette formule, nous assimilons le nombre de points détectés ayant un contraste supérieur à 5 % au nombre de points appartenant à la frontière optimale. Ce n'est qu'une approximation, car ce n'est qu'une condition nécessaire. Pour calculer le cardinal réel de l'ensemble, il faudrait vérifier, pour chaque couple de pixels appartenant à la frontière correspondant au seuil optimal, que son contraste est bien supérieur à 5 %. La différence étant minime et ayant un coût calculatoire élevé, nous ne le faisons pas et binarisons simplement le voisinage à l'aide du seuil optimal trouvé.

En outre, cela sert uniquement à visualiser le calcul de contraste. Cette approximation n'aura plus lieu d'être quand on calculera la distance de visibilité, car on ne fait que calculer le contraste. En effet, on ne visualise pas les pixels ayant un contraste supérieur à 5 %.

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 .

$$C = \frac{(L_{b_0} - L_{n_0})e^{-kd}}{L_{b_0}e^{-kd} + L_f(1 - e^{-kd})} \quad (3.35)$$

Pour mesurer la précision, nous proposons de calculer la moyenne $\tilde{C}$ du contraste mesuré sur les contours de la cible sur l'ensemble des n fenêtres de calcul V_i . Pour la méthode de Köhler, $\tilde{C}$ s'exprime ainsi :

$$\tilde{C} = \frac{1}{n} \sum_{V_i \in f} C_i(s_{opt_i}) \quad (3.36)$$

Finalement, avec ces notations, la précision P peut s'exprimer de la manière suivante :

$$P = \frac{|C - \tilde{C}|}{C} \quad (3.37)$$

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.

Résultats

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 figure 3.11 (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 obtenue par Köhler ne comporte pas de fausses détections. Ces résultats sont bien visibles sur la figure 3.12.

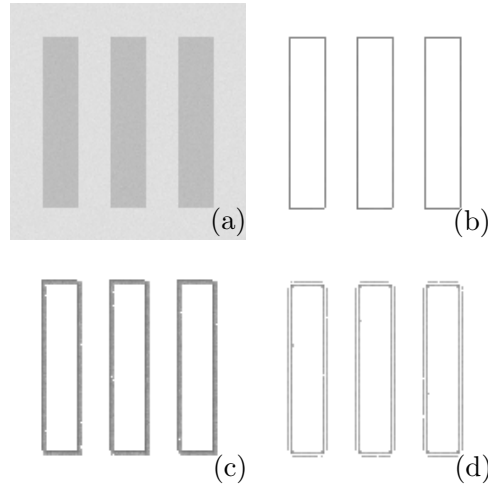


FIG. 3.12 – Détection du contraste sur une cible par les différentes méthodes. (a) Mire avec $t = 20$ $\sigma = 2$ $k = 0,02$ $d = 100$ m (b) Résultat obtenu par la méthode de Köhler modifiée, (c) Beghdadi, (d) Gordon.

Évaluation 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 3.2.6).

En présence de bruit, à la vue des critères MSE et $PSNR$ (figures 3.13 et 3.14), les méthodes de Köhler modifiée et de Beghdadi semblent faire jeu égal. Aucune des deux méthodes ne semble se détacher réellement. Les valeurs de MSE sont très petites, ce qui tend à prouver la robustesse au bruit des deux approches. Les valeurs de $PSNR$ en sont d'autant plus grandes.

La méthode de Köhler a une confiance (figure 3.15) 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 % (figure 3.16). 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 3.2.6).

Par contre, outre cette explication, la méthode de Beghdadi commet également un certain nombre de fausses détections liées à la présence de bruit (figure 3.17). La méthode de Köhler en commet très peu.

Bilan

Les critères de sensibilité au bruit ont montré que les deux méthodes sont pareillement robustes. De même, les deux méthodes font jeu égal en termes de précision de mesure du contraste, même si la méthode de Beghdadi semble faire un peu mieux sur les valeurs élevées de contraste. Or, l'enjeu, dans notre application, se situe dans les faibles valeurs de contraste. Cela ne pose donc pas un problème majeur. Notre méthode, inspirée de Köhler, fait mieux que celle de Beghdadi en termes de confiance et de fausses détections. Son avantage majeur, compte tenu de l'application envisagée, est de commettre moins de fausses détections et donc d'être plus précise spatialement en termes de détection de contours.

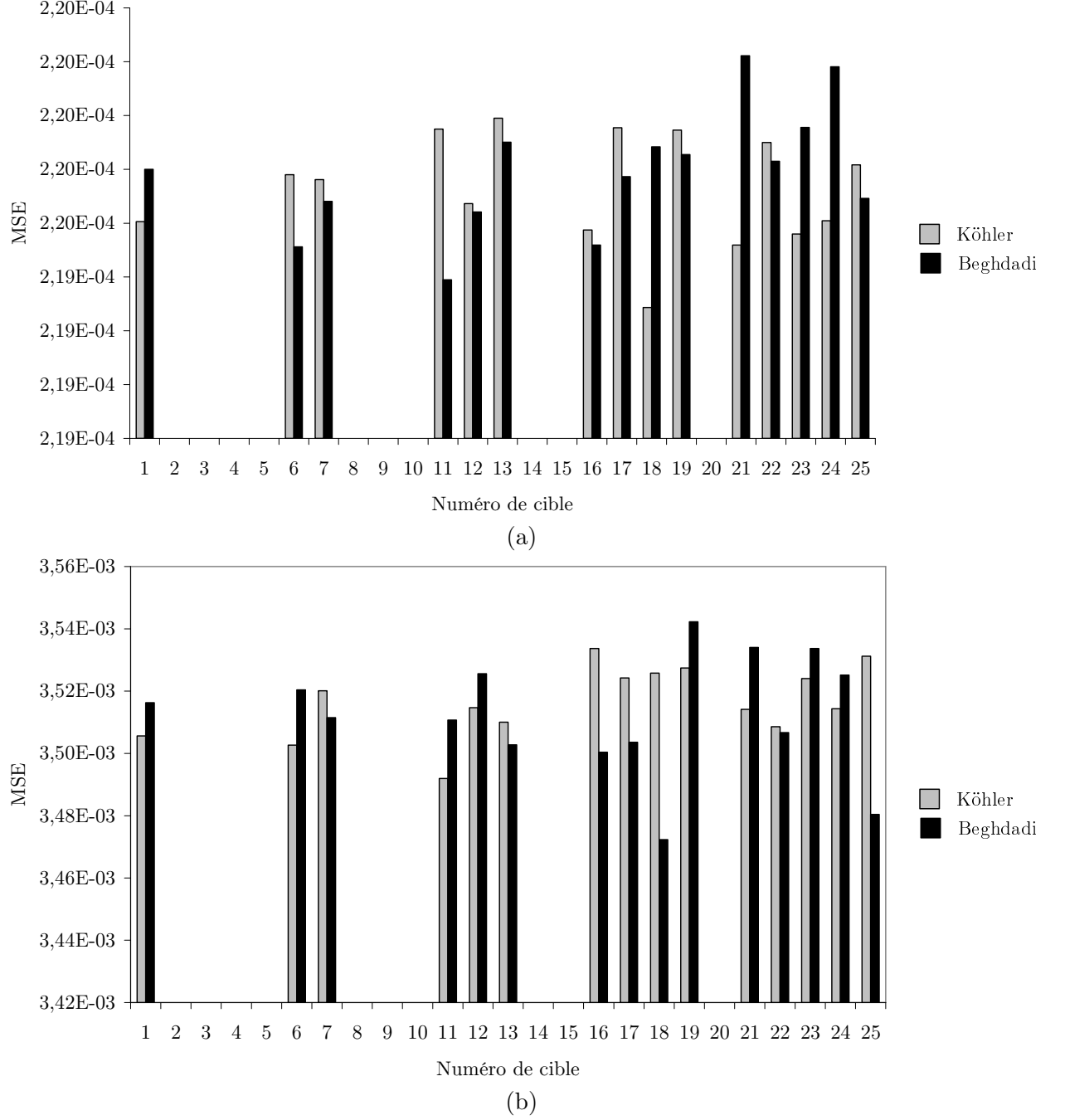


FIG. 3.13 – MSE obtenue pour une taille de cible (a) $t = 20$, (b) $t = 5$ pixels et un bruit gaussien additif $\sigma = 2$.

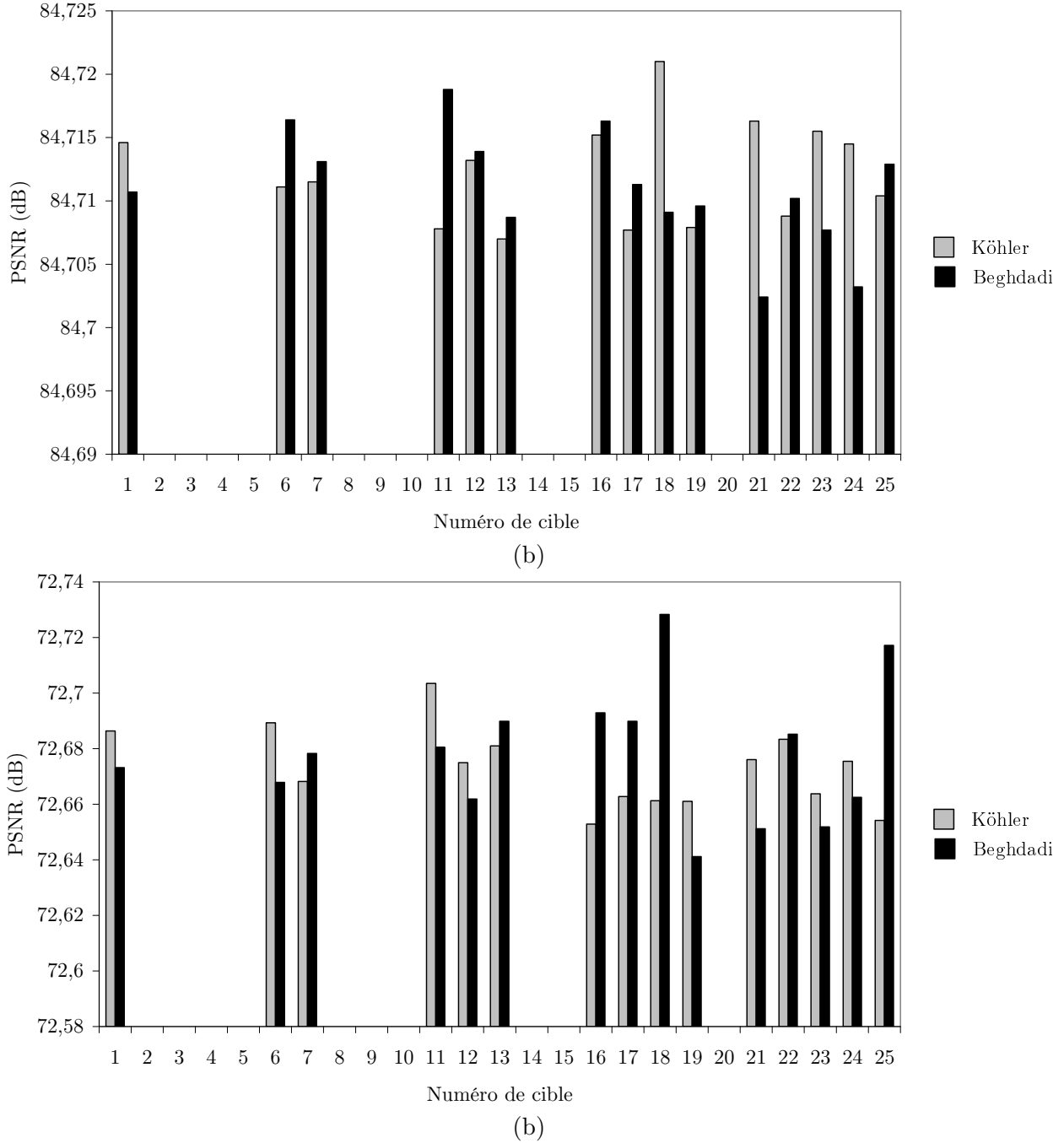


FIG. 3.14 – PSNR obtenu pour une taille de cible (a) $t = 20$, (b) $t = 5$ pixels et un bruit gaussien additif $\sigma = 2$.

