
Estimation de profondeur à partir d'images floues par approche génétique

¹Frédérique Bicking — ¹Christophe Simon — ²Thierry Simon

¹CRAN UMR 7039, Nancy-Université, CNRS,
ESSTIN, 2 Rue Jean Lamour, 54519 Vandœuvre-les-Nancy, France.
E-mail: {Prenom.Nom}@esstin.uhp-nancy.fr

²Equipe Perceval, IUT de Figeac, Avenue de Nayrac, 46100 Figeac, France et
CROMEP/Ecole des Mines d'Albi, Campus Jarlard, 81013 Albi CT Cedex 09.
E-mail: thierry.simon@univ-tlse2.fr

RÉSUMÉ. Cet article expose une méthode de perception de la profondeur dans les images en vision monoculaire passive en utilisant une technique d'optimisation de type génétique. L'estimation de la profondeur est abordée comme un problème d'estimation de paramètres de modèles de contours et de défocalisation grâce à l'acquisition d'un couple d'images nette et floue. Ce problème est traité par une méthode génétique appliquée simultanément à l'image nette et à l'image floue. L'obtention d'une image nette en tout point étant délicate et conduisant à des erreurs d'estimation de la profondeur, la technique génétique est d'un grand intérêt car elle nous permet de travailler uniquement avec l'image floue en estimant l'ensemble des paramètres de contours et la quantité de flou optique en évitant l'acquisition de l'image nette. Les performances de l'approche génétique avec le couple d'images nette/floue puis une image floue sont évaluées et comparées à une autre méthode de perception de profondeur précédemment développée.

ABSTRACT. This article deals with the application of an elitist method based on both genetic algorithms and evolution strategies to depth perception in images in passive monocular vision system. The estimation of the depth using the optical blur on edges of images avoids the problem of stereo-correspondence in multi-ocular stereovision. The analysis of optical blur thanks to the acquisition of a sharp image and a blurred image can be seen as an estimation problem that can be solved by a genetic approach. Parameters of edge models and optical one can be determined by genetic manner. Acquisition of the sharp image is not easy and often leads to depth estimation errors using previous depth from defocus (DFD) works. The genetic approach is a great interest because it allows us to work only with the blurred image to estimate edge parameters and the amount of blur avoiding the sharp image acquisition. Performances of the genetic approach with two and next with one image are illustrated and compared to those obtained by one of our previous developed DFD method.

MOTS-CLÉS : Vision 3D, méthode génétique, flou optique.

KEYWORDS: Genetic method, 3D vision, optical blur.

1. Introduction

La profondeur, distance entre la surface visible d'objets dans une scène et le détecteur de la caméra, est une indication utile pour le calcul des coordonnées des points appartenant à cette surface dans un espace tridimensionnel de référence. De nombreuses méthodes ont été développées pour obtenir les coordonnées 3D des objets en utilisant des images. Toutes exploitent les variations des paramètres d'acquisition du système de prise de vue. Ces paramètres d'acquisition du système ou de l'environnement lumineux, contrôlés ou non, sont l'information essentielle pour établir un rapport entre l'image et la scène réelle.

Deux catégories d'approches peuvent être définies. Dans les approches multioculaires, une scène est acquise avec plusieurs points de vue. Dans les approches monoculaires, la scène est acquise avec le même point de vue. La première catégorie est extrêmement développée dans la littérature mais, ces techniques nécessitent un appariement correct des segments d'information communs dans les différentes images acquises. Dès lors qu'une bonne correspondance de caractéristiques est obtenue, la précision des résultats est extrêmement bonne. La deuxième catégorie rassemble des techniques basées sur l'exploitation du flou optique présent dans les images. Le problème d'appariement ou de stéréo-correspondance, rencontré en vision multioculaire, n'existe plus, mais les performances en termes de précision dépendent fortement des conditions d'acquisition. Le flou optique introduit par la défocalisation est principalement perceptible sur des zones hétérogènes de l'image comme les bords des objets ou les textures. Ces techniques, appelées Depth from Defocus ou DFD (Pentland, 1987), emploient au moins deux images acquises avec des configurations différentes des paramètres de la caméra. Elles exploitent le contenu spatial de l'image au travers des caractéristiques géométriques (Ziou *et al.*, 2001), de la forme des objets (Darell *et al.*, 1990) dans la scène. Les approches par analyse fréquentielle requièrent la définition pertinente de la taille du patch image adaptée au type de scènes traitées afin de garantir la présence de hautes fréquences permettant une évaluation correcte des paramètres de flou par une estimation des moments (Chaudhuri *et al.*, 1998).

