



HAL
open science

Approche spatiale de la perception de profondeur par défocalisation: Modèles, opérateurs et contraintes

Christophe Simon, Frédérique Bicking, Thierry Simon

► To cite this version:

Christophe Simon, Frédérique Bicking, Thierry Simon. Approche spatiale de la perception de profondeur par défocalisation: Modèles, opérateurs et contraintes. ORASIS'03, 2003, Gérardmer, France. pp.279-288. hal-00333073

HAL Id: hal-00333073

<https://hal.science/hal-00333073>

Submitted on 22 Oct 2008

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

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

Approche spatiale de la perception de profondeur par défocalisation : Modèles, opérateurs et contraintes

A Depth From Defocus spatial approach: Models, operators and constraints

C. Simon¹

F. Bicking¹

T. Simon²

¹ Ecole Supérieure des Sciences et Technologies de l'Ingénieur de Nancy

² Institut Universitaire de Technologie de Figeac

ESSTIN, 2 Rue Jean Lamour, 54519 Vandœuvre

Christophe.Simon@esstin.uhp-nancy.fr

Résumé

Cet article présente une formulation spatiale du problème de perception de la profondeur par l'analyse du flou optique. Nous présentons de façon générale les relations permettant de lier la profondeur à la défocalisation. Puis, nous décrivons la méthode spatiale utilisée pour évaluer le paramètre de flou caractéristique de la profondeur des objets de la scène. Ensuite, nous précisons les relations et conséquences induites dans la méthode par le choix d'une part, de l'opérateur de détection de contours et d'autre part, par le choix du modèle de l'optique. Ces conséquences sont formulées en contraintes que nous explicitons. Enfin, nous évaluons, par expérimentation, le comportement de cette méthode spatiale en fonction de l'opérateur de détection de contours choisi et du traitement de la contrainte.

Mots Clés

Primitives 3D, défocalisation, profondeur.

Abstract

This article deals with a spatial formulation of the depth perception problem by an analysis of the defocusing effect. First of all relationships linking the depth to the optical blur is presented. The spatial method used to estimate the blur parameter that is characteristic of the depth of objects in a scene, is explained. Therefore, the influence of the edge detector and optical model are pointed out and lead to the definition of constraints. Finally, some experiments are carried out to highlight importance of the operator chosen and the constraint handling.

Keywords

3D Primitives, Depth From Defocus.

1 Introduction

Les techniques de perception de la profondeur reposent sur une exploitation des variations des conditions de prise de vue des images. Ainsi, les paramètres du système d'acquisition ou de l'environnement lumineux, contrôlés ou non, sont les informations essentielles à l'établissement d'une relation entre l'image et la scène réelle. La méthode

présentée s'inscrit dans l'ensemble des techniques monoculaires passives utilisant le flou optique comme source de l'information de profondeur à partir d'un seul point de vue. Ces techniques, appelées Depth From Defocus ou DFD ([5], [14], [6], [16], [18], [4]), exploitent le flou optique perceptible sur les zones non homogènes de l'image correspondant à des contours ou à des textures. La technique décrite dans cet article utilise uniquement deux images d'une même scène, acquises pour l'une avec un iris très fermé, donnant une profondeur de champ très grande et donc des images nettes d'objets situés à des profondeurs différentes. L'autre image, acquise avec un iris plus ouvert, donne une profondeur de champ très réduite et une quantité de flou dépendant de la profondeur des objets de la scène. Le flou optique est évalué sur les discontinuités de luminance correspondant le plus souvent à des contours d'objets.

En première partie de cet article, nous présentons les relations permettant de lier la profondeur à la défocalisation. Nous y décrivons la méthode spatiale utilisée pour évaluer le paramètre de flou caractéristique de la profondeur des objets de la scène. Dans une seconde partie, nous précisons les relations et conséquences induites dans la méthode par le choix d'une part, de l'opérateur de détection de contours et d'autre part, par le choix du modèle de l'optique. Ces conséquences sont formulées en contrainte que nous explicitons ensuite. Enfin, nous montrons quelques résultats soulignant le comportement de cette méthode spatiale en fonction de l'opérateur de détection de contours choisi et du traitement de la contrainte.

2 Formalisation de la méthode de perception de la profondeur

2.1 Relation profondeur - Degré de flou

Les techniques de perception de la profondeur par vision monoculaire passive permettent la détermination de la pro-

fondeur d'un objet en utilisant des images acquises avec un seul système optique dans des conditions de réglage différentes. Si l'image d'une scène est acquise par une lentille réelle, les points de la surface des objets de la scène situés à une distance particulière de la lentille seront focalisés, ils apparaîtront nets sur l'image. Les points à d'autres distances seront défocalisés, flous au sens optique. Leur degré de flou dépend de la distance les séparant de la caméra. En modifiant les paramètres optiques lors de l'acquisition d'images d'une même scène, l'effet physique produit peut être exploité comme une information sur la profondeur. Une relation entre cet effet caractérisé par un flou optique dépendant de la profondeur des objets dans la scène et les paramètres d'acquisition peut alors être établie. Pour des raisons de simplification, nous assimilons l'objectif de la caméra à une lentille convergente mince et de longueur focale équivalente et nous nous plaçons dans les conditions de Gauss ($OA \ll s_o$). Ainsi, pour une caméra avec une lentille de longueur focale f , la relation entre la position d'un point dans la scène et la position de son image focalisée (ou nette) est donnée par la loi de conjugaison :

$$\frac{1}{s_o} + \frac{1}{s_i} = \frac{1}{f} \quad (1)$$

où s_o est la distance entre le plan principal (plan lentille) et l'objet et s_i est la distance entre le plan principal et le plan focal.

La figure 1 illustre ce processus géométrique de formation des images. Tous les rayons lumineux émis par un objet O placé à la distance s_o et interceptés par la lentille sont réfractés pour converger en un point O' sur le plan image conjugué.

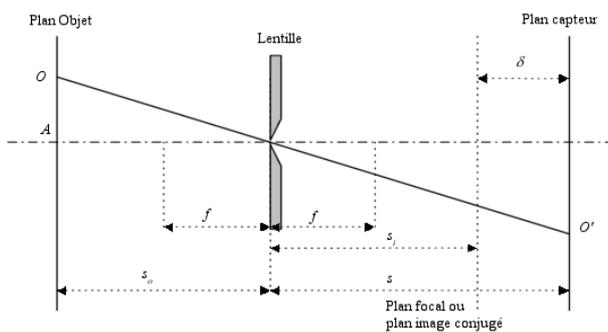


Figure 1: Mode d'obtention de l'image nette en tout point

Si le plan capteur ne coïncide pas avec le plan focal avec une variation d'une distance δ (figure 2), l'image formée sera une tache appelée *cercle de confusion*. Ce *cercle de confusion* est un disque de rayon r_b si le diaphragme de l'objectif photographique est circulaire. Par la méthode des triangles semblables, on établit la relation :

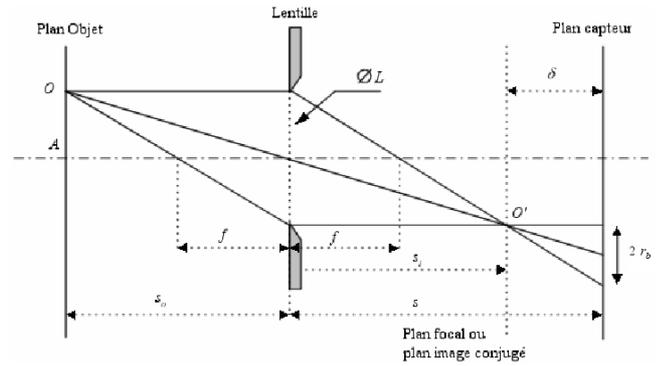


Figure 2: Mode d'obtention de l'image floue

$$r_b = \frac{Ls}{2} \left(\frac{1}{f} - \frac{1}{s_o} - \frac{1}{s} \right) \quad (2)$$

Pour $\delta \geq 0$ (cas de la figure 2), le plan capteur de la caméra est derrière le plan focal et pour $\delta < 0$, il est devant. La figure 3 montre l'évolution du diamètre du *cercle de confusion* en fonction de la distance du plan objet s_o pour les réglages de paramètres suivants $s = 70$ mm, $f = 52$ mm et pour différentes ouvertures du diaphragme L .