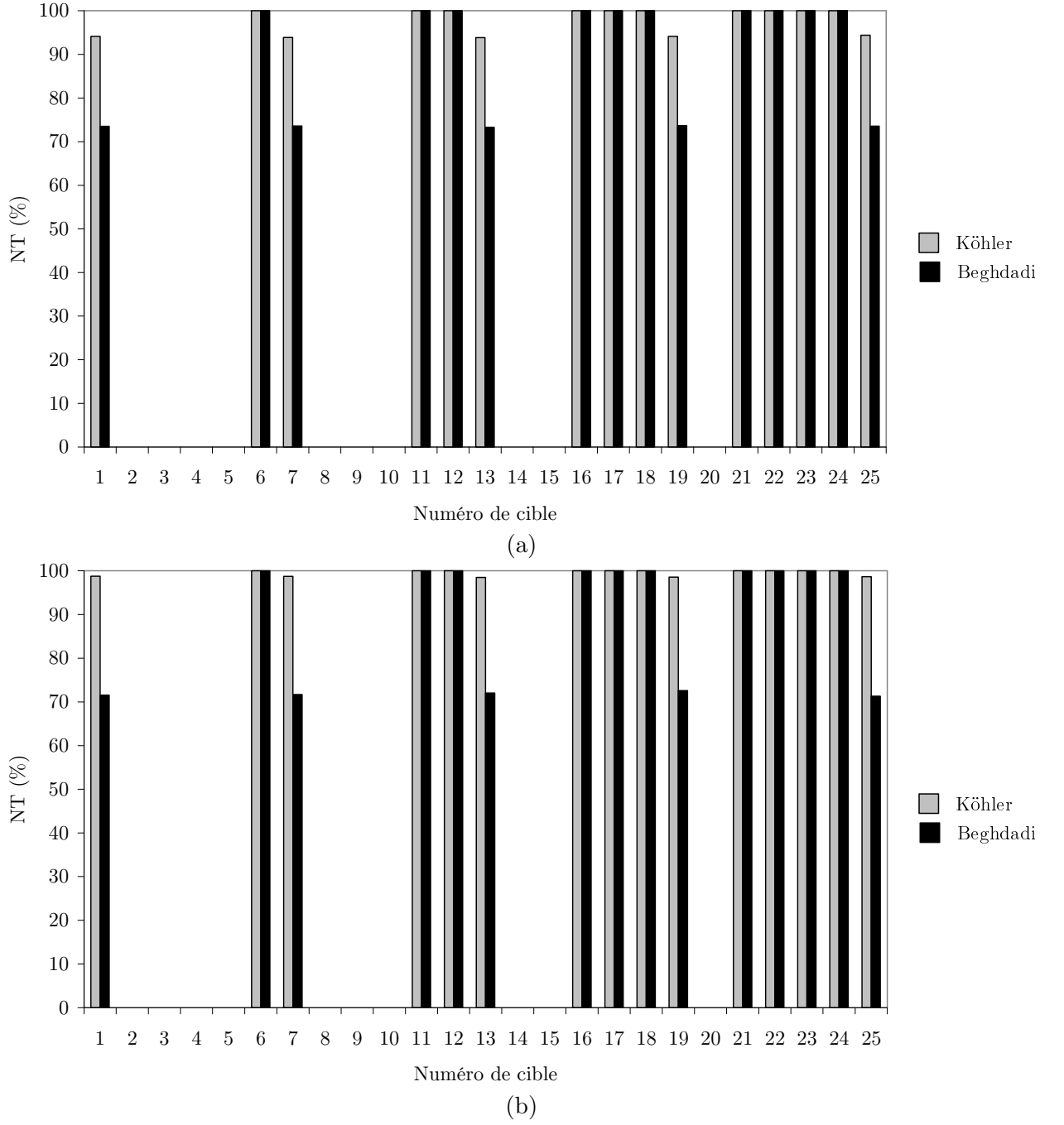


FIG. 3.15 – Confiance normalisée obtenue pour une taille de cible (a) $t = 20$, (b) $t = 5$ pixels et un bruit gaussien additif $\sigma = 2$.

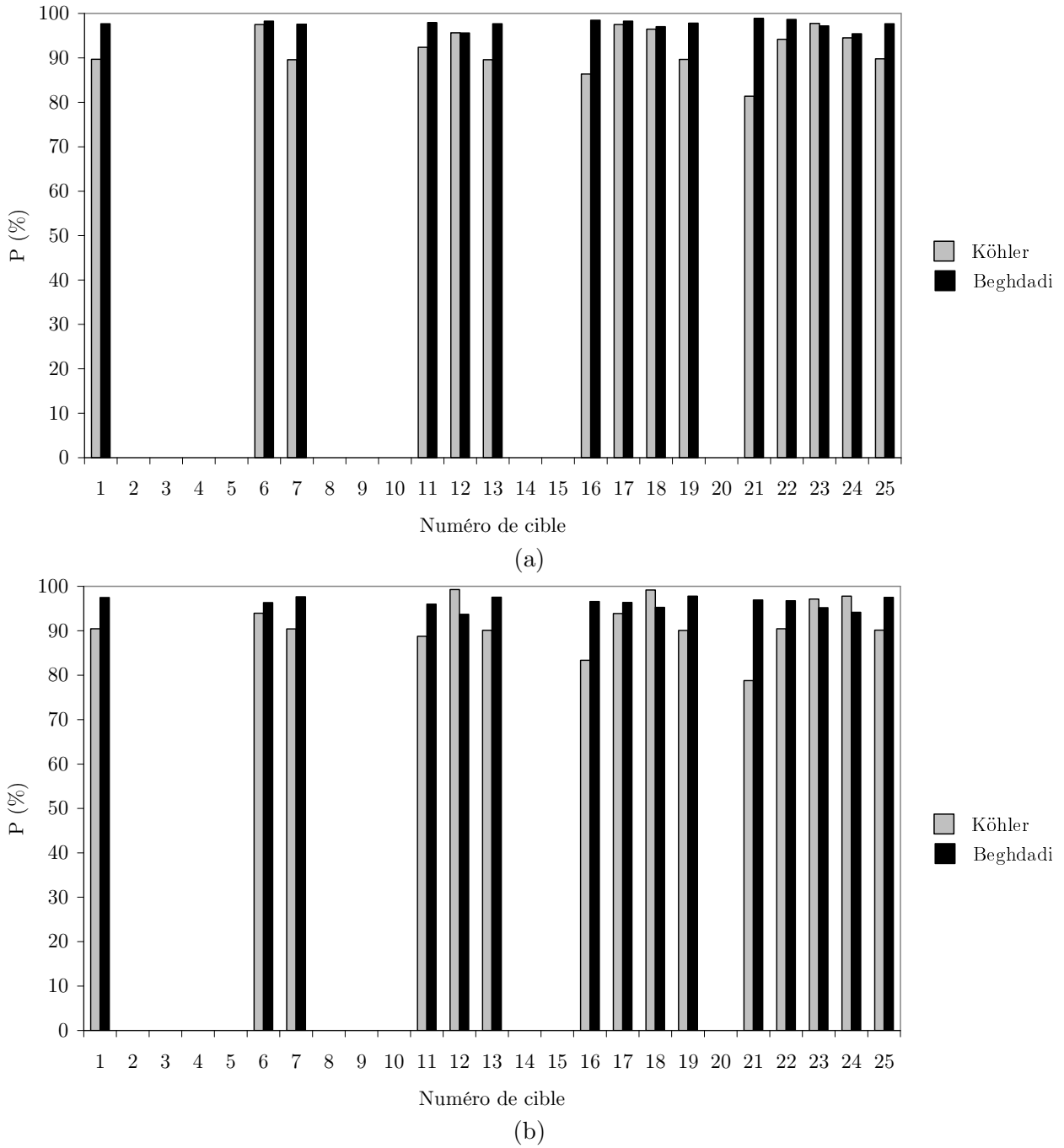
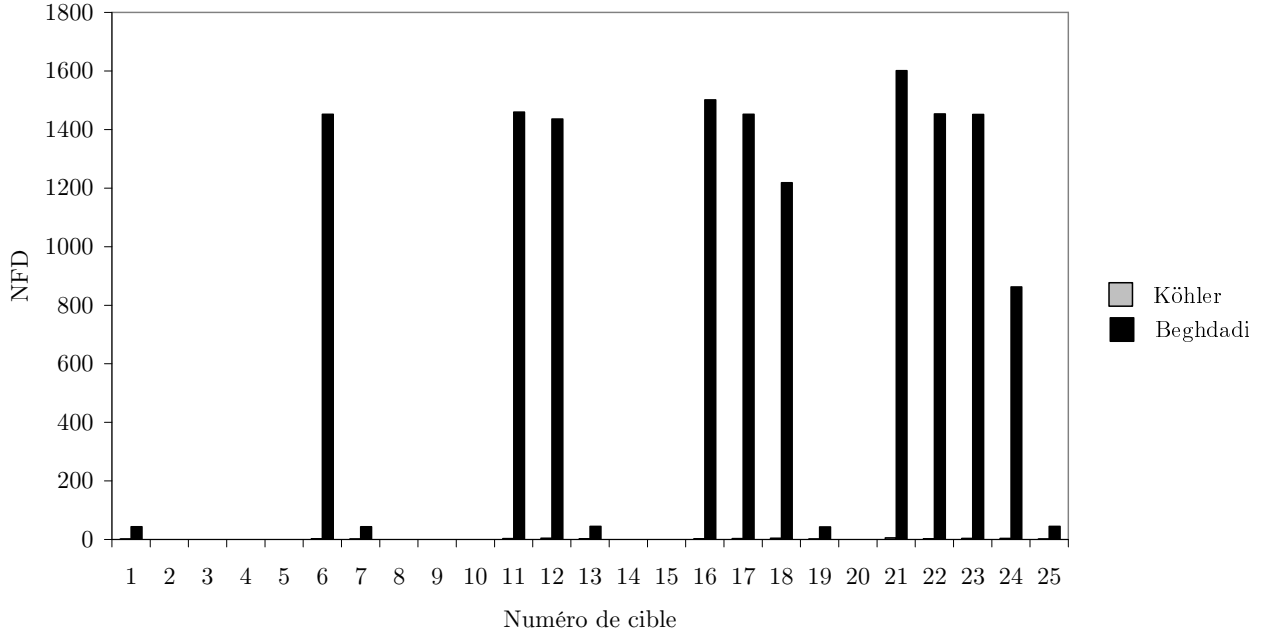
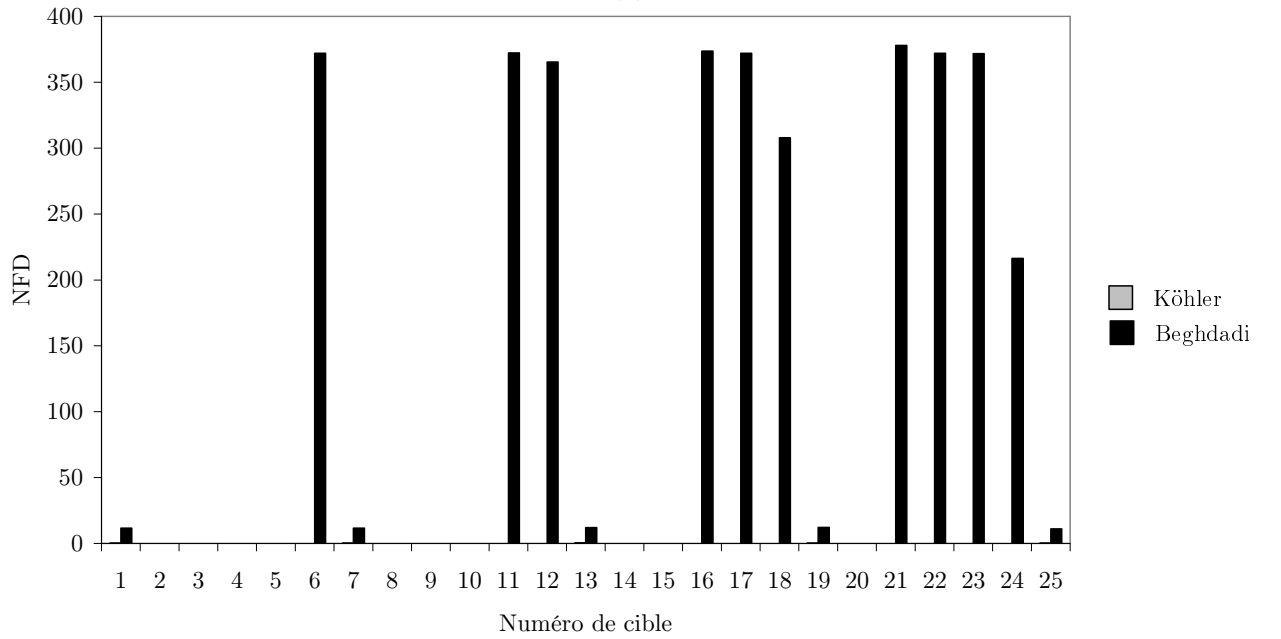