Dans nos travaux, nous abordons le problème de perception de la profondeur dans le domaine spatial à partir des caractéristiques des contours des objets isolés dans une image nette en tous points et de la quantification des effets de la défocalisation sur ces mêmes points de contours dans l'image floue. A l'instar de nombreux travaux en visionique : détection de contours, segmentation, classification d'images ou reconnaissance de formes (Garai, 2002 ; Yimin, 1999), une approche génétique est employée afin d'estimer les caractéristiques des contours pour en déduire la carte des profondeurs des objets dans la scène. L'approche génétique d'estimation des caractéristiques est appliquée, dans un premier temps à un couple d'images nette et floue, puis à l'image floue uniquement.

La section 2 de cet article est consacrée à la description des fondamentaux de l'approche DFD utilisée. La section 3 expose les opérateurs retenus de l'approche

générique. Dans la section 4, nous explicitons la méthode d'estimation des caractéristiques de contours. Enfin, la section 5 est consacrée à des évaluations numériques en terme de précision de mesure en contexte bruité.

2. La méthode de perception de profondeur

Les méthodes de DFD permettent la détermination de la profondeur des objets d'une scène en utilisant au moins deux images acquises avec un seul système optique mais avec des conditions différentes d'acquisition pour chaque image. L'effet physique produit par la modification de la longueur focale ou l'ouverture du diaphragme sur les caractéristiques des images est exploité. Ainsi, la relation entre la profondeur, les paramètres de caméra et la quantité de flou optique peut être établie.

Chaque point dans une scène est projeté en un point image conjugué sur le plan focal induisant la numérisation d'une image nette si le plan capteur est confondu avec ce plan focal. Si le plan capteur ne coïncide pas avec le plan focal, l'image d'un point du plan objet devient une tache circulaire floue en supposant que l'ouverture du diaphragme est circulaire (Williams *et al.*, 1989). Les modèles employés pour représenter cette tache image sont caractéristiques de la fonction de transfert du système optique (OTF). Cette OTF est ainsi caractéristique d'une profondeur et permet de définir la relation entre un plan net et un plan flou. Dans le domaine spatial, cette relation s'écrit $i_b(i, j) = i_s(i, j) \otimes_{2D} h(i, j)$ où \otimes_{2D} est l'opérateur de convolution bidimensionnelle, $h(i, j)$, la réponse impulsionnelle du système optique appelée fonction d'étalement du point (PSF), $i_s(i, j)$ l'image nette et $i_b(i, j)$ sa version floue. La connaissance de la PSF permet d'obtenir des paramètres d'étalement pour des profondeurs différentes. Le lien entre le paramètre d'étalement Pe_{s_o} et la profondeur d'un point dans la scène s_o s'obtient par la relation suivante :

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

où les constantes c et m sont caractéristiques d'un jeu de paramètres caméra. Ils sont déterminés par une procédure appropriée de calibrage.

La PSF dépend des propriétés du système optique, de la forme géométrique de la lentille ainsi que des paramètres d'acquisition. Les trois principaux modèles utilisés et les intérêts et contraintes de l'utilisation du traditionnel modèle gaussien sont exposés dans (Simon *et al.*, 2003).