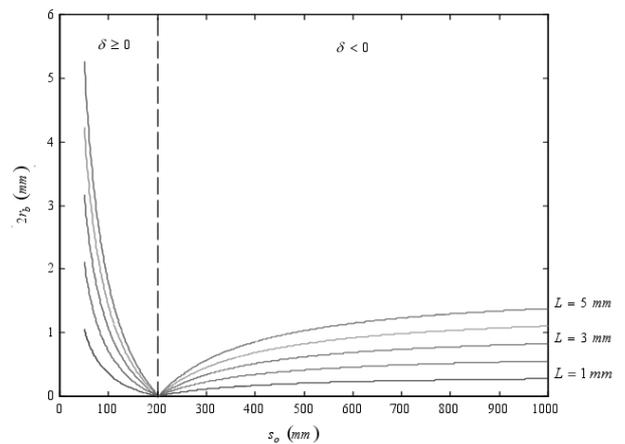


Figure 3: Variation du diamètre du cercle de confusion en fonction de s_o , pour différentes valeurs de L .

La variation de signe de δ peut conduire à une estimation non unique du degré de flou optique donc de la profondeur puisque à une valeur de r_b peut correspondre deux valeurs de s_o . Pour lever cette ambiguïté, il suffit de placer le plan focal soit en avant plan soit en arrière plan de la scène. Ce choix sera guidé par un compromis à faire entre l'étendue de profondeur ($s_{o_{max}} - s_{o_{min}}$) que l'on veut pouvoir mesurer et la sensibilité du *capteur tridimensionnel* [12] aux variations du mesurande s_o ($\frac{\Delta r_b}{\Delta s_o}$) que l'on souhaite. La figure 4 montre la courbe de sensibilité en fonction des paramètres optiques choisis précédemment. Ce compromis est également à faire en tenant compte de

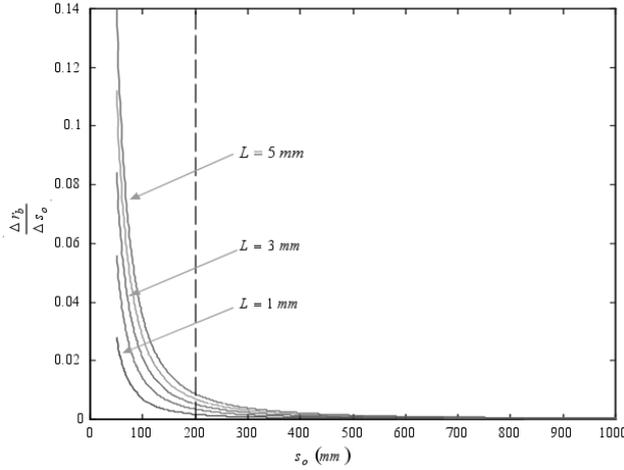


Figure 4: Sensibilité en fonction de s_o , pour différentes valeurs de L .

l'application. En effet, lorsque l'on place le plan net en arrière plan de la scène ($\delta \geq 0$), la sensibilité est plus forte, ce qui intéressera les applications où une plus grande précision sera demandée (ex: métrologie). La mise en avant plan de la scène du plan focal sera plus pertinente pour des applications de contrôle où la précision n'est pas le critère le plus significatif (ex : contrôle non destructif, robotique mobile).

A partir des relations 1 et 2, on détermine la distance plan objet ou profondeur par la relation :

$$\begin{aligned} s_o &= \frac{fs}{s_i - f - 2r_b \frac{f}{L}} \text{ pour } \delta < 0 \\ s_o &= \frac{fs}{s_i - f + 2r_b \frac{f}{L}} \text{ pour } \delta \geq 0 \end{aligned} \quad (3)$$

Le degré de flou introduit par la défocalisation, évalué par l'estimation de r_b , permet d'obtenir la profondeur de l'objet s_o par la relation suivante :

$$\frac{1}{s_o} = \frac{2r_b}{m} - \frac{c}{m} \quad (4)$$

avec les constantes $m = Ls$ et $c = \frac{L(f-s)}{f}$. Les objectifs photographiques ne permettent pas de connaître avec précision les valeurs de L , f et s . Aussi, on préfère évaluer c et m par calibrage.

En pratique, on ne mesure pas directement la taille de la tache car celle-ci n'est pas un disque parfait. La distribution de son intensité lumineuse est intimement liée à la réponse du système optique face à la nature ondulatoire de la lumière. Le modèle utilisé pour représenter cette tache sera caractéristique de la fonction de transfert du système optique (FTO) qui permet d'établir un lien entre R et l'étalement de la tache image [17]. La FTO, caractéristique d'une profondeur, permet d'exprimer la relation entre un plan focalisé et non focalisé par $I_F(u, v) = I_N(u, v) * FTO(u, v)$ où $I_F(u, v)$ est la transformée de Fourier de l'image floue, $I_N(u, v)$ celle de l'image fo-

calisée et u, v les fréquences spatiales. L'image défocalisée ou floue peut être modélisée dans le domaine spatial par :

$$i_F(i, j) = i_N(i, j) \otimes_{2D} h(i, j) \quad (5)$$

où \otimes_{2D} est l'opérateur de convolution bidimensionnel et $h(i, j)$ la réponse impulsionnelle du système optique obtenue par la transformée de Fourier inverse de la FTO et i, j les coordonnées spatiales. La connaissance de la réponse impulsionnelle du système optique appelée PSF (Point Spread Function ou fonction d'étalement du point) permet d'obtenir le paramètre d'étalement Pe_{s_o} pour différentes profondeurs s_o . Ainsi, on peut écrire une forme plus générale de la relation 4, tenant compte de Pe_{s_o} :

$$\frac{1}{s_o} = \frac{Pe_{s_o}}{m} - \frac{c}{m} \quad (6)$$

2.2 Méthode d'estimation de Pe_{s_o}

L'estimation du paramètre d'étalement doit se faire à partir des modifications introduites par l'optique sur l'image acquise. Les discontinuités d'intensité lumineuse dans l'image sont les zones caractéristiques où l'effet optique est le plus facilement quantifiable. Il est donc nécessaire d'identifier ces discontinuités spatiales d'intensité (contours) et de les positionner dans l'espace image. Pour pouvoir localiser et identifier la forme de la discontinuité mais également évaluer la quantité de flou introduite par la défocalisation, nous faisons l'acquisition d'une image nette en tout point en augmentant la profondeur de champ à l'infini (figure 1) grâce à un iris fermé. L'image floue est obtenue en ouvrant l'iris (figure 2).

La défocalisation ayant l'effet d'un filtre passe bas, toute discontinuité sera lissée. Aussi, la différence de pentes des discontinuités nette et floue prises aux points de contour sera caractéristique du paramètre d'étalement de la PSF. Le gradient aux points de contours nous permet alors d'évaluer cette pente. En outre, le rapport des modules des gradients de luminance permet de nous affranchir du niveau de luminance et d'estimer le paramètre d'étalement de la PSF. Ce rapport s'écrit :

$$R(i, j) = \frac{|\nabla i_N(i, j)|}{|\nabla i_F(i, j)|} = \frac{|\nabla i_N(i, j)|}{\left| \nabla \left(i_N(i, j) \otimes_{2D} h(i, j) \right) \right|} \quad (7)$$

Où ∇ représente l'opérateur gradient.