FIG. 3.16 – Précision obtenue pour une taille de cible (a) $t = 20$, (b) $t = 5$ pixels et un bruit gaussien additif $\sigma = 2$.



(a)



(b)

FIG. 3.17 – Taux de fausses détections obtenus pour une taille de cible (a) $t = 20$, (b) $t = 5$ pixels et un bruit gaussien additif $\sigma = 2$.

3.2.7 Exemples de résultats

Nous présentons sur la figure 3.18 quelques exemples de résultats sous diverses conditions météorologiques.

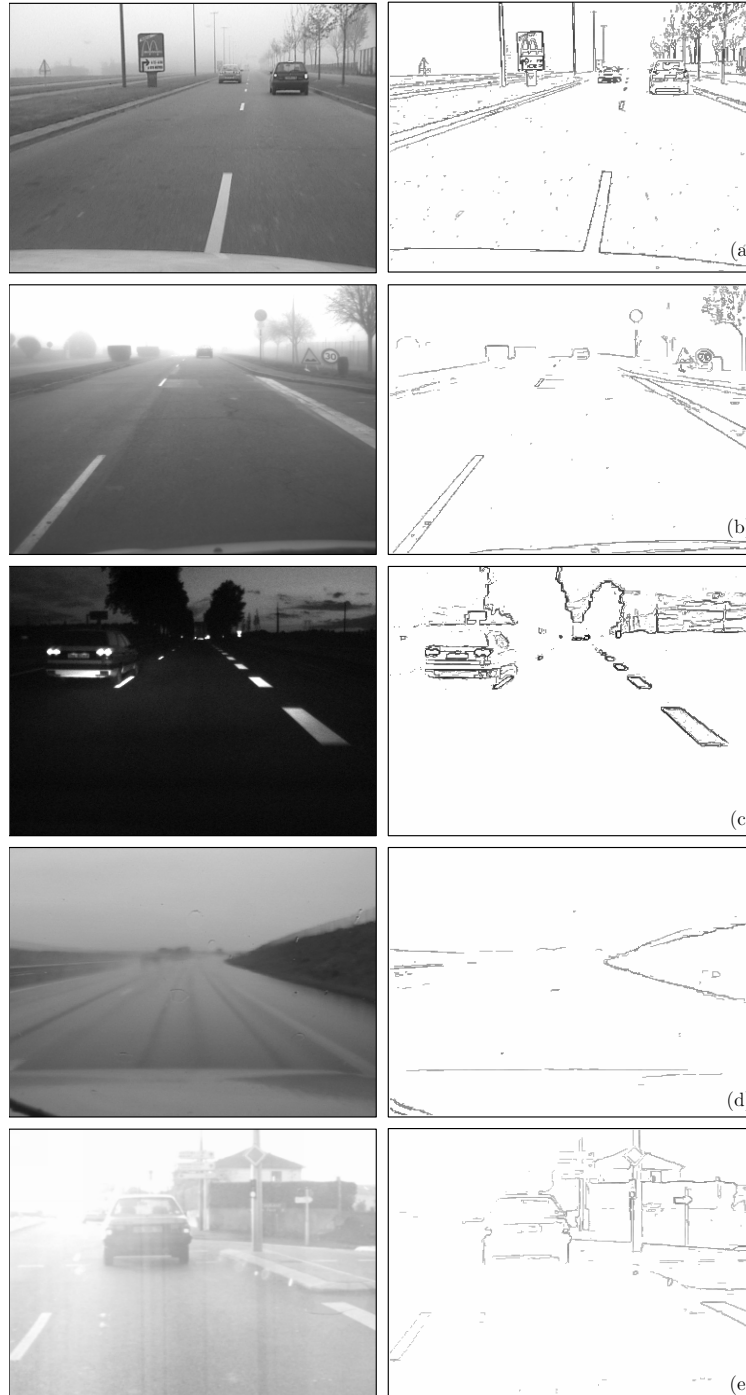


FIG. 3.18 – Illustration du calcul de contraste sur différentes scènes routières. Gauche : image originale. Droite : primitives de contraste au sens logarithmique supérieur à 5 %; (a) brouillard léger, (b) brouillard dense, (c) nuit, (d) pluie forte, (e) éblouissement.

3.3 Recherche d'une télémétrie adaptée

Nous venons de présenter une technique de calcul du contraste supérieur à 5 %, qui s'avère performante par rapport aux autres méthodes présentes dans la littérature et adaptée à nos besoins. Pour pouvoir mesurer la distance de visibilité mobilisée, il nous reste à estimer la distance dans la scène des primitives de contraste supérieur à 5 %. Ce paragraphe se propose de faire un tour d'horizon non exhaustif de la littérature sur ce sujet.

3.3.1 Problématique

Estimer, à l'aide d'une seule caméra, la profondeur d'un objet quelconque dans une scène quelconque est une tâche ardue. En effet, la géométrie projective nous apprend qu'il n'est pas possible d'accéder directement à la profondeur d'un pixel dans l'image. Ce problème est généralement surmonté en adoptant l'hypothèse d'un monde plan, qui permet d'associer une distance à chaque ligne de l'image. Cependant, la profondeur sur les objets verticaux est incorrecte et reste inconnue sans hypothèse supplémentaire. De nombreuses autres techniques existent. Nous nous proposons dans le paragraphe 3.3.2 de citer certaines techniques utilisées dans le domaine des systèmes de transports intelligents.

En revanche, en utilisant deux caméras, il est théoriquement possible d'accéder directement à la profondeur de chaque point de la scène par un processus de triangulation. Contrairement à l'utilisation d'une seule caméra, aucune hypothèse sur la nature des objets présents dans la scène n'est nécessaire. Cependant, le résultat final est très sensible au calibrage du capteur stéréoscopique et il y a un compromis à réaliser entre complexité algorithmique et précision lorsque l'on cherche à mettre en correspondance les deux images. Nous proposons de détailler ce problème classique en vision artificielle dans le paragraphe 3.3.3.

3.3.2 Utilisation d'une seule caméra

Il est impossible d'estimer simplement la profondeur dans les images à l'aide d'une seule caméra. Ceci est dû au principe même de projection des objets sur le plan image. Sans modèle de la taille des objets à détecter dans l'image, il est impossible de distinguer si l'objet est petit et proche ou si l'objet est grand et éloigné. C'est le cas de la figure 3.19. Les deux objets, pourtant à deux profondeurs différentes, ont la même image.

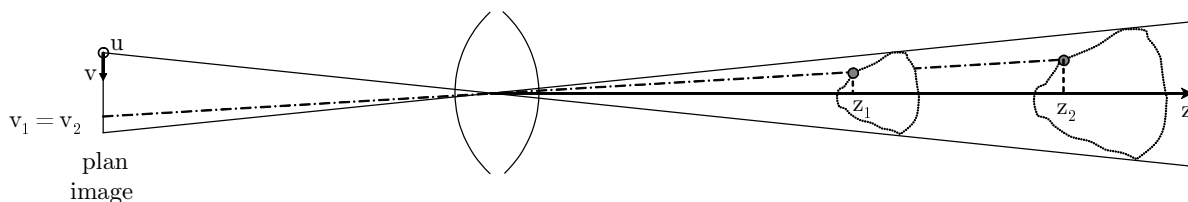


FIG. 3.19 – Principe de non détermination des distances par mono-caméra.