Le principe général de la méthode est présenté sur la figure 1. De manière analogue aux travaux de Pentland (1982, 1987), l'acquisition d'une image nette avec un diaphragme en trou d'épingle et d'une image floue avec un diaphragme ouvert est retenue. La position des contours des objets de l'image est détectée avec un opérateur de gradient et un seuil, garantissant de se concentrer sur des objets

4 Estimation de profondeur

significatifs. Une estimation du paramètre d'étalement de la PSF est obtenue à partir du rapport des modules des gradients des images nette et floue.

A partir de l'estimation du paramètre d'étalement, on obtient la profondeur par la relation (1). Si ce paramètre est déterminé pour chaque pixel appartenant au profil de chaque contour des objets, nous formons une carte de contours épais de paramètres d'étalement et donc une carte de contours épais en profondeur.

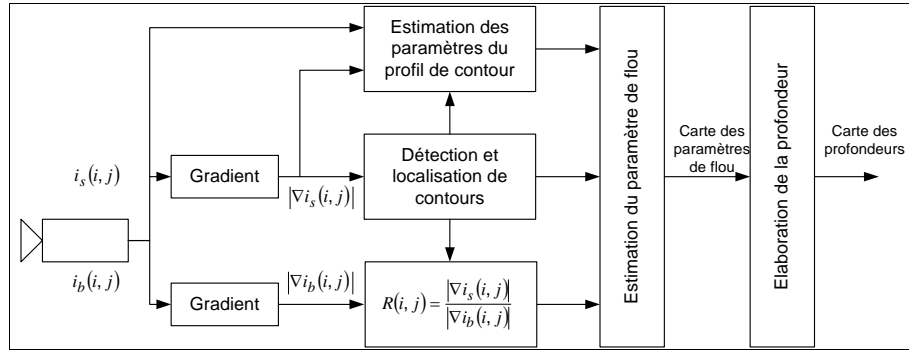


Figure 2. Synopsis de la méthode

L'originalité de cette approche est de considérer la discontinuité spatiale sous une forme monodimensionnelle plutôt que bidimensionnel comme on peut le trouver dans (Subbarao, 1988) et (Ziou *et al.*, 2001). Dans ce but, nous devons employer un modèle général de contours applicables quelque soit la qualité de l'image nette. Nous avons retenu le modèle de discontinuité d'ordre 1 qui est parmi les plus employés.

Considérons un profil net de discontinuité d'ordre 1, dans la direction x selon la normale au contour de l'objet localisé à partir du seuillage de l'image des modules de gradients de l'image nette. Le profil des contours de l'image nette, exprimé en niveau de gris est défini comme une pente d'amplitude $b-a$ et de longueur ε . Il peut être exprimé par la relation (2) où x est gradué en pixel et représente une ligne ou une colonne de cette image :

$$c_s(x) = \begin{cases} a & x < x_0 \\ a + \left(\frac{b-a}{\varepsilon}\right)(x-x_0) & x_0 \leq x \leq x_0 + \varepsilon \\ b & x > x_0 + \varepsilon \end{cases} \quad (2)$$

Le profil du contour flou est obtenu par la convolution monodimensionnelle du profil du contour net par la PSF selon la relation :

$$c_b(x) = c_s(x) \otimes h(x) \quad (3)$$

Cette relation exploite la fonction d'étalement de la ligne (LSF) définie par :

$$h(x) = \int_{-\infty}^{+\infty} h(x, y) dy = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{x^2}{2\sigma^2}} \quad (4)$$

La relation (4) n'est valable que si la PSF est de symétrie circulaire. Le rapport des modules des gradients des images s'écrit :

$$R(x) = \frac{|\nabla c_s(x)|}{|\nabla c_b(x)|} = \frac{|\nabla c_s(x)|}{|\nabla c_s(x) \otimes h(x)|} \quad (5)$$

La valeur de $R(x)$ est obtenue en mesurant le rapport des modules des gradients des images nette et floue en chaque pixel des contours. Le paramètre d'étalement σ de la LSF est obtenu par une méthode de résolution numérique.