Si le paramètre d'étalement est estimé en chaque point des contours dans l'image, nous pouvons établir une carte des profondeurs grâce à la relation 6. Le schéma de principe de la méthode est donné par la figure 5.

2.3 Approche monodimensionnelle

Pour simplifier l'analyse du problème de DFD, nous cherchons à exploiter la forme monodimensionnelle du contour

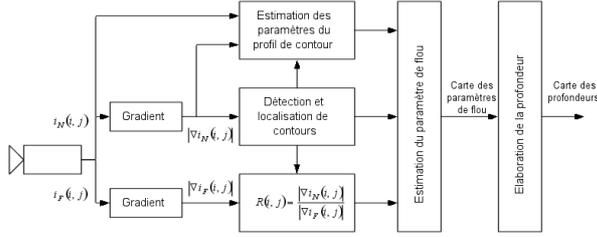


Figure 5: Schéma de principe de la méthode

localisé dans l'image. Pour cela, nous considérons que le contour ne présente de variations que dans une seule direction et il nous faut prouver la correspondance entre la forme 2D et 1D. Si la preuve est apportée que la correspondance est effective dans l'image, on peut appliquer la méthode d'estimation du paramètre d'étalement selon une approche monodimensionnelle [9]. Cette correspondance va dépendre du type d'opérateurs de détection de contour utilisé.

3 Opérateurs de détection de contours

En traitement numérique des images, il existe de nombreuses approximations de l'opérateur gradient. On peut diviser ces opérateurs en deux grandes familles (RII, RIF) selon le support de leur réponse impulsionnelle. Les opérateurs comme ceux de Shen-Castan ou de Canny-Deriche présentent l'avantage d'être isotrope mais sont à réponse impulsionnelle infinie. Si on souhaite un temps de traitement peu coûteux dans une application temps réel par exemple, on préférera des opérateurs moins performants comme ceux de Roberts, Prewitt et Sobel qui sont à réponse impulsionnelle finie. En outre, ces opérateurs ont l'avantage de simplifier le calcul de la relation 7 comme nous allons le montrer dans les paragraphes suivants. L'opérateur de Roberts ne sera pas développé car il présente l'inconvénient majeur de laisser passer les hautes fréquences et en conséquence, les images des gradients des images nette et floue sont fortement bruitées. Les opérateurs de Prewitt et de Sobel semblent alors être un bon compromis entre le coût de traitement et la sensibilité au bruit. Cependant, leur anisotropie nous conduira à une expression particulière de la relation 7 valable pour certaines orientations.

3.1 Cas de l'opérateur de Prewitt

L'opérateur de Prewitt est une approximation simple de l'opérateur gradient. Il est généralement choisi pour sa rapidité d'exécution appropriée à une application en contexte temps réel. Son comportement face au bruit est cependant limité même s'il intègre un filtrage par moyennage [1].

Considérons un contour dans une orientation θ .

- Si $\theta = \frac{\pi}{2} \pm n\pi$, $n \in \mathbb{N}$ alors dans l'image nette : $i_N(i-1, j) = i_N(i, j) = i_N(i+1, j)$.

Le module du gradient de Prewitt de l'image nette peut s'écrire selon la relation 8 où ∇_p représente l'opérateur gradient de Prewitt :

$$|\nabla_p i_N(i, j)| = \left[\left(\frac{1}{3} \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \otimes_{2D} i_N(i, j) \right)^2 + \left(\frac{1}{3} \begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} \otimes_{2D} i_N(i, j) \right)^2 \right]^{\frac{1}{2}}$$

$$|\nabla_p i_N(i, j)| = \left| \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \otimes_{1D} i_N(i, j) \right| \quad \forall i \quad (8)$$

A partir des relations 5 et 8 et des égalités $i_F(i-1, j) = i_F(i, j) = i_F(i+1, j)$, le module du gradient de l'image floue s'écrit :

$$|\nabla_p i_F(i, j)| = \left[\left(\frac{1}{3} \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \otimes_{2D} i_F(i, j) \right)^2 + \left(\frac{1}{3} \begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} \otimes_{2D} i_F(i, j) \right)^2 \right]^{\frac{1}{2}}$$

$$|\nabla_p i_F(i, j)| = \left| \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \otimes_{1D} i_F(i, j) \right| \quad \forall i \quad (9)$$

- Si $\theta = 0 \pm n\pi$, on aura $i_N(i, j-1) = i_N(i, j) = i_N(i, j+1)$.

Un raisonnement similaire aboutit à l'expression du module du gradient de l'image nette et à celle du module du gradient de l'image floue pour tout j .

$$|\nabla_p i_N(i, j)| = \left| \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}^T \otimes_{1D} i_N(i, j) \right| \quad \forall j$$

$$|\nabla_p i_F(i, j)| = \left| \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}^T \otimes_{1D} i_F(i, j) \right| \quad \forall j \quad (10)$$

Pour les deux orientations analysées, nous avons une correspondance 2D/1D qui nous permet d'obtenir une forme analytique simple de la relation 7 directement en monodimensionnel en utilisant des profils de contours nets et flous selon l'orientation $\theta = \pm n\frac{\pi}{2}$ sachant que dans les directions perpendiculaires à θ l'image ne présente pas de variations.

3.2 Cas de l'opérateur de Sobel

L'opérateur de Sobel opère un filtrage passe bas plus significatif que l'opérateur de Prewitt, ce qui le rend plus intéressant en contexte bruité ou en présence de certaines textures [3].

Nous considérons comme précédemment un contour dans une orientation θ .

- Si $\theta = 0 \pm n\pi$.

Le module du gradient de Sobel de l'image nette peut s'écrire selon la relation qui suit où ∇_s est l'opérateur gradient de Sobel :

$$|\nabla_s i_N(i, j)| = \left[\left(\frac{1}{4} \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \otimes_{2D} i_N(i, j) \right)^2 + \left(\frac{1}{4} \begin{bmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix} \otimes_{2D} i_N(i, j) \right)^2 \right]^{\frac{1}{2}}$$

$$|\nabla_s i_N(i, j)| = \left| \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \otimes_{1D} i_N(i, j) \right| \quad \forall i \quad (11)$$

On retrouve ici la relation 8, ce qui nous permet de préciser que la relation 9 sera valable pour le module du gradient de l'image floue.

- Si l'orientation de la discontinuité est $\theta = \frac{\pi}{2} \pm n\pi$.

Un raisonnement similaire aboutit à l'expression du module du gradient de l'image nette et à celle du module du gradient de l'image floue pour tout j . Nous pouvons donc conclure que l'expression des modules des gradients des images nette et floue sont valables si le contour est dans l'orientation $\theta = \pm \frac{n\pi}{2}$, quelque soit l'opérateur choisi. La suite du développement est ainsi commune aux deux opérateurs.

3.3 Expression analytique du rapport des modules des gradients

Le profil des contours de l'image nette est modélisé par une rampe de longueur ε , d'amplitude $(b - a)$ démarrant en x_0 exprimé par :

$$c_N(x) = \begin{cases} a & \text{si } x < x_0 \\ a + \left(\frac{b-a}{\varepsilon}\right)(x - x_0) & \text{si } x_0 \leq x \leq x_0 + \varepsilon \\ b & \text{si } x > x_0 + \varepsilon \end{cases}$$

Les paramètres a, b, ε et x_0 sont estimés à partir des profils de contours observés dans l'image nette.