Pour pouvoir mesurer des distances avec une seule caméra, il faut donc faire une ou plusieurs hypothèses supplémentaires. L'hypothèse la plus communément adoptée est celle d'un monde plan. C'est-à-dire que l'on suppose qu'il existe une homographie entre le plan de l'image et un plan de la scène. Ceci permet alors d'associer une distance à chaque ligne de l'image. Pour la

mettre en œuvre, il faut détecter les éléments de l'image appartenant à ce plan de recalage homographique, qui, dans notre cas, est la surface de la route. Par exemple, dans le chapitre consacré à l'exploitation du voile atmosphérique, les objets appartenant au monde plan sont détectés par un critère d'homogénéité : en supposant que les pixels en bas de l'image appartiennent à la route, on remonte progressivement dans l'image et on agrège les pixels qui ressemblent à ceux situés en-dessous d'eux.

Plus généralement, les techniques qui cherchent la surface de la route sont assez nombreuses. Une première famille de méthodes recherche la surface de la route par un processus de segmentation. Les techniques par segmentation couleur [Crisman et Thorpe, 1993] [Turk *et al.*, 1988] ou texture [Aufrère *et al.*, 2000] [Yahiaoui et de Saint Blancard, 1993] sont les principales approches développées. Une deuxième famille recherche la surface de la route en détectant ses contours [Broggi, 1995] [Pomerleau, 1995] [Ieng *et al.*, 2004] [Aufrère *et al.*, 2001]. Malgré tout, ces méthodes ne nous conviennent pas car elles se restreignent à l'étude d'une partie de l'image, à savoir la route. Or les éléments visibles les plus éloignés peuvent très bien appartenir au plan de la route sans nécessairement être sur la route.

Pour ces raisons, nous avons développé en mono-caméra une technique plus générale. Connaissant le mouvement du véhicule à l'aide de capteurs proprioceptifs, nous recalons le plan de la route entre images successives à l'image de ce qui proposé dans [Stein *et al.*, 2000]. Par projection perspective, les objets appartenant au plan de la route se recalent d'une image à l'autre. À l'opposé, les objets verticaux sont déformés. Ce procédé permet, en théorie, de distinguer les points qui appartiennent au plan de la route des autres. Malheureusement, ne disposant pas d'un modèle correct du bruit de nos capteurs proprioceptifs, en particulier de notre centrale inertielle, nous n'avons pas pu tester la méthode autrement que sur des images de synthèse. Pour ces raisons, nous n'évoquerons pas davantage cette approche que nous comptons reprendre dans l'avenir.

3.3.3 Utilisation de plusieurs caméras

En ayant recours à la stéréovision, nous sommes en mesure de reconstruire la structure tridimensionnelle (3-D) de l'espace [Faugeras et Luong, 2001] et par là-même de nous affranchir de l'hypothèse d'un monde plan. Connaissant le modèle de projection de chaque caméra et la relation spatiale entre les deux caméras, il s'agit de calculer les coordonnées 3-D d'un point à partir de ses deux projections dans les deux images (cf. figure 3.20). C'est un processus de triangulation.

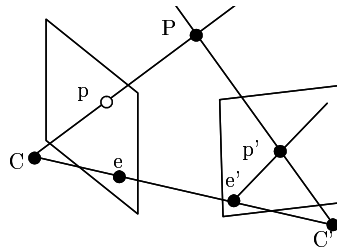


FIG. 3.20 — Processus de triangulation utilisé en stéréovision pour estimer la profondeur des objets. Notations utilisées : C et C' centres optiques des caméras ; e et e' épipoles, p et p' projection du point P de la scène dans les images.

Connaissant le modèle de projection et la relation spatiale entre les deux caméras, la stéréovision se résume finalement à un problème d'appariement ou de mise en correspondance, chaque couple étant formé d'un point d'une image apparié avec un point de l'autre image. Ce problème a une nature combinatoire et la seule façon de réduire cette combinatoire est de définir une ressemblance entre un point d'une image et un point de l'autre image et de mettre en œuvre des contraintes qui ont trait à la géométrie du capteur stéréoscopique, à la structure de la scène et des objets observés. Toujours pour des contraintes de temps réel, la plupart des approches existantes utilisent une carte éparse de disparité, c'est-à-dire une carte où l'appariement n'est réalisé qu'entre pixels appartenant à des contours.

3.4 Estimation des distances par stéréovision

Dans le paragraphe précédent, nous avons fait un tour d'horizon rapide sur les principales techniques d'estimation des distances en vision artificielle. L'utilisation d'un capteur stéréoscopique s'avère plus générique, car permettant, entre autres, de s'affranchir de l'hypothèse d'un monde plan. Dans ce chapitre, notre objectif est de construire une méthode générique de mesure de la distance de visibilité ayant un minimum d'hypothèses. La stéréovision semble donc plus adéquate. C'est pourquoi, nous y avons recours. Dans ce paragraphe, nous présentons tout d'abord notre capteur stéréoscopique. Puis, nous résumons l'approche « v-disparité », développée au sein du LIVIC. Celle-ci nous permet alors de construire une carte de distances de la scène routière de bonne qualité. L'étude de la portée, de la résolution du capteur stéréo et de son calibrage clôturent le paragraphe.

3.4.1 Présentation du capteur utilisé



FIG. 3.21 – *Disposition du capteur stéréoscopique dans le véhicule.*

Dans le véhicule, les deux caméras du capteur stéréoscopique sont installées derrière le pare-brise comme sur la figure 3.21. Les deux images du capteur stéréoscopique sont supposées appartenir au même plan et être à la même hauteur par rapport à la route. Cette disposition des caméras signifie que les lignes épipolaires sont parallèles. La distance entre les caméras, c'est-à-dire la base stéréoscopique, est notée b .

Comme dans le chapitre 2, 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. 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 $\alpha_u \approx \alpha_v = \alpha$.

3.4.2 L'approche « v-disparité »

Ces travaux sont directement issus de la thèse de Raphaël Labayrade [Labayrade, 2004] effectuée au sein du LIVIC. Les principaux résultats sont résumés succinctement ici et sont détaillés davantage dans l'annexe D.

L'environnement est modélisé par des plans horizontaux, verticaux ou obliques par rapport au plan du capteur stéréoscopique. Vue de côté par rapport à l'axe optique de la caméra, la projection de ces plans est une ligne droite. Dans la suite, nous construisons et utilisons une représentation spécifique de l'image dans laquelle détecter une droite est équivalent à détecter un plan dans la scène. Pour cela, nous représentons la coordonnée v des pixels en fonction de leur disparité Δ et détectons les droites et les courbes dans cette image 2-D notée $I_{v\Delta}$, appelée image « v-disparité ».

Une carte de disparité I_{Δ} est calculée par mise en correspondances des maxima locaux du gradient horizontal. La mise en correspondance, fondée sur une corrélation normalisée autour du maximum local, est simple et relativement fiable. Pour le couple d'images tests (cf. figures 3.22a et 3.22b), obtenues par temps de brouillard, une telle carte de disparité a été calculée et est donnée sur la figure 3.22c.

Une fois I_{Δ} calculée, l'image « v-disparité » est construite en accumulant les pixels de même disparité dans I_{Δ} le long de l'axe vertical $\vec{v}$. Elle est représentée sur la figure 3.22d. Puis les lignes droites sont détectées dans $I_{v\Delta}$ grâce à une transformée de Hough [Hough, 1962]. Cela conduit à extraire des surfaces globales, qui correspondent soit à la surface de la route soit à des obstacles, comme sur la figure 3.22e.

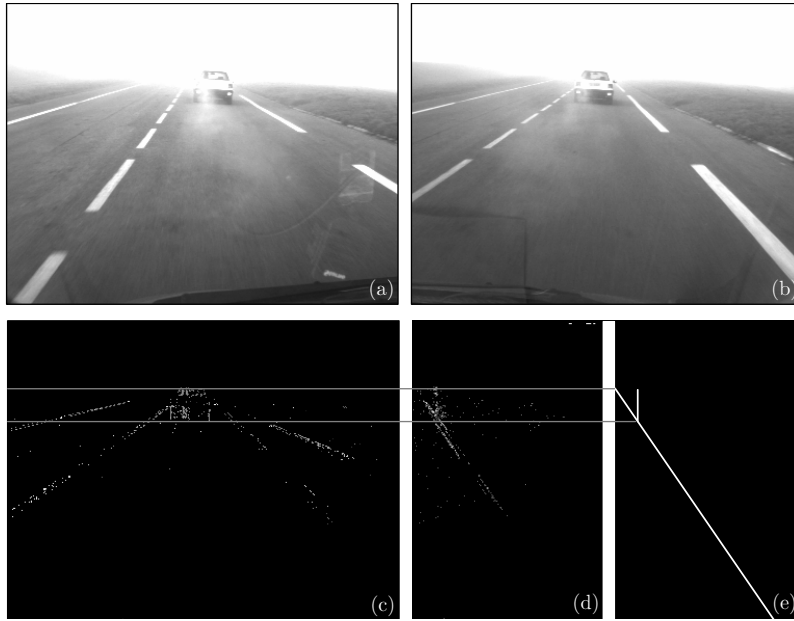


FIG. 3.22 – Construction de l'image « v-disparité ». (a) Image gauche de la paire stéréoscopique; (b) Image droite de la paire stéréoscopique; (c) Carte éparsée de disparité; (d) Projection cumulative sur le plan « v-disparité » à partir de la carte éparsée de disparité; (e) Extraction des plans route et obstacle à partir de l'image « v-disparité ».

3.4.3 Amélioration de la carte de disparité

De manière à calculer rapidement l'image de « v-disparité », une carte de disparité éparsée et irrégulière a été construite. Cette carte de disparité peut contenir de faux appariements, ce qui nous empêche de l'utiliser directement comme carte de distances de l'environnement. Grâce aux surfaces globales extraites à partir l'image « v-disparité », il est possible de construire une nouvelle carte de disparité contenant beaucoup moins de faux appariements. Voici comment nous proposons de procéder. Pour obtenir plus de détails, on peut se référer à la thèse de Raphaël Labayrade [Labayrade, 2004].

Pour chaque point de la scène à apparier, nous calculons son score de corrélation pour les disparités correspondant à chacune des surfaces globales extraites sur l'image de « v-disparité », et ce en utilisant la même méthode de corrélation que précédemment. À partir de là, trois situations peuvent se présenter.

Premièrement, le score de corrélation est maximum pour la disparité correspondant à la surface de la route. Dans ce cas, nous affectons au pixel courant cette valeur de disparité.