En traitement numérique d'images, il existe de nombreuses approximations de l'opérateur gradient qui permettent d'obtenir une forme analytique plus ou moins simple de la relation (5). Le lecteur trouvera dans (Simon *et al.*, 2002; 2003) les relations induites par le choix d'un opérateur de Sobel ou de Prewitt et une discussion sur l'opportunité du choix d'autres opérateurs.

Le paramètre d'étalement est estimé pour chaque point $x \in [x_0, x_0 + \varepsilon]$, ce qui conduit à l'élaboration d'une carte de contours épais de profondeurs. Grâce à une procédure de calibrage qui résulte de la relation (1), la profondeur est estimée et une carte de profondeur peut être obtenue.

3. L'approche génétique

La méthode présentée est basée sur les algorithmes génétiques (Goldberg, 1989) et les stratégies d'évolution (Schwefel, 1981). Elle combine le principe de survie de l'individu le plus fort et la combinaison structurée d'information utilisant des opérateurs génétiques afin d'élaborer un mécanisme de sélection élitiste et efficace. Ce mécanisme peut être esquissé globalement comme suit:

1. Initialiser aléatoirement une population dans le respect des contraintes énumérées
2. Evaluer la performance de chaque individu dans la population
3. Tester le critère d'arrêt. S'il est satisfait alors fin

6 Estimation de profondeur

4. Sinon sélectionner une proportion des meilleurs individus (parents pour la production de nouveaux individus)

5. Combiner le matériel génétique des parents choisis pour produire un nouvel individu

6. Tester le critère de performance pour ce nouvel individu. S'il est satisfait alors ce nouvel individu est accepté, sinon il est détruit et un autre individu est généré aléatoirement (mutation)

7. Répéter les étapes 4 à 6 jusqu'à la reconstruction de la population

8. Retourner à l'étape 3

Le critère d'arrêt peut être un nombre de cycles de l'algorithme (nombre de générations), le niveau moyen de satisfaction du critère, un facteur de convergence, etc. Un individu représente alors un point du domaine admissible et son coût est mesuré par la fonction objectif. Contrairement à d'autres méthodes d'optimisation qui emploient un seul point de recherche, cette méthode exploite une population d'individus simulant un parallélisme implicite. Les opérateurs génétiques permettent de faire évoluer les individus selon une approche élitiste afin de trouver l'optimum global. Il existe des opérateurs génétiques plus ou moins complexes mais les plus basiques sont facilement exploitables. Dans cette étude, nous avons employé une méthode génétique issue de travaux antérieurs (Bicking *et al.*, 1994) où nous avons fait apparaître une définition particulière des chromosomes et une conception appropriée d'opérateurs de reproduction, combinaison et mutation.

Selon la définition du problème, une solution est représentée par un vecteur X (*chromosome*) et doit satisfaire toutes les contraintes définies. Chaque chromosome doit coder les paramètres d'un contour extrait de l'image nette et de l'image floue. Aussi, nous avons défini un chromosome comme une chaîne composée de m gènes où m est le nombre de paramètres à trouver. Chaque chromosome, appelé individu satisfait les contraintes et peut être représenté comme : $I_p = [a_1, \dots, a_1, \dots, a_m]$ avec $p=1, \dots, N$ où N est le cardinal de la population.

Initialement, une population de N individus est créée aléatoirement. La justesse (ou fitness) de chaque individu est évaluée grâce à la fonction objectif. Contrairement aux algorithmes génétiques, la méthode employée ici est conçue pour minimiser et non pour maximiser. Ainsi, plus la valeur de la fonction objectif est faible, plus la justesse de l'individu est bonne.

Le processus de reproduction doit accentuer la survie des individus les plus aptes ou adaptés. Dans la méthode employée, une proportion d'individus possédant la meilleure aptitude (la moindre valeur de la fonction objectif) est sélectionnée pour la phase de reproduction faisant intervenir les opérateurs génétiques.