Le module de gradient de l'image nette est :

$$|\nabla c_N(x)| = \left| c_N(x) \otimes_{1D} \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \right| \quad (12)$$

De plus, si la PSF $h(i, j)$ est de symétrie circulaire, elle est alors séparable et on peut écrire l'expression de la

LSF (Line Spread Function) $h(x) = \sum_y h(x, y)\Delta y = \sum_y h(x)h(y)\Delta y$, on peut écrire sous forme monodimensionnelle le module du gradient de l'image floue :

$$|\nabla c_F(x)| = \left| c_N(x) \otimes_{1D} h(x) \right| \quad (13)$$

Que l'on choisisse l'opérateur gradient de Prewitt ou celui de Sobel, l'expression des modules des gradients des images nette et floue est de même forme. Le rapport des modules des gradients aux points de contours s'écrit :

$$R(x) = \frac{|\nabla c_N(x)|}{|\nabla c_F(x)|} = \frac{|\nabla c_N(x)|}{|\nabla c_N(x) \otimes h(x)|} \quad (14)$$

L'expression monodimensionnelle du rapport des modules des gradients devient :

$$R(x) = \begin{cases} \frac{1}{h(x-x_0)+h(x-(x_0+\varepsilon))+2\sum_{u=1}^{\varepsilon-1}h(x-(x_0+u))} & \text{pour } x = x_0 \text{ et } x = x_0 + \varepsilon \\ \frac{2}{h(x-x_0)+h(x-(x_0+\varepsilon))+2\sum_{u=1}^{\varepsilon-1}h(x-(x_0+u))} & \text{pour } x \in]x_0; x_0 + \varepsilon[\end{cases} \quad (15)$$

Avec cette expression du rapport des modules des gradients, nous sommes capables d'estimer $\varepsilon + 1$ valeurs du paramètre d'étalement pour tout $x \in [x_0, x_0 + \varepsilon]$. On obtient une valeur finale de l'estimation de la profondeur de l'objet à son point de contour x_0 en calculant une caractéristique de position des valeurs estimées comme la moyenne ou la médiane qui potentiellement nous affranchira d'une valeur aberrante dans les estimations. La méthode s'en trouve un peu alourdie en temps de calcul mais l'estimation est globalement meilleure ([9], [11], [10]). De plus, nous pouvons calculer l'estimation de σ_{s_0} en chaque point $x \in [x_0, x_0 + \varepsilon]$ à partir de chaque autre point du contour, en tenant compte du décalage $x - x_0$.

4 Modèle de PSF et paramètres de flou

L'expression du rapport des modules des gradients fait intervenir la fonction d'étalement du point (PSF). Cette PSF dépend autant des propriétés des matériaux de l'optique (indice de réfraction), que de la forme géométrique de la lentille (longueur focale) et des paramètres de prise de vue (distance de l'objet, diaphragme, éclairage). Un modèle réel prenant en compte à la fois tous les aspects de l'optique géométrique, les effets de la diffraction et les défauts de lentilles n'existe pas. Les trois principaux modèles de réponse impulsionnelle de l'optique sans aberration utilisés sont le modèle géométrique, le modèle de Hopkins [2], et le modèle Gaussien.

4.1 Le modèle géométrique

Le modèle géométrique encore appelé modèle *Pillbox* est un modèle simple puisque l'on exprime l'optique géométrique sans tenir compte des effets de diffraction ou

encore d'aberrations optiques [7]. La PSF est une constante répartie sur une surface circulaire, son expression est :

$$h(i, j) = \begin{cases} \frac{1}{\pi r_b^2} & \text{si } \sqrt{i^2 + j^2} \leq r_b \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$$

Ce modèle simple est parfois utilisé dans les travaux d'optique, notamment lorsque la quantité de flou est grande. Dans ce cas, l'effet de la diffraction peut paraître négligeable devant l'effet de la défocalisation. La figure 6 montre la réponse impulsionnelle de ce modèle de PSF. Sa transformée de Fourier est représentée sur la figure 7.

La forme monodimensionnelle du modèle géométrique, c'est-à-dire la LSF, est :

$$h(x) = \begin{cases} \frac{2}{\pi r_b^2} \sqrt{r_b^2 - x^2} & \text{si } x \leq r_b \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$$

Le paramètre d'étalement correspondant à cette PSF est $\sigma_h = \frac{r_b}{\sqrt{2}}$ ([15]).

4.2 Le modèle de Hopkins

Ce modèle prend bien en compte les phénomènes de diffraction et de défocalisation [2]. Il est défini par la relation :

$$h(i, j, \lambda) = \left(\frac{2}{a}\right)^2 [U_1^2(a, b) + U_2^2(a, b)] I_0 \quad (16)$$

avec les fonctions de Lommel :

$$U_n(a, b) = \sum_{k=0}^{\infty} (-1)^k \left(\frac{a}{b}\right)^{n+2k} J_{n+2k}(b)$$

et $I_0 = \left[\frac{\pi}{\lambda} \left(\frac{L}{2f}\right)^2\right]^2 I_e$ l'intensité au point origine avec I_e l'intensité émise, a et b sont donnés par $a = \frac{2\pi}{\lambda} \left(\frac{L}{2f}\right)^2 (s - s_i)$ et $b = \frac{2\pi}{\lambda} \left(\frac{L}{2f}\right)^2 \sqrt{i^2 + j^2}$. $J_m(b)$ est une fonction de Bessel de première espèce d'ordre m et λ est une longueur d'onde.

On peut remarquer que ce modèle dépend de la longueur d'onde λ . Or le spectre des longueurs d'ondes d'une scène peut être vaste et le capteur CCD va d'une part, le modifier et d'autre part, intégrer l'intensité lumineuse sur l'ensemble des longueurs d'ondes. En affectant une valeur moyenne à λ , prise sur le spectre de réponse du capteur CCD, nous aurons une perte d'informations sur l'effet global du flou. De plus, la complexité de cette forme analytique en fait un modèle peu utilisé.

Stokseth [13] a proposé une approximation du modèle de Hopkins dans le domaine fréquentiel exprimée par :

$$h(i, j) = TF^{-1} \begin{pmatrix} 2p(s) \frac{J_1(a-0,5as)}{(a-0,5as)} & |s| \leq 2 \\ 0 & |s| > 2 \end{pmatrix}$$

avec :

$$\begin{aligned} p(s) &= 1 - 0,69s + 0,076s^2 + 0,043s^3 \\ s &= \sqrt{u^2 + v^2} \\ a &= \frac{4w\pi s}{\lambda} \end{aligned}$$

où λ représente la longueur d'onde.

L'étude de sa réponse impulsionnelle et de sa transformée de Fourier (figures 6 et 7 respectivement) montre que ce modèle est pertinent pour caractériser les phénomènes de diffraction, de défocalisation et d'échantillonnage. L'inconvénient majeur est l'obtention d'une équation spatiale simple et encore une fois le choix de la longueur d'onde dans le spectre lumineux.

4.3 Le modèle Gaussien

Ce modèle est le plus usité actuellement car il prend assez bien en compte les phénomènes de défocalisation et de diffraction [8]. De plus, il ne tient pas compte de la longueur d'onde. Le degré de flou optique est contenu dans l'écart-type de la Gaussienne σ_{s_o} correspondant à une profondeur s_o . L'expression de la PSF Gaussienne est donnée par l'équation :

$$h(i, j) = \frac{1}{2\pi\sigma_{s_o}^2} e^{-\frac{i^2+j^2}{2\sigma_{s_o}^2}} \quad (17)$$

C'est une bonne approximation des modèles de Hopkins ou de Stokseth dans leur forme spatiale (Figure 6) mais est significativement différente au delà du premier lobe dans le domaine fréquentiel (Figure 7). La forme analytique simple du modèle gaussien en fait le modèle le plus utilisé. En outre, elle présente des propriétés intéressantes telle que sa symétrie circulaire.