Deuxièmement, le score de corrélation est maximum pour une disparité correspondant à un plan vertical. Dans ce cas, le pixel est supposé appartenir à un plan obstacle. Nous mettons alors ce pixel en évidence pour signaler dans la carte de disparité, la probabilité de présence dans le voisinage d'un objet vertical. En effet, tous les pixels des plans obstacles ne pourront pas tous être mis en évidence de cette façon, car il y aura encore des faux appariements sur ces plans verticaux à cause de la présence de nombreux contours quasi-horizontaux, plus difficiles à apparier que les pixels appartenant à la surface de la route.

En mettant ainsi les pixels obstacles en évidence, on contourne le problème. En effet, par la suite, en cas de pixels obstacles présents dans un voisinage, il est possible de supputer la présence d'un objet vertical et par là-même de faux appariements potentiels. Ainsi, on ne pas prendra en compte ce voisinage, où la profondeur est incertaine, pour calculer le contraste

Troisièmement, le score de corrélation est faible pour les différents plans extraits à partir de l'image « v-disparité ». Dans ce cas, pour les mêmes raisons que dans le cas précédent, ce pixel est mis en évidence.

Au final, les faux appariements qui existaient dans la première carte de disparité, en particulier à la surface de la route, sont enlevés. Ainsi, les pixels appartenant à la surface de la route ont une disparité cohérente vis-à-vis de l'image « v-disparité ». En outre, les pixels correspondant à des objets verticaux ou dont la disparité est sujette à caution sont mis en évidence. Nous obtenons une carte de disparité avec un minimum de faux appariements en un temps de calcul très court. En effet, il faut environ 40 ms pour effectuer l'ensemble du processus de calcul d'une telle carte de disparité sur une image $\frac{1}{4}$ PAL (360×288) au moyen d'un PC équipé d'un processeur Intel Pentium IV cadencé à 2,4 GHz, ce qui est fort raisonnable. Des exemples de cartes de disparité sont donnés sur la figure 3.23.

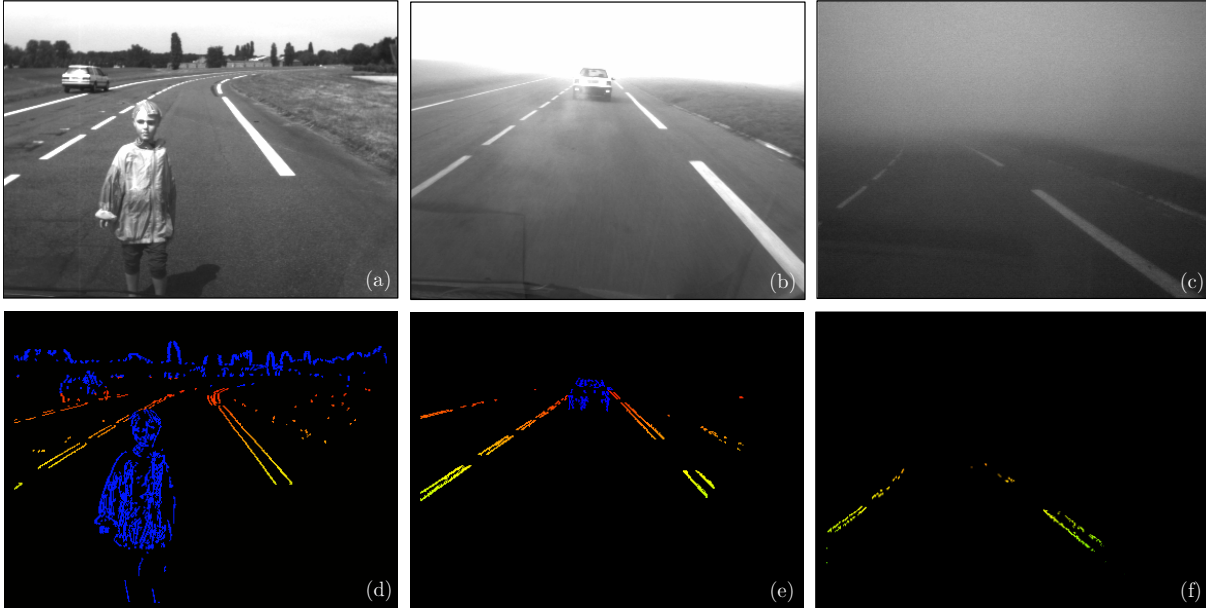


FIG. 3.23 — Images droites originales de la paire stéréoscopique et cartes de disparité améliorées obtenues à partir des surfaces globales extraites par la première passe de l'algorithme. La disparité est parfaitement connue à la surface de la route. Les objets verticaux sont mis en évidence : (a)(d) beau temps ensoleillé ; (b)(e) temps de brouillard diurne ; (c)(f) brouillard à la tombée de la nuit.

3.4.4 Portée et résolution du capteur stéréoscopique

Compte tenu de ses qualités, la carte de disparité améliorée obtenue au paragraphe précédent peut être utilisée comme carte de distances ou de profondeurs de l'environnement du véhicule. Avec les notations du paragraphe 3.4.1, la profondeur D d'un pixel de disparité Δ s'exprime par :

$$D = \frac{b(\alpha \cos \theta - (j - v_0) \sin \theta)}{\Delta} \approx \frac{\alpha b}{\Delta} \quad (3.38)$$

où j désigne la hauteur en pixels dans l'image.

La surface S couverte par un pixel de disparité Δ , autrement dit la résolution du capteur, s'exprime alors par :

$$S \approx \frac{\alpha b}{\Delta(\Delta + 1)} \quad (3.39)$$

Ces formules sont illustrées sur la figure 3.24 pour des valeurs de disparité variant de 1 à 100 pour les caméras couramment utilisées au sein du LIVIC. Nous pouvons dire que la résolution du capteur est très bonne pour les grandes disparités. Pour les très petites disparités, cela est moins bon. Ainsi pour une disparité de 1, qui représente une distance 500 m environ, l'incertitude est de 250 m. Nous pouvons donc considérer que la portée maximale du capteur est de 250 m.

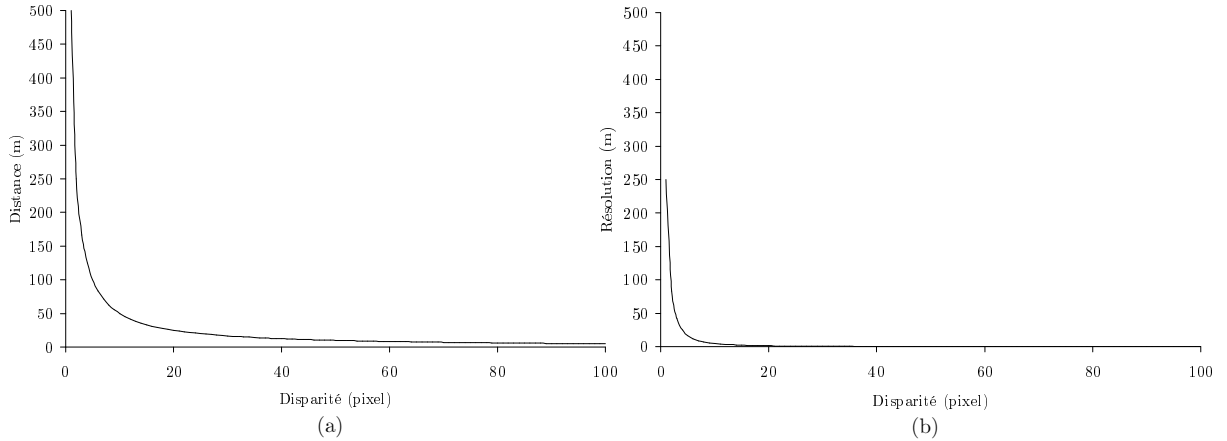


FIG. 3.24 – Illustration de la formule de calcul de la profondeur associée à un point de disparité Δ . Paramètres utilisés : $\alpha=500$, $b = 1$ m

3.4.5 Calibrage du capteur

Pendant la durée de la thèse, le processus de calibrage du capteur stéréoscopique a évolué et évolue toujours. Premièrement, un système de grilles peintes sur le sol permet de configurer les capteurs. Un système de vis sur les supports de caméras permet de régler les différents axes des caméras l'une par rapport à l'autre. Puis, un système de calibrage classique à l'aide de mires a été mis en place. A partir d'images de ces mires prises sous différents angles, la matrice d'homographie permettant de passer d'un repère caméra à l'autre est calculée. Il suffit par la suite de redresser les images acquises à l'aide de cette matrice d'homographie pour que les lignes épipolaires soient à nouveau parallèles. Le calibrage est donc hors ligne et le recalage homographique en ligne. Enfin, à l'heure où ce document est rédigé, un algorithme de calcul en ligne de la matrice d'homographie est en cours de mise au point.

3.5 Mesure de la distance de visibilité mobilisée

Le paragraphe 3.2 a permis de développer une méthode de calcul du contraste supérieur à 5 % adaptée à nos besoins. Le paragraphe 3.4 a présenté une technique utilisant la stéréovision capable d'estimer la distance des objets appartenant à la surface de la route de manière fiable. Nous avons donc désormais tous les briques nécessaires pour estimer la distance de visibilité mobilisée, ce que faisons dans ce paragraphe.

3.5.1 Combinaison directe disparité-contraste

La première approche qui vient rapidement à l'esprit consiste à changer la primitive servant à apparier les points entre les images droite et gauche. Dans l'approche « v-disparité », la primitive utilisée est le maximum local (supérieur à un certain seuil) du gradient horizontal. On peut très bien imaginer de remplacer cette primitive par le calcul des contrastes horizontaux supérieurs à 5 %. De cette façon, la distance de visibilité serait égale à la profondeur associée au pixel possédant la plus petite disparité. Cette approche est simple. Son avantage majeur est de remplacer le seuil de gradient, qui est choisi de manière empirique, par le seuil de contraste de 5 %.

Cependant, bien que le temps de calcul du contraste ait été fortement réduit, il est toujours trop important pour s'effectuer en temps réel sur l'image entière. De plus, pour apparier les points entre les images droite et gauche, il doit être calculé sur les deux images. Nous avons besoin de 350 ms sur un Intel Pentium IV 2,4 GHz pour calculer les contrastes sur une image $\frac{1}{4}$ PAL. En comparaison, le temps de calcul des gradients horizontaux est inférieur à 10 ms, même si le seuil est très bas. Il nous faut donc envisager une autre solution.