Quand la population entière est évaluée, les individus sont triés par ordre croissant de la valeur de la fonction objectif. Alors, la sélection est exécutée : les $N \times G$ meilleurs individus sont sélectionnés pour être des parents possibles. N et G

(fossé des générations) sont deux paramètres de la méthode génétique. G assure la sélection d'une partie de la population afin de fournir un matériel génétique suffisant sans altérer la diversité. Après sélection aléatoire de deux parents parmi les $N \times G$ individus disponibles, la recombinaison est exécutée : les gènes des deux parents P_1 et P_2 sont combinés pour générer un nouvel individu I_k selon le principe suivant : $I_k = I_{P_1} + (I_{P_2} - I_{P_1}) \times \Delta$ où Δ est un vecteur de nombres aléatoires. La combinaison de gènes peut être formalisée par: $\{a_l\}_k = \{a_l\}_{P_1} + (\{a_l\}_{P_2} - \{a_l\}_{P_1}) \times \delta_l$ où δ_l est une variable aléatoire uniforme avec $k = N \times G + 1, \dots, N$ et $l = 1, \dots, m$

Le nouvel individu créé I_k est alors évalué. Si sa justesse est meilleure que la pire des $N \times G$ individus sélectionnés (les parents), il est intégré dans la population. Si ce n'est pas le cas, l'opérateur de mutation intervient. La mutation consiste en la modification aléatoire d'un ou de plusieurs gènes de ce nouvel individu. La figure 2 montre une version bidimensionnelle de la combinaison de deux parents et des potentielles mutations. La combinaison et la mutation forme l'étape de recombinaison.

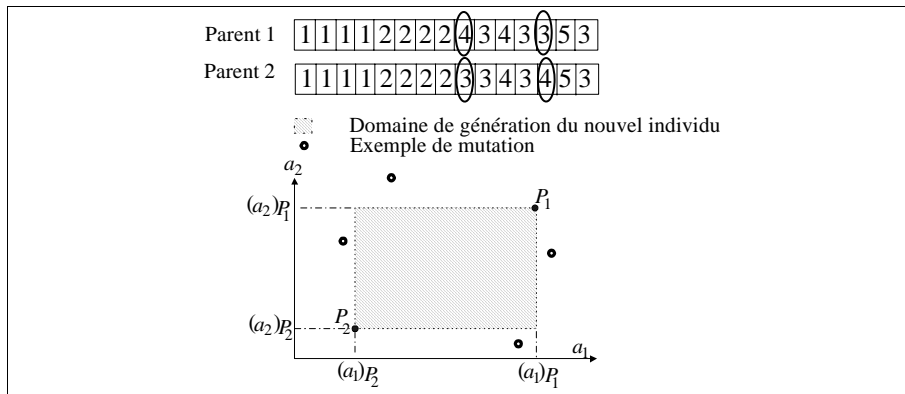


Figure 2. Exemple de recombinaison

Ce schéma de reproduction est répété jusqu'à la reconstruction entière de la population. Cette nouvelle génération devient la population actuelle et le critère d'arrêt est évalué. S'il est satisfait, on considère que la population entière a convergé vers la solution optimale sinon la phase de reproduction est répétée. Le critère d'arrêt employé dans cette méthode exprime que tous les individus ont convergé vers la même solution et suppose qu'aucune évolution n'intervient, c'est-à-dire qu'aucun meilleur individu n'a été conçu.

4. Application de la méthode génétique à la perception de la profondeur

La méthode génétique a été appliquée à l'évaluation de la profondeur selon l'approche spatiale que nous avons précédemment décrite. On conserve l'opérateur gradient de Prewitt ou de Sobel pour obtenir le profil des contours dans l'image.

1. Application en utilisant l'image nette et l'image floue de la même scène

Afin de déterminer le paramètre d'étalement de la PSF, l'approche génétique est appliquée aux deux images dans un processus séquentiel. L'application de la méthode génétique sur l'image nette vise à trouver les quatre paramètres du profil de contour qui sont a , b , ε et x_0 dans la relation (2).