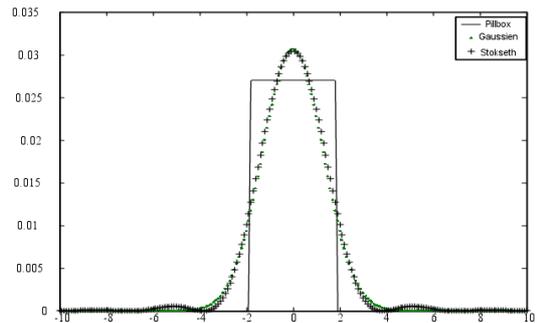


Figure 6: Réponse impulsionnelle des trois modèles de PSF

Parmi les différents modèles de PSF utilisables, le modèle Gaussien est le modèle apportant le meilleur compromis entre complexité et représentation de la réalité. De plus, ses propriétés de symétrie circulaire sont intéressantes pour une approche monodimensionnelle de l'analyse du paramètre d'étalement. C'est pourquoi nous préférons

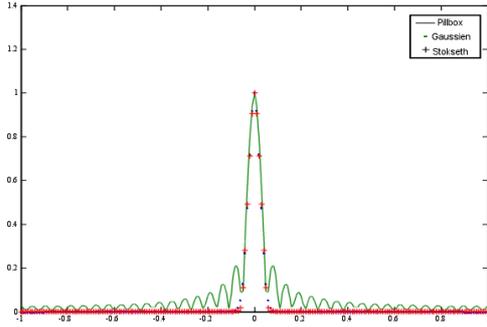


Figure 7: Transformée de Fourier des trois modèles de PSF

utiliser ce modèle. La forme monodimensionnelle de la PSF Gaussienne est :

$$h(x) = \frac{1}{\sigma_{s_o} \sqrt{2\pi}} e^{-\frac{x^2}{2\sigma_{s_o}^2}} \quad (18)$$

Dans ce cas, le rapport des modules des gradients 15 devient :

$$R(x) = \begin{cases} \frac{\sqrt{2\pi}\sigma_{s_o}}{e^{-\frac{(x-x_0)^2}{2\sigma_{s_o}^2}} + e^{-\frac{(x-(x_0+\varepsilon))^2}{2\sigma_{s_o}^2}} + 2\sum_{u=1}^{\varepsilon-1} e^{-\frac{(x-(x_0+u))^2}{2\sigma_{s_o}^2}}} & \text{pour } x = x_0 \text{ et } x = x_0 + \varepsilon \\ \frac{2\sqrt{2\pi}\sigma_{s_o}}{e^{-\frac{(x-x_0)^2}{2\sigma_{s_o}^2}} + e^{-\frac{(x-(x_0+\varepsilon))^2}{2\sigma_{s_o}^2}} + 2\sum_{u=1}^{\varepsilon-1} e^{-\frac{(x-(x_0+u))^2}{2\sigma_{s_o}^2}}} & \text{pour } x \in]x_0; x_0 + \varepsilon[\end{cases} \quad (19)$$

A partir des observations des gradients des images nette et floue aux points des profils des contours, on résout numériquement la relation 19 pour déterminer le paramètre d'étalement σ_{s_o} et obtenir la profondeur s_o par la relation 6.

5 La contrainte d'orientation

La correspondance 2D/1D que nous avons démontrée dans les paragraphes précédents est une condition essentielle à l'utilisation de la relation 15. Aussi, nous définissons des contraintes sur les contours à localiser dans l'image afin que cette relation puisse être appliquée pour donner une validité et une précision significative.

Une première contrainte est de considérer le contour constant selon sa tangente, au point de calcul. Une scène réelle ne peut satisfaire aisément à cette contrainte. En pratique, elle est naturellement assouplie car la constance du contour sera limitée au noyau des PSF autour des points de contour, c'est-à-dire pour des valeurs significatives de la PSF. Rappelons que dans le cas d'une PSF gaussienne d'intégrale unité, ses valeurs deviennent négligeables au-delà de 6σ .

Une seconde contrainte est liée à l'orientation. En effet, nous avons théoriquement prouvé que la méthode d'estimation de la profondeur s'applique sous une forme monodimensionnelle si les contours ont des orientations $\theta = \pm \frac{n\pi}{2}$. Cette contrainte est particulièrement forte pour une image réelle et notamment en présence de bruit. Si on la respecte scrupuleusement, nous n'obtiendrons qu'un nombre très limité de points pour l'estimation de la profondeur.

Cette contrainte d'orientation peut être traitée de deux manières différentes. Une première approche est de considérer que la relation 19 s'applique pour des contours d'orientation $\theta \in [\pm \frac{n\pi}{2} - \alpha \frac{\pi}{4}; \pm \frac{n\pi}{2} + \alpha \frac{\pi}{4}[$ avec $\alpha \in [0, 1]$. Un coefficient $\alpha = 0$ permet l'application stricte de la contrainte tandis qu'avec $\alpha = 1$, on pourra prendre en compte tous les contours de l'image [9]. En présence de bruit, cette modulation de la contrainte permet d'obtenir de nombreux points de calcul pour l'estimation de la profondeur.

La deuxième approche est de considérer que tout contour d'orientation $\theta \in [\pm \frac{n\pi}{2} - \alpha \frac{\pi}{4}; \pm \frac{n\pi}{2} + \alpha \frac{\pi}{4}[$ a en réalité une orientation $\theta = \pm \frac{n\pi}{2}$. On considère dans ce cas que la variation de l'orientation du contour est due au bruit présent dans l'image. Cette approche consiste en l'approximation des orientations.

Dans ces deux approches, la détermination d'une valeur adéquate de α est délicate. Il faut pouvoir disposer de suffisamment de points de calcul tout en rejetant les points de contours dont l'orientation est très différente de $\theta = \pm \frac{n\pi}{2}$ sachant que le bruit a perturbé l'orientation réelle des contours de l'image.

Nous proposons la voie expérimentale pour guider notre choix de l'approche de traitement de la contrainte d'orientation, par modulation ou approximation et définir α .

6 Résultats et discussion

Nous proposons dans cette section deux expériences destinées à montrer l'influence du choix de l'opérateur de gradient et de la technique de traitement de la contrainte d'orientation sur la précision des estimations du paramètre d'étalement. A l'issue des expériences menées, nous essaierons d'une part d'évaluer si les propriétés de filtrage de l'opérateur de Sobel amène un gain de précision significatif par rapport à l'opérateur de Prewitt en tenant compte des coûts calculatoires respectifs. D'autre part, nous dégagerons une des deux approches de traitement de la contrainte d'orientation.

La première expérience consiste en la synthèse d'une image 300×100 représentant une bande de 100 pixels de largeur, pour différentes valeurs de ε et rendue floue avec une PSF gaussienne pour différentes valeurs de son paramètre d'étalement σ_{s_o} pris pour une seule profondeur

s_o dans l'image. Les images nettes et floues sont ensuite bruitées avec un rapport signal sur bruit (SNR) dont on impose la valeur, le bruit étant blanc gaussien (figure 8).