3.5.2 Combinaison rapide disparité-contraste

Principe

Le calcul des contrastes localise précisément les contours mais est coûteux en temps de calcul. Inversement, le calcul des gradients est rapide mais n'est pas précis au niveau des contours. Par conséquent, en utilisant les gradients horizontaux, l'image de « v-disparité » est plus dense tout en étant plus rapide à calculer. L'extraction de la surface 3-D est donc plus rapide et plus fiable. Cependant, nous devons nous assurer que le seuil de gradient est assez bas de manière à traiter le plus de points ayant un contraste supérieur à 5 %, mais également assez haut pour ne pas prendre de bruit en considération. Il a été vu dans le paragraphe 3.2.6 que le bruit sur nos caméras est gaussien avec un écart-type σ de 1 à 2 niveaux de gris. De manière à ne pas prendre de bruit en considération, le seuil bas de gradient à considérer est donc de 3σ , c'est-à-dire 6.

Il est possible de tirer avantage des deux techniques tout en réduisant le temps de calcul par rapport à ce qui est nécessaire pour effectuer les deux calculs séparément. La méthode consiste à calculer la carte de disparité améliorée en utilisant les gradients horizontaux supérieurs à 6 puis à la balayer. Puisque les objets les plus éloignés sont au niveau de la ligne d'horizon, le balayage démarre au niveau de celle-ci. Dans chaque voisinage où un point de disparité est connu, nous calculons le contraste. Le processus s'arrête dès lors qu'un contraste supérieur à 5 % est trouvé. La distance de visibilité est alors la profondeur de l'élément de l'image ayant un contraste supérieur à 5 %. L'algorithme est détaillé dans ce qui suit. Des exemples de résultat final sont présentés sur la figure 3.25.

Algorithme développé

Quelques définitions préalables

- Soit I_d l'image droite de la paire stéréoscopique,
- Soit V_d la fenêtre appartenant à I_d centrée sur le pixel (i,j) ,
- Soit I_Δ l'ensemble des pixels dont la disparité est connue,
- Soit V_Δ l'ensemble des pixels appartenant à V_d dont la disparité est connue,
- Soit I_o l'ensemble des pixels considérés comme n'appartenant pas à la surface de la route,
- Soit V_o l'ensemble des pixels appartenant à V_d considérés comme n'appartenant pas à la surface de la route,
- Soit χ l'opérateur qui calcule l'ensemble des pixels appartenant à V_d et possédant un contraste supérieur à 5 %,
- Soit D l'opérateur qui retourne la profondeur du pixel $P(i,j)$ de disparité Δ (cf. Eq. (3.38)).

Balayage de la carte de disparité améliorée

Une fois le calcul de la carte de disparité améliorée achevé, nous la balayons de gauche à droite

en partant de la ligne d'horizon au moyen d'une fenêtre glissant V_d . Citons les différents cas de figure possibles :

- La fenêtre considérée ne contient pas de pixels ayant une disparité connue :

$$V_\Delta = \emptyset \quad (3.40)$$

Dans ce cas, nous passons à la prochaine position de fenêtre.

- La fenêtre considérée contient des pixels dont la disparité est connue mais aussi des pixels considérés comme des obstacles :

$$V_\Delta \neq \emptyset \text{ et } V_o \neq \emptyset \quad (3.41)$$

Puisque les pixels obstacles peuvent être plus proches du capteur que d'autres appartenant à la surface de la route, nous passons à la prochaine position de fenêtre.

- La fenêtre considérée contient des pixels dont la disparité est connue et aucun point considéré comme obstacle :

$$V_\Delta \neq \emptyset \text{ et } V_o = \emptyset \quad (3.42)$$

Dans ce cas, nous calculons $\chi(V_d)$. Si $\chi(V_d) = \emptyset$, nous passons à la prochaine position de fenêtre. Sinon, nous pouvons définir l'ensemble E_v des pixels de disparité connue et de contraste supérieur à 5% :

$$E_v = V_\Delta \cap \chi(V_d) \quad (3.43)$$

Deux sous-cas sont considérés :

- . Si $E_v \neq \emptyset$, la distance de visibilité mobilisée est la distance associée au pixel appartenant à E_v et possédant la plus petite disparité :

$$V_{mob} = \max_{P \in E_v} D(P) \quad (3.44)$$

Si $E_v = \emptyset$, la distance de visibilité mobilisée est la distance associée au pixel appartenant à V_Δ ayant la plus petite disparité :

$$V_{mob} = \max_{P \in V_\Delta} D(P) \quad (3.45)$$

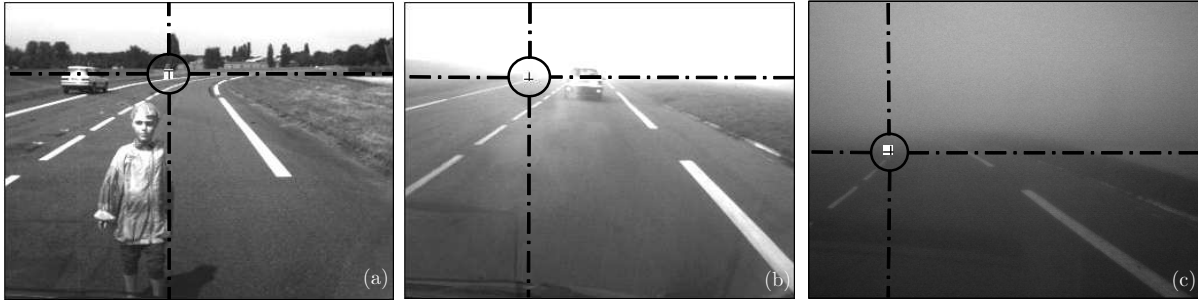


FIG. 3.25 – Résultat final du calcul de distance de visibilité mobilisée : le voisinage le plus éloigné possédant un contraste supérieur à 5 %, au sein duquel la disparité d'un pixel est connue, est peint en blanc. Le pixel en question est représenté par une croix noire sur le voisinage : (a) beau temps ($V_{mob} \approx 260$ m); (b) brouillard diurne ($V_{mob} \approx 75$ m); (c) brouillard à la tombée de la nuit ($V_{mob} \approx 40$ m.)

3.5.3 Vue synoptique et bilan de la méthode

Par construction, la méthode a tous les avantages de l'approche « v-disparité ». Elle est rapide, permet une détection longitudinale robuste des objets verticaux au-dessus de la surface de la route et est valide sur route non plane. En outre, le calcul de la carte de disparité en deux passes permet de supprimer les faux appariements à la surface de la route. Combinée avec le calcul du contraste local, en présence de brouillard dense, les résultats de mesure de visibilité sont cohérents avec la méthode exploitant le voile atmosphérique diurne. En cas de visibilité plus élevée, elle se montre d'ailleurs plus stable que cette dernière, bien que la position de la fenêtre au sein de laquelle la visibilité est estimée saute constamment de position. En outre, l'exploitation de la structure spécifique de la carte de disparité améliorée permet d'obtenir la distance de visibilité avec un minimum d'étapes de calcul du contraste.

Cependant, la méthode est locale et est donc nécessairement sensible aux faux appariements. En particulier, les contours horizontaux des objets verticaux posent problème. C'est le cas remarquable du toit des véhicules suivis. Certains de ces points sont assimilés à la surface de la route. Comme ils sont hauts dans l'image, la distance de visibilité est donc artificiellement élevée. Une solution consiste à positionner un cadre englobant autour de l'objet vertical détecté. Malheureusement, autant la détection des objets par l'approche « v-disparité » est robuste longitudinalement, autant la détection des bords droit et gauche des objets est problématique, à cause du faible nombre de pixels dont la disparité est connue au niveau des contours horizontaux. En utilisant l'approche « u-disparité », les bords droit et gauche des objets ne sont donc pas connexes et donc difficiles à identifier. Enfin, l'inconvénient majeur de la méthode est qu'elle ne calcule la distance de visibilité que sur les objets appartenant à la surface de la route et ce pour deux raisons :

- l'absence de faux appariements à la surface de la route,
- la structure de la carte de disparité améliorée, où les objets rencontrés en balayant l'image de haut en bas à partir de ligne d'horizon sont de plus en plus près du capteur, est adaptée à une mesure rapide de la distance de visibilité.

Dans le paragraphe suivant, nous proposons une méthode permettant de conserver ces deux points forts et exploitant complètement toutes les données 3-D de la scène. En outre, la détection du masquage par des véhicules est améliorée.

Voici un synoptique présentant l'organisation du processus de mesure de la distance de visibilité mobilisée :

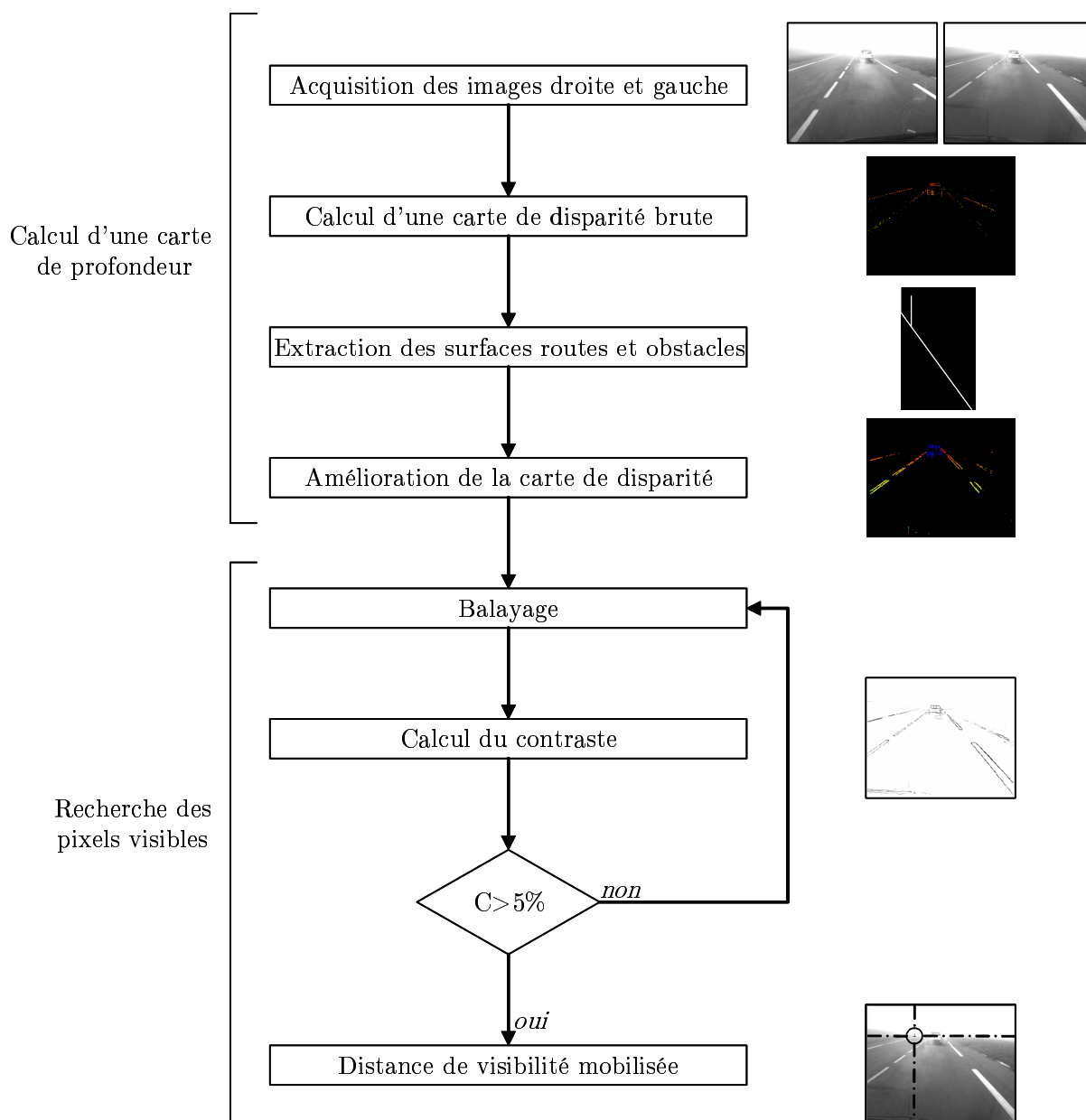


FIG. 3.26 – Synoptique de la méthode de mesure de la distance de visibilité mobilisée