Selon le formalisme génétique, un individu est composé par un chromosome de 4 gènes. Le premier gène représente la valeur de a , le second b , ce sont des valeurs entières comprises entre 0 et 255. Le troisième gène représente l'épaisseur du contour ε et est une valeur entière comprise entre 1 et 12 ce qui permet de traiter des contours épais. Le quatrième gène représente le point de contour x_0 et est entier. Ses bornes supérieures et inférieures sont adaptées à la taille du vecteur image que l'on récupère au voisinage des points de contours dans l'image nette. L'évaluation de la justesse de l'individu se fait par la fonction objectif à minimiser définie par la somme quadratique des écarts entre le profil estimé et le profil réel du contour extrait de l'image nette : $f(a, b, \varepsilon, x_0) = \sum (f_{est} - f)^2$

La recherche de la solution optimale s'effectue selon le principe énoncé précédemment. Le paramètre G est choisi égal à 0,2 pour assurer une sélection élitiste sans perte de la diversité du matériel génétique qui conduirait la population vers des optimums locaux (Bicking *et al.*, 1994). Les solutions obtenues sont les valeurs des paramètres du contour net. La méthode génétique est ensuite appliquée sur l'image floue pour trouver le paramètre d'étalement de la PSF ou de la LSF à partir des paramètres déterminés sur l'image nette. Ici, un individu est composé par un chromosome de 1 gène réel compris entre 0,3 et 10, correspondant à la valeur possible du paramètre d'étalement. La fonction objectif est maintenant la somme quadratique des écarts entre le profil du contour flou estimé et le profil du contour flou extrait de l'image floue. Le contour flou estimé est calculé en générant le contour net estimé grâce aux paramètres déterminés par l'algorithme génétique sur l'image nette. Le profil du contour flou estimé est calculé par convolution du contour net estimé par la LSF dont le paramètre d'étalement est la valeur du gène de l'individu dont la justesse est évaluée. Ensuite, tous les individus sont évalués pour constituer la population initiale. Les différentes étapes décrites précédemment s'appliquent de manière analogue jusqu'à satisfaction du critère d'arrêt. La valeur du paramètre d'étalement est l'allèle du gène correspondant.

2. Application en utilisant uniquement l'image floue

Afin de déterminer le paramètre d'étalement de la PSF, l'approche génétique est appliquée en un processus unique. Selon le formalisme génétique, un individu est composé par un chromosome de 5 gènes. Les quatre premiers gènes représentent les paramètres du profil de contour net inconnu (a , b , ε et x_0). Comme précédemment, leurs valeurs sont entières. Leurs bornes inférieures et supérieures respectives sont les mêmes que celles définies précédemment. Le cinquième gène représente le paramètre d'étalement de la LSF à valeur réelle comprise entre 0,3 et 10. La justesse de l'individu est la valeur de la fonction objectif à minimiser définie par la somme quadratique des écarts entre un profil du contour flou estimé et le profil du contour flou extrait de l'image floue. Le contour flou estimé est calculé en générant un contour net grâce aux quatre premiers gènes selon le modèle de contour adopté (2). Le profil du contour flou estimé est calculé par convolution entre le contour net généré et la LSF (3) dont le paramètre d'étalement est la valeur du cinquième gène de l'individu dont la justesse est évaluée.

La recherche de la solution optimale s'effectue en itérant les étapes de sélection et recombinaison jusqu'à satisfaction du critère d'arrêt. La solution finale permet d'obtenir le paramètre d'étalement recherché correspondant au profil de contour flou observé dans l'image floue, mais aussi d'obtenir les paramètres du profil de contour net sans disposer de l'image nette.