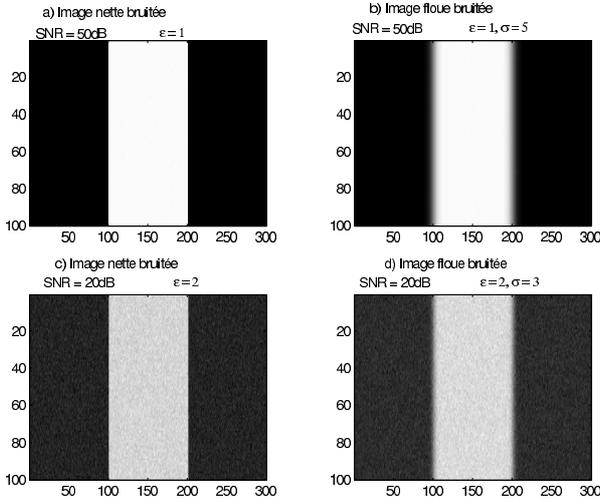


Figure 8: Exemples des images bruitées utilisées

Pour juger de l'influence du choix de l'opérateur de détection de contours utilisé et notamment en contexte bruité, nous comparons les erreurs d'estimation du paramètre d'étalement σ_{s_o} avec l'opérateur de Prewitt (Table 1) et celui de Sobel (Table 2) en faisant varier α . La moyenne des erreurs RMS est calculée sur l'ensemble des points de contours détectés vérifiant la contrainte d'orientation imposée et ce pour dix expériences consécutives. Les cellules non renseignées signifient qu'aucune estimation n'a été obtenue.

A l'issue de ces expériences, nous constatons que dans le contexte bruité, la contrainte d'orientation stricte $\theta = 0 \pm \frac{\pi}{2}$ n'est que très rarement respectée dans l'image. En appliquant l'opérateur de Prewitt, pour un $SNR = 20dB$ et $\alpha = 0, \forall \varepsilon$ et $\forall \sigma$, en moyenne 3 points présentent une orientation $\theta = \pm \frac{\pi}{2}$ alors que ce type d'image sans bruit présente environ 200 points de contours. Pour un $SNR = 50dB, \alpha = 0, \forall \varepsilon$ et $\forall \sigma$, en moyenne 72 points servent à l'estimation. En appliquant l'opérateur de Sobel, pour un $SNR = 20dB$ et $\alpha = 0, \forall \varepsilon$ et $\forall \sigma$, en moyenne 1 point présente une orientation $\theta = \pm \frac{\pi}{2}$. Pour un $SNR = 50dB, \alpha = 0, \forall \varepsilon$ et $\forall \sigma$, en moyenne 57 points servent à l'estimation, ce qui explique que l'erreur RMS est globalement plus importante. En ce qui concerne l'orientation, à partir de $\alpha = 0,05$, tous les points de contours sont pris en compte pour l'estimation du paramètre d'étalement quelque soit l'opérateur gradient utilisé pour un $SNR \geq 50dB$.

La seconde expérience permet également de comparer l'influence du choix de l'opérateur de contour mais cette fois en utilisant une approximation des orientations. Tout angle sera arrondi à la valeur la plus proche de $\theta = \pm \frac{\pi}{2}$. Les expérimentations sont menées dans les mêmes condi-

Table 1: Moyenne des erreurs d'estimation (RMS) avec Prewitt et modulation de la contrainte

		SNR				
ε	σ	$\alpha\%$	20	30	50	
1	1	0	$6,21 \cdot 10^{-2}$	$3,42 \cdot 10^{-2}$	$2,60 \cdot 10^{-3}$	
		1	$1,16 \cdot 10^{-1}$	$3,75 \cdot 10^{-2}$	$2,97 \cdot 10^{-3}$	
		5	$1,05 \cdot 10^{-1}$	$3,18 \cdot 10^{-2}$	$2,97 \cdot 10^{-3}$	
	3	0		$1,60 \cdot 10^{-1}$	$1,01 \cdot 10^{-2}$	
		1	$4,75 \cdot 10^{-1}$	$1,06 \cdot 10^{-1}$	$1,09 \cdot 10^{-2}$	
		5	$4,91 \cdot 10^{-1}$	$1,04 \cdot 10^{-1}$	$1,09 \cdot 10^{-2}$	
	5	0	$5,53 \cdot 10^{-1}$	$4,41 \cdot 10^{-1}$	$3,47 \cdot 10^{-2}$	
		1	1,03	$3,21 \cdot 10^{-1}$	$3,56 \cdot 10^{-2}$	
		5	1,06	$3,40 \cdot 10^{-1}$	$3,56 \cdot 10^{-2}$	
	2	1	0	$8,27 \cdot 10^{-2}$	$4,94 \cdot 10^{-2}$	$5,85 \cdot 10^{-3}$
			1	$1,36 \cdot 10^{-1}$	$7,10 \cdot 10^{-2}$	$6,79 \cdot 10^{-3}$
			5	$3,87 \cdot 10^{-1}$	$7,68 \cdot 10^{-2}$	$6,75 \cdot 10^{-3}$
		3	0	$2,27 \cdot 10^{-1}$	$7,75 \cdot 10^{-2}$	$1,01 \cdot 10^{-2}$
			1	$3,27 \cdot 10^{-1}$	$9,28 \cdot 10^{-2}$	$1,27 \cdot 10^{-2}$
			5	$3,50 \cdot 10^{-1}$	$1,03 \cdot 10^{-1}$	$1,27 \cdot 10^{-2}$
5		0	$8,25 \cdot 10^{-1}$	$1,21 \cdot 10^{-1}$	$2,38 \cdot 10^{-2}$	
		1	1,25	$1,96 \cdot 10^{-1}$	$2,44 \cdot 10^{-2}$	
		5	1,12	$2,55 \cdot 10^{-1}$	$2,44 \cdot 10^{-2}$	
5		1	0		$1,41 \cdot 10^{-1}$	$1,42 \cdot 10^{-1}$
			1		$2,54 \cdot 10^{-1}$	$1,36 \cdot 10^{-1}$
			5		$3,29 \cdot 10^{-1}$	$1,36 \cdot 10^{-1}$
		3	0		$2,67 \cdot 10^{-1}$	$2,16 \cdot 10^{-2}$
			1		$2,28 \cdot 10^{-1}$	$1,95 \cdot 10^{-2}$
			5		$2,70 \cdot 10^{-1}$	$1,90 \cdot 10^{-2}$
	5	0		$1,78 \cdot 10^{-1}$	$1,96 \cdot 10^{-2}$	
		1		$1,84 \cdot 10^{-1}$	$2,00 \cdot 10^{-2}$	
		5		$1,90 \cdot 10^{-1}$	$1,99 \cdot 10^{-2}$	

tions et leurs résultats sont regroupés dans les tables 3 et 4.

En appliquant l'opérateur de Prewitt, pour un $SNR = 20dB, \alpha = 0, \forall \varepsilon$ et $\forall \sigma$, en moyenne 2 points présentent une orientation $\theta = \pm \frac{\pi}{2}$. Pour $SNR = 50dB, \alpha = 0, \forall \varepsilon$ et $\forall \sigma$, en moyenne 68 points servent à l'estimation. En appliquant l'opérateur de Sobel, pour un $SNR = 20dB, \alpha = 0, \forall \varepsilon$ et $\forall \sigma$, en moyenne 3 points présentent une orientation $\theta = \pm \frac{\pi}{2}$. Pour $SNR = 50dB, \alpha = 0, \forall \varepsilon$ et $\forall \sigma$, en moyenne 57 points servent à l'estimation. En utilisant l'approche par approximation de l'orientation, l'erreur d'estimation RMS est du même ordre de grandeur voire légèrement plus faible pour un SNR petit avec l'opérateur de Sobel.

De manière générale, nous pouvons constater que l'opérateur de gradient n'a que peu d'influence sur les performances d'estimation. Lorsque l'on est très tolérant sur la contrainte aucun opérateur ne se dégage réellement. L'opérateur de Sobel semble amener un très léger gain lorsque la contrainte reste faible.