3.6 Perspectives : généralisation de la méthode à l'espace 3-D

3.6.1 Calcul d'une carte de disparité quasi-dense

Principe

L'approche éparsée semi-globale présentée dans le paragraphe 3.4.1 a des limites pour notre mesure de distance de visibilité. Il nous faut donc calculer une carte de disparité entièrement 3-D contenant le moins possible de faux appariements tout en restant rapide. Malheureusement, les méthodes d'appariement denses sont très calculatoires et limitées. Lhuillier [Lhuillier, 2002] a développé la notion de carte de disparité quasi-dense. L'idée consiste à calculer une carte de disparité éparsée contenant un minimum de faux appariements puis à effectuer une croissance de région guidée, non plus par un score d'homogénéité, mais par un critère de score de corrélation. La stratégie « meilleur d'abord » adoptée par Lhuillier [Lhuillier, 2002] ne garantit pas l'absence de faux appariements mais en diminue le nombre.

Cette méthode a de multiples avantages. Elle nous permet d'obtenir une carte de disparité contenant peu de faux appariements et n'est pas limitée à la surface de la route. Grâce au processus de croissance de région, elle permet de calculer de proche en proche la disparité sur les contours horizontaux. Ce dernier point est crucial et permet d'améliorer la précision latérale des cadres englobants autour des objets verticaux détectés. Grâce à ce même processus de croissance de région, nous pouvons également connaître la disparité sur les zones de l'image peu texturées, d'où le caractère quasi-dense de la carte de disparité.

Sélection des germes initiaux

Les germes initiaux sont constitués des maxima locaux de la mesure de corrélation $ZNCC$, plus sélective que la corrélation normalisée mais également plus coûteuse :

$$ZNCC_x(\Delta) = \frac{\sum_i \left(I(x+i) - \bar{I}(x) \right) \left(I'(x+\Delta+i) - \bar{I}'(x+\Delta) \right)}{\sqrt{\sum_i \left(I(x+i) - \bar{I}(x) \right)^2 \sum_i \left(I'(x+\Delta+i) - \bar{I}'(x+\Delta) \right)^2}} \quad (3.46)$$

De manière analogue à Lhuillier [Lhuillier, 2002], nous employons des fenêtres 11×11 et nous rejetons les appariements si $ZNCC < 0,8$.

En outre, pour éviter le maximum de faux appariements, un processus de corrélation croisée est également mis en œuvre. Cela consiste à corréler les pixels de la première image avec ceux de la deuxième image, puis ceux de la deuxième image avec la première image et à ne retenir que les pixels appariés dans les deux directions. Cela permet d'éliminer en particulier les erreurs d'appariement dues aux occultations. Pour nos images tests, les germes initiaux retenus sont représentés sur la figure 3.27.

Propagation

L'idée consiste à propager les germes initiaux de manière analogue à une croissance de région, guidée non pas par un critère d'homogénéité mais par un score de corrélation. Tous les appariements germes sont le point de départ de propagations concurrentes. A chaque étape, l'appariement (x, x') réalisant le meilleur score est retiré de l'ensemble des appariements germes courants. On cherche alors de nouveaux germes dans son voisinage. Ces nouveaux appariements

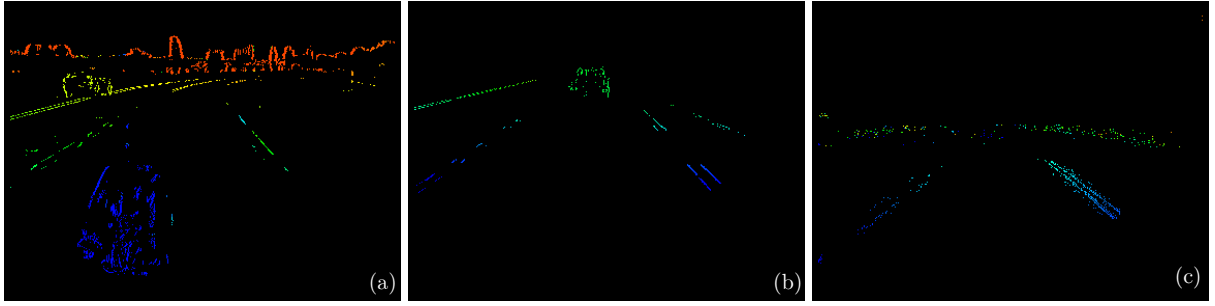


FIG. 3.27 – Sélection des germes initiaux : (a) beau temps ; (b) brouillard diurne ; (c) brouillard à la tombée de la nuit.)

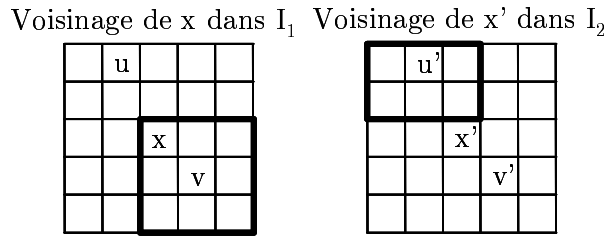


FIG. 3.28 – Voisinages considérés pour propager la disparité des germes retenus initialement. Appariement possibles (u, u') et (v, v') compris dans le voisinage 5×5 d'un germe (x, x') . Les candidats possibles pour u (respectivement v') sont dans le voisinage 3×3 en gras centré sur u' (respectivement v).

sont ajoutés simultanément à l'ensemble des appariements germes courants et à l'ensemble des appariement finalement acceptés. Les voisins des pixels x et x' sont pris parmi tous les pixels des voisinages 5×5 centrés en x et x' pour forcer la contrainte de continuité du résultat. Pour chaque pixel candidat de la première image, l'ensemble des pixels appariés possibles est dans le voisinage 3×3 de la position correspondante dans la seconde image, ce qui est schématisé sur la figure 3.28. On incite ainsi le gradient de la carte de déplacements à ne pas dépasser un pixel. L'utilisation d'un algorithme de tri par tas permet à l'algorithme d'être optimal en temps de calcul.

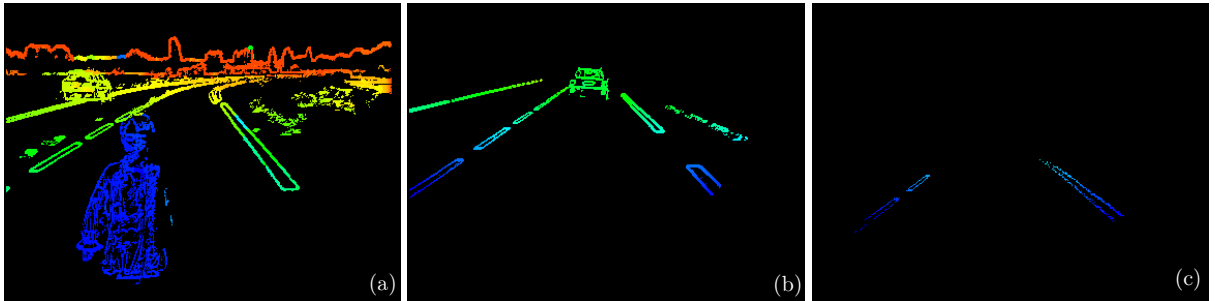


FIG. 3.29 – Cartes de disparité quasi-denses : (a) beau temps ; (b) brouillard diurne ; (c) brouillard à la tombée de la nuit. Par rapport à l'image des germes initiaux, certains pixels, sélectionnés dans un premier temps, ont disparu car la condition d'arrêt pour la propagation était plus contraignante que le niveau de gradient de la première passe.

3.6.2 Estimation du degré de masquage de l'infrastructure

Comme il a été dit au paragraphe 3.5.3, l'utilisation d'une carte de disparités éparses ne permet pas d'obtenir une projection « u-disparité » correcte et donc de positionner de manière fiable un cadre qui englobe les obstacles proches masquant une partie de l'infrastructure. Cela est principalement dû au fait que la disparité n'est pas connue sur les contours horizontaux. Ce problème est illustré sur la figure 3.30a, où les bords droit et gauche de l'objet ne sont pas connexes.



FIG. 3.30 – Amélioration de la projection « u-disparité » de la carte de disparité quasi-dense. (a) Projection « u-disparité » de la carte de disparité éparses obtenue sur la paire d'images stéréo par temps de brouillard diurne ; les points ne sont pas connexes, ce qui empêche de détecter les bords du véhicule. (b) Projection « u-disparité » de la carte de disparité quasi-dense ; les deux bords du véhicule sont connexes. (c) Filtrage par le profil de la route et agglomération des pixels obstacles proches. Le segment indique clairement la position latérale de l'objet.

En revanche, l'approche quasi-dense proposée permet de connaître la disparité de proche en proche sur les contours horizontaux. C'est le cas sur la figure 3.30b, où les deux bords de l'objet sont désormais connexes. Cependant, on peut voir également la figure 3.30b que l'objet possède également une certaine épaisseur. Connaissant la disparité de l'objet par projection « v-disparité », nous pouvons faire voter les différents pixels connexes de l'image « u-disparité » pour cette même disparité et aboutir à une nouvelle projection « u-disparité » ne contenant plus que des segments horizontaux. Il faut auparavant filtrer les pixels de la carte de disparité appartenant à la surface de la route de façon à ne pas créer d'alignements fantômes comme sur la figure 3.30b. Nous aboutissons alors à la figure 3.30c. Il ne reste alors plus qu'à détecter les différents segments horizontaux. Dans cette approche, une image « u-disparité » est construite pour chaque plan vertical détecté par la projection « v-disparité ».