Les résultats relatifs au traitement de la contrainte par modulation ou approximation montrent des performances

Table 2: Moyenne des erreurs d'estimation (RMS) avec Sobel et modulation de la contrainte

			SNR (dB)		
ε	σ	$\alpha\%$	20	30	50
1	1	0	$1,39 \cdot 10^{-1}$	$3,69 \cdot 10^{-2}$	$3,05 \cdot 10^{-3}$
		1	$1,14 \cdot 10^{-1}$	$3,75 \cdot 10^{-2}$	$3,25 \cdot 10^{-3}$
		5	$1,02 \cdot 10^{-1}$	$3,29 \cdot 10^{-2}$	$3,25 \cdot 10^{-3}$
	3	0	1,30	$1,33 \cdot 10^{-1}$	$1,08 \cdot 10^{-2}$
		1	$7,14 \cdot 10^{-1}$	$1,23 \cdot 10^{-1}$	$1,30 \cdot 10^{-2}$
		5	$5,76 \cdot 10^{-1}$	$1,23 \cdot 10^{-1}$	$1,30 \cdot 10^{-2}$
	5	0	$9,38 \cdot 10^{-1}$	$3,26 \cdot 10^{-1}$	$3,86 \cdot 10^{-2}$
		1	$8,82 \cdot 10^{-1}$	$3,68 \cdot 10^{-1}$	$3,77 \cdot 10^{-2}$
		5	1,15	$3,61 \cdot 10^{-1}$	$3,77 \cdot 10^{-2}$
2	1	0	$1,41 \cdot 10^{-1}$	$3,91 \cdot 10^{-2}$	$6,24 \cdot 10^{-3}$
		1	$1,84 \cdot 10^{-1}$	$7,23 \cdot 10^{-2}$	$7,26 \cdot 10^{-3}$
		5	$5,04 \cdot 10^{-1}$	$8,52 \cdot 10^{-2}$	$7,22 \cdot 10^{-3}$
	3	0		$7,74 \cdot 10^{-2}$	$1,26 \cdot 10^{-2}$
		1	$3,54 \cdot 10^{-1}$	$8,92 \cdot 10^{-2}$	$1,33 \cdot 10^{-2}$
		5	$3,87 \cdot 10^{-1}$	$1,21 \cdot 10^{-1}$	$1,33 \cdot 10^{-2}$
	5	0	1,25	$2,56 \cdot 10^{-1}$	$2,56 \cdot 10^{-2}$
		1	1,11	$2,71 \cdot 10^{-1}$	$2,60 \cdot 10^{-2}$
		5	$9,87 \cdot 10^{-1}$	$2,66 \cdot 10^{-1}$	$2,59 \cdot 10^{-2}$
5	1	0		$2,94 \cdot 10^{-1}$	$1,52 \cdot 10^{-1}$
		1	$3,47 \cdot 10^{-1}$	$3,26 \cdot 10^{-1}$	$1,45 \cdot 10^{-1}$
		5	$3,47 \cdot 10^{-1}$	$4,28 \cdot 10^{-1}$	$1,42 \cdot 10^{-1}$
	3	0		$2,82 \cdot 10^{-1}$	$2,58 \cdot 10^{-2}$
		1		$3,05 \cdot 10^{-1}$	$2,20 \cdot 10^{-2}$
		5		$3,80 \cdot 10^{-1}$	$2,07 \cdot 10^{-2}$
	5	0		$2,89 \cdot 10^{-1}$	$2,12 \cdot 10^{-2}$
		1		$2,45 \cdot 10^{-1}$	$2,10 \cdot 10^{-2}$
		5		$2,17 \cdot 10^{-1}$	$2,11 \cdot 10^{-2}$

similaires. La conséquence intéressante est que l'une ou l'autre de ces deux approches peut être utilisée quelque soit l'opérateur de détection de contours. En outre, la tolérance sur la contrainte représentée par α est liée au SNR. Une valeur de 0,05 suffit à obtenir un nombre conséquent de points de calcul avec une bonne précision sur les résultats pour un $SNR \geq 30dB$. En deçà, α doit être augmenté afin d'avoir plus de points de calcul et une représentativité de l'erreur RMS.

7 Conclusion

Nous avons proposé dans cet article une formulation générale du problème spatial de la perception de la profondeur par l'analyse du flou optique sur les contours. Nous avons établi les relations générales nous permettant d'utiliser deux opérateurs gradient qui sont les opérateurs de Prewitt et de Sobel. Nous avons présenté trois modèles de réponse impulsionnelle du système optique et justifier le choix du modèle gaussien. Nous avons défini la relation permettant d'estimer le paramètre de flou en précisant l'importance de l'orientation des contours pour l'application de la méthode. Enfin, nous avons discuté de

Table 3: Moyenne des erreurs d'estimation avec Prewitt et approximation des orientations

			SNR		
ε	σ	$\alpha\%$	20	30	50
1	1	0	$8,80 \cdot 10^{-2}$	$1,72 \cdot 10^{-2}$	$3,03 \cdot 10^{-3}$
		1	$1,08 \cdot 10^{-1}$	$2,78 \cdot 10^{-2}$	$3,16 \cdot 10^{-3}$
		5	$1,05 \cdot 10^{-1}$	$2,98 \cdot 10^{-2}$	$3,16 \cdot 10^{-3}$
	3	0	$5,26 \cdot 10^{-1}$	$1,49 \cdot 10^{-1}$	$1,30 \cdot 10^{-2}$
		1	$5,21 \cdot 10^{-1}$	$1,38 \cdot 10^{-1}$	$1,31 \cdot 10^{-2}$
		5	$4,76 \cdot 10^{-1}$	$1,27 \cdot 10^{-1}$	$1,31 \cdot 10^{-2}$
	5	0		$2,31 \cdot 10^{-1}$	$2,78 \cdot 10^{-2}$
		1	1,44	$3,01 \cdot 10^{-1}$	$3,13 \cdot 10^{-2}$
		5	1,30	$3,56 \cdot 10^{-1}$	$3,13 \cdot 10^{-2}$
2	1	0	$1,33 \cdot 10^{-1}$	$7,10 \cdot 10^{-2}$	$5,58 \cdot 10^{-3}$
		1	$1,62 \cdot 10^{-1}$	$6,10 \cdot 10^{-2}$	$5,93 \cdot 10^{-3}$
		5	$9,20 \cdot 10^{-1}$	$5,86 \cdot 10^{-2}$	$5,92 \cdot 10^{-3}$
	3	0	$1,05 \cdot 10^{-1}$	$6,18 \cdot 10^{-2}$	$9,63 \cdot 10^{-3}$
		1	$2,24 \cdot 10^{-1}$	$1,09 \cdot 10^{-1}$	$9,67 \cdot 10^{-3}$
		5	$3,58 \cdot 10^{-1}$	$9,61 \cdot 10^{-2}$	$9,67 \cdot 10^{-3}$
	5	0	1,24	$2,93 \cdot 10^{-1}$	$2,25 \cdot 10^{-2}$
		1	$9,77 \cdot 10^{-1}$	$2,57 \cdot 10^{-1}$	$2,26 \cdot 10^{-2}$
		5	1,27	$2,18 \cdot 10^{-1}$	$2,30 \cdot 10^{-2}$
5	1	0		1,58	$1,69 \cdot 10^{-1}$
		1		$8,98 \cdot 10^{-1}$	$1,57 \cdot 10^{-1}$
		5	$9,56 \cdot 10^{-1}$	$6,62 \cdot 10^{-1}$	$1,56 \cdot 10^{-1}$
	3	0		$4,69 \cdot 10^{-1}$	$2,06 \cdot 10^{-2}$
		1		$3,52 \cdot 10^{-1}$	$2,02 \cdot 10^{-2}$
		5		$2,97 \cdot 10^{-1}$	$2,00 \cdot 10^{-2}$
	5	0		$2,23 \cdot 10^{-1}$	$2,36 \cdot 10^{-2}$
		1		$2,37 \cdot 10^{-1}$	$2,27 \cdot 10^{-2}$
		5		$1,97 \cdot 10^{-1}$	$2,28 \cdot 10^{-2}$

l'influence du choix de l'opérateur gradient à partir des performances d'estimation dans lesquelles l'orientation des contours a été traitée selon deux approches différentes.

Les expérimentations menées ont permis de conclure que la méthode était applicable pour des orientations des contours proches des valeurs théoriques et ce quelque soit l'opérateur gradient permettant d'obtenir des performances correctes en contexte bruité. Des travaux en cours pour le traitement des orientations de contours $\theta = \pm \frac{\pi}{4}$ viendront enrichir la méthode et permettront d'obtenir de meilleures performances car tous les points de l'image serviront à l'estimation du paramètre de flou indispensable à l'obtention de la profondeur recherchée. En parallèle, la mise en œuvre d'un détecteur directionnel de contours est envisagée.

References

- [1] J-P. Cocquerez et S. Philipp. *Analyse d'images : Filtrage et Segmentation*. Collection Enseignement de la physique. Masson édition, 1995.
- [2] H.H. Hopkins. The frequency response of a defocused optical system. In *Proc. Royal Soc.*, volume 231, pages 91–103,

1955.

- [3] R. Horaud et O. Monga. *Vision par Ordinateurs : Outils fondamentaux*. Informatique. Hermes, 1995.
- [4] H. Jin et P. Favaro. A variational approach to shape from defocus. In *ECCV02*, pages 18–30, 2002.
- [5] A.P. Pentland. A new sense of depth of field. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 9(4):523–531, July 1987.
- [6] D.T. Pham et V. Aslantas. Depth from defocus using a neural network. *Pattern Recognition*, 32:715–727, 1999.
- [7] G. Schneider. *Numerical Analysis of Monocular Depth Sensing Principles and their Applications in Robotics*. PhD thesis, IAR-Université de Nancy 1, CRAN, Université de Nancy 1, July 1995.
- [8] W.F. Schreiber. *Fundamentals of Electronic Imaging Systems*, chapter 2.5.2. Springer-Verlag, 1986.
- [9] C. Simon, F. Bicking, et T. Simon. Estimation de la profondeur par évaluation du flou optique sur les contours. In IRIT, editor, *ORASIS 2001*, pages 213–222, CAHORS, FRANCE, Juin 2001.
- [10] C. Simon, F. Bicking, et T. Simon. Estimation of depth on thick edges from sharp and blurred images. In *IEEE Instrumentation and Measurement Technology Conference*, pages 323–328, Anchorage, USA, May 21-23 2002. IEEE Instrumentation and Measurement Society.
- [11] C. Simon, F. Bicking, T. Simon, et A. Goudali. Amélioration de l'évaluation de la profondeur à partir d'un couple d'images nette et floue. In *GRETSI'01*, Toulouse, France, 10-13 Sept. 2001.
- [12] T. Simon, C. Simon, et F. Bicking. Faisabilité d'un capteur 3d basé sur l'analyse du flou optique sur les images. In *3ème Colloque francophone, Méthodes et techniques optiques pour l'industrie*, pages 344–349, Saint-Aubin de Médoc, France, 18–22 Novembre 2002. SFO.
- [13] A. Stokseth. Properties of a defocused optical system. *Journal of the Optical Society of America*, 59(10):1314–1321, 1969.
- [14] M. Subbarao. Parallel depth recovery by changing camera parameters. In *Proc. Second International IEEE Conference on Computer Vision*, pages 149–155, Tampa, Florida, USA, 1988.
- [15] M. Subbarao. Determining distance from defocused images of simple objects. Technical Report 89-07-20, Computer vision laboratory, Dpt of Electrical Engineering, State University of New-York, Stony Brook, NY 11794-2350, USA, 1989.
- [16] M. Subbarao et G. Surya. Depth from defocus : A spatial domain approach. *International Journal of Computer Vision*, 13(3):271–294, 1994.
- [17] C.S. Williams et A.A. Becklund. *Introduction to the OTF*. Wiley Series in Pure and Applied Optics, 1989.
- [18] D. Ziou et F. Deschenes. Depth from defocus in spatial domain. *Computer Vision and Image Understanding*, 81:143–165, 2001.

Table 4: Moyenne des erreurs d'estimation avec Sobel et approximation des orientations

ε	σ	$\alpha\%$	SNR		
			20	30	50
1	1	0	$9,45 \cdot 10^{-2}$	$9,38 \cdot 10^{-3}$	$3,28 \cdot 10^{-3}$
		1	$1,07 \cdot 10^{-1}$	$3,26 \cdot 10^{-2}$	$3,31 \cdot 10^{-3}$
		5	$1,05 \cdot 10^{-1}$	$3,18 \cdot 10^{-2}$	$3,31 \cdot 10^{-3}$
	3	0	$1,81 \cdot 10^{-1}$	$1,40 \cdot 10^{-1}$	$1,38 \cdot 10^{-2}$
		1	$3,89 \cdot 10^{-1}$	$1,43 \cdot 10^{-1}$	$1,39 \cdot 10^{-2}$
		5	$4,89 \cdot 10^{-1}$	$1,37 \cdot 10^{-1}$	$1,39 \cdot 10^{-2}$
	5	0	$7,72 \cdot 10^{-1}$	$3,61 \cdot 10^{-1}$	$2,97 \cdot 10^{-2}$
		1	1,63	$3,51 \cdot 10^{-1}$	$3,29 \cdot 10^{-2}$
		5	1,48	$3,83 \cdot 10^{-1}$	$3,29 \cdot 10^{-2}$
2	1	0	$1,05 \cdot 10^{-1}$	$6,00 \cdot 10^{-2}$	$6,46 \cdot 10^{-3}$
		1	$1,09 \cdot 10^{-1}$	$6,70 \cdot 10^{-2}$	$6,28 \cdot 10^{-3}$
		5	$1,33 \cdot 10^{-1}$	$6,11 \cdot 10^{-2}$	$6,28 \cdot 10^{-3}$
	3	0	$4,60 \cdot 10^{-1}$	$9,96 \cdot 10^{-2}$	$1,04 \cdot 10^{-2}$
		1	$2,99 \cdot 10^{-1}$	$1,01 \cdot 10^{-1}$	$1,05 \cdot 10^{-2}$
		5	$3,97 \cdot 10^{-1}$	$1,04 \cdot 10^{-1}$	$1,04 \cdot 10^{-2}$
	5	0	$5,33 \cdot 10^{-1}$	$2,52 \cdot 10^{-1}$	$2,36 \cdot 10^{-2}$
		1	$9,80 \cdot 10^{-1}$	$2,32 \cdot 10^{-1}$	$2,36 \cdot 10^{-2}$
		5	1,25	$2,35 \cdot 10^{-1}$	$2,38 \cdot 10^{-2}$
5	1	0		$5,50 \cdot 10^{-1}$	$1,63 \cdot 10^{-1}$
		1		$3,79 \cdot 10^{-1}$	$2,12 \cdot 10^{-1}$
		5		$3,54 \cdot 10^{-1}$	$1,99 \cdot 10^{-1}$
	3	0		$3,48 \cdot 10^{-1}$	$2,26 \cdot 10^{-2}$
		1		$2,97 \cdot 10^{-1}$	$2,24 \cdot 10^{-2}$
		5		$3,13 \cdot 10^{-1}$	$2,13 \cdot 10^{-2}$
	5	0		$1,67 \cdot 10^{-1}$	$2,54 \cdot 10^{-2}$
		1		$2,34 \cdot 10^{-1}$	$2,39 \cdot 10^{-2}$
		5		$2,25 \cdot 10^{-1}$	$2,38 \cdot 10^{-2}$