Par la suite, la hauteur de l'objet peut être recherchée en regardant la hauteur maximale de l'alignement vertical sur l'image « v-disparité ».

La figure 3.31 présente des exemples de cadres qui englobent un véhicule disparaissant progressivement à travers un épais brouillard. Bien que le brouillard réduise le contraste du véhicule, blanc de surcroît, le cadre est précisément positionné.

La figure 3.32 présente des exemples de cadres qui englobent deux objets de nature différente, à savoir une voiture et un piéton. Possédant ces cadres, il est alors possible d'estimer le masquage de l'infrastructure en calculant l'angle solide qu'ils représentent à l'aide de la représentation « u-disparité ».

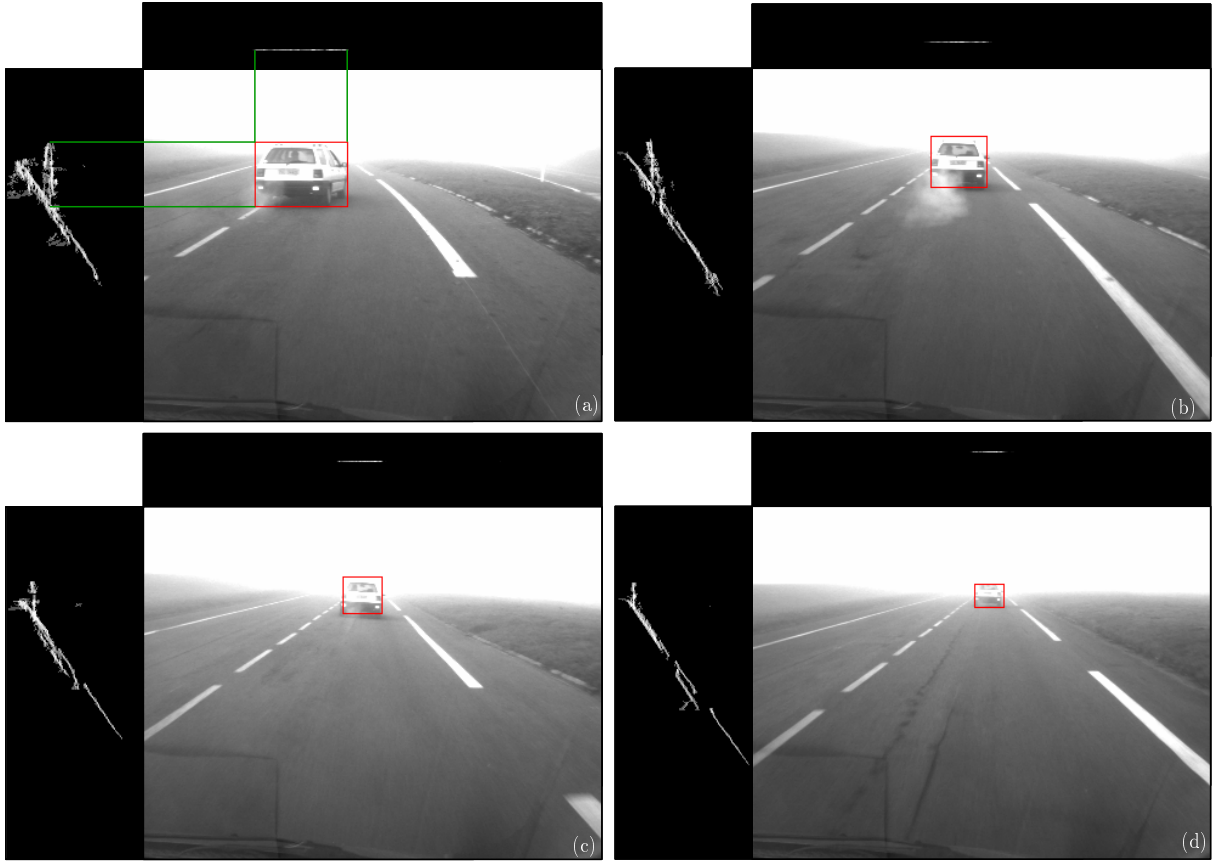


FIG. 3.31 – Exemples de cadres englobants obtenus par l'utilisation conjointe des projections « *v-disparité* » et « *u-disparité* » de la carte de disparité quasi-dense, et ce par temps de brouillard.

3.6.3 Estimation de la distance de visibilité

Ayant désormais à disposition une carte de disparité de l'ensemble de l'environnement 3-D du véhicule équipé, nous cherchons, dans ce paragraphe, à estimer la distance de visibilité avec un minimum d'étapes de calculs. Si l'on cherche à appliquer l'algorithme décrit dans le paragraphe 3.5.2, rien ne garantit que la distance trouvée soit bonne. En effet, la carte de disparité n'ayant plus la même structure, les objets les plus éloignés ne sont plus nécessairement les plus hauts dans l'image en partant de la ligne d'horizon.

L'approche imaginée consiste à trier les couples de pixels de la plus petite à la plus grande disparité. Puis, pour chaque valeur de disparité, on trie les couples de pixels du meilleur au moins bon au sens *ZNCC*. Il suffit alors de calculer le contraste autour du « meilleur » pixel avec la plus petite disparité. Si le contraste est supérieur à 5 %, le calcul s'arrête. Sinon, on considère le prochain pixel. Si aucun point pour la disparité considérée ne possède un contraste supérieur à 5 %, on passe à la disparité immédiatement supérieure pour l'image considérée. Il est à noter que dans les deux cas, on effectue un tris par tas, optimal en temps de calcul.

Dans cet algorithme, nous conservons donc la stratégie « plus loin d'abord » imaginée dans le paragraphe 3.5.2 et on emprunte la stratégie « meilleur d'abord » à Lhuillier [Lhuillier, 2002]. Ceci permet d'assurer un temps de calcul le plus faible possible et une bonne fiabilité.



FIG. 3.32 – Exemples de cadres qui englobent deux objets de nature différente obtenus par l'utilisation conjointe des projections « v -disparité » et « u -disparité » de la carte de disparité quasi-dense. Sur (c), le piéton n'est pas détecté car il trop près du véhicule équipé.



FIG. 3.33 – Mesure de la distance de visibilité mobilisée par l'approche 3-D généralisée. Outre la détection du masquage de l'infrastructure, la méthode développée recherche le voisinage le plus éloigné possédant un contraste supérieur à 5 %, représenté par une croix.

3.6.4 Bilan et comparaison des deux approches

L'utilisation d'une carte quasi-dense permet de ne pas se limiter aux objets présents à la surface de la route pour calculer la distance de visibilité mobilisée. De plus, la détection du masquage de l'infrastructure par des mobiles est améliorée. Enfin, une méthode généralisée en 3-D de calcul de la distance de visibilité mobilisée a été présentée. Le temps de calcul, comprenant le calcul de la carte de disparité quasi-dense, la détection du masquage et l'estimation de la distance de visibilité, est inférieur à 700 ms sur une image $\frac{1}{4}$ PAL pour les scènes complexes comme la figure 3.33a et de l'ordre de 125 ms pour les scènes simples comme la figure 3.33b.

Par rapport à la méthode éparsée présentée aux paragraphes précédents, cette méthode apparaît comme plus séduisante sur un plan théorique, car elle exploite en un temps de calcul minimum les données 3-D de la scène. Cependant, le temps de calcul est nécessairement proportionnel à la richesse de la scène routière. Ceci n'est pas le cas dans la première méthode car, d'une part le calcul de la carte de disparité est plus rapide et d'autre part, le calcul de la visibilité s'arrête très vite en cas de bonne visibilité car les objets présents sur la ligne d'horizon ont un contraste supérieur à 5 %. En revanche, les mesures de distance de visibilité sont cohérentes entre les deux méthodes.

Par ailleurs, les deux méthodes sont nécessairement sensibles aux faux appariements mais de façon différente. La première commet des erreurs sur les contours quasi-horizontaux, en particulier sur le sommet des véhicules. La deuxième commet des erreurs d'appariement sur les zones de l'image peu texturées, en particulier à la surface de la route.

À la vue de ce qui précède, une idée intéressante consiste à utiliser la carte de disparité quasi-dense pour détecter les masquages par des objets verticaux et à interdire cette zone à la première méthode. Ainsi, on pourrait tirer partie des avantages de chacune des deux méthodes.

3.7 Conclusion du chapitre

Dans ce chapitre, nous avons défini les notions de distances de visibilité mobilisée et mobilisable. L'estimation de la distance de visibilité mobilisée consiste à rechercher dans l'image la distance à l'objet le plus éloigné possédant un contraste supérieur à 5 %. De son côté, la distance de visibilité mobilisable est la distance théorique à l'objet potentiel le plus éloigné sur la route qui posséderait un contraste supérieur à 5 %. Nous avons montré que cette deuxième distance est très proche de la distance de visibilité météorologique que nous avons estimée dans le chapitre 2.

Dans la suite du chapitre, nous estimons la distance de visibilité mobilisée. Nous avons décomposé la tâche en deux phases. Premièrement, nous avons présenté notre technique de mesure du contraste local supérieur à 5 %. Celle-ci s'inspire de la technique de segmentation d'images de Köhler et a été adaptée à nos besoins en terme d'adaptativité, de définition du contraste et de temps de calcul. Nous l'avons comparé aux quelques techniques existantes dans la littérature, à savoir les méthodes de Gordon et de Beghdadi.

Puis, après avoir fait un tour d'horizon sur la question, nous avons choisi une télémétrie adaptée à nos besoins, en l'occurrence un capteur stéréoscopique. L'approche « v-disparité » développée au sein du LIVIC nous a permis de construire, en deux passes, une carte de disparité contenant peu de faux appariements à la surface de la route et où les objets verticaux sont mis en évidence. Une méthode combinant le calcul de contrastes locaux supérieurs à 5 % et notre carte

de disparité permet finalement d'estimer la distance de visibilité mobilisée, limitée aux seuls objets appartenant à la surface de la route. Les avantages et inconvénients de cette méthode ont été discutés, ce qui a donné naissance à une nouvelle méthode qui constitue une perspective intéressante de poursuite des travaux de recherche.

Cette deuxième méthode, plus complexe, pallie les déficiences de notre première méthode. En particulier, elle ne se limite pas à la surface de la route et exploite toutes les données 3-D de la scène. Cette méthode permet en outre de détecter le masquage de l'infrastructure par des objets verticaux. Son inconvénient majeur est un temps de calcul nécessairement plus élevé. Par la suite, nous envisageons de coupler les deux méthodes.

Ayant décrit deux principes de mesure de la distance de visibilité météorologique dans les chapitres 2 et 3 et donné leurs points forts et points faibles, nous proposons dans le chapitre suivant d'évaluer expérimentalement celles-ci. Comme nous allons le voir, le but de cette évaluation expérimentale est de pouvoir se forger une opinion sur la pertinence des méthodes proposées.