5. Evaluation expérimentale

Pour étudier les performances de la méthode génétique d'estimation de profondeur, nous considérons différentes images en environnement bruité. Les images bruitées sont générées en ajoutant un bruit blanc gaussien. Le rapport signal sur bruit (SNR) est imposé sur chaque image. On suppose que les images nette et floue sont bruitées avec le même SNR.

La comparaison des performances est basée sur une image nette de synthèse qui présente des discontinuités verticales. La méthode d'estimation est appliquée pour différentes valeurs de SNR, de longueur de discontinuité et de paramètre d'étalement. Pour chaque test, 10 expériences sont réalisées et pour chacune d'elle, les images bruitées sont à nouveau générées afin d'établir une statistique générale sur l'erreur d'estimation.

1. Evaluation de la méthode génétique utilisant deux images nette et floue

La méthode génétique utilisant deux images nette et floue est évaluée sur des images de 100x100 pixels en 256 niveaux de gris, dégradées avec des SNR de 30 à 50dB.

Comme cela a été décrit précédemment, une première application de la technique génétique exploitant l'image nette permet d'obtenir les paramètres du profil de contour net. Le paramètre d'étalement σ est obtenu en appliquant à nouveau la technique génétique en exploitant le profil du contour flou extrait de l'image floue.

Les performances obtenues sont relativement homogènes quelque soit le rapport signal sur bruit. On constate cependant sur l'erreur RMS pour un SNR donné, l'influence des valeurs du paramètre d'étalement σ et de la longueur du profil du contour ε . En effet, pour un SNR de 30dB, pour $\sigma < 5$, l'erreur RMS augmente avec ε , c'est-à-dire que plus le contour est épais, plus l'estimation est délicate. En revanche, pour $\sigma \geq 5$ l'erreur RMS reste du même ordre de grandeur et ce quelque soit l'épaisseur du contour. Cette observation est également valable pour les autres valeurs de SNR.

Afin de quantifier l'intérêt de l'approche génétique pour la perception de profondeur, nous avons comparé ses performances à celles obtenues avec la méthode de DFD présentée dans (Simon *et al.*, 2003).

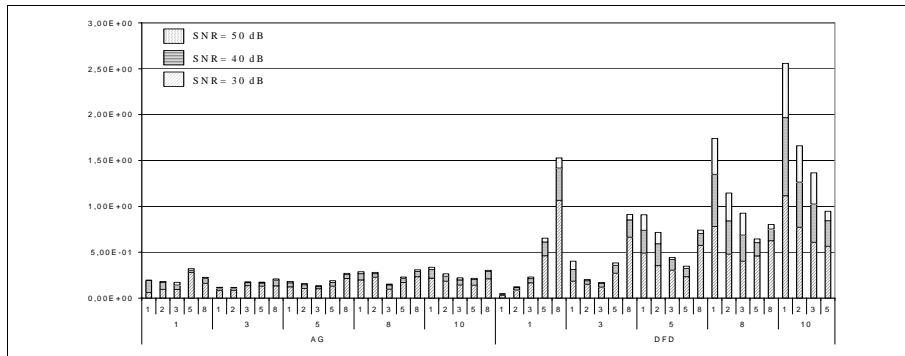


Figure 3. Comparaison des erreurs RMS entre la méthode génétique et la méthode DFD

La figure 3 illustre les erreurs RMS obtenues par la méthode génétique (notée AG), présentée sur la gauche, et celles obtenues par notre précédente méthode de DFD (notée DFD), présentée sur la droite. Les résultats présentés montrent clairement l'intérêt de la méthode génétique notamment sur les contours épais et pour des SNR ≤ 40 dB.

2. Evaluation de la méthode génétique utilisant uniquement l'image floue

Les résultats obtenus avec une image floue présentent des erreurs légèrement plus élevées que lors de l'utilisation des deux images mais les estimations sont globalement correctes en contexte bruité. L'influence de l'épaisseur du contour est

ici moins perceptible tout comme celle du paramètre de flou. Les variations sur les valeurs des erreurs RMS semblent être dues majoritairement à l'influence du bruit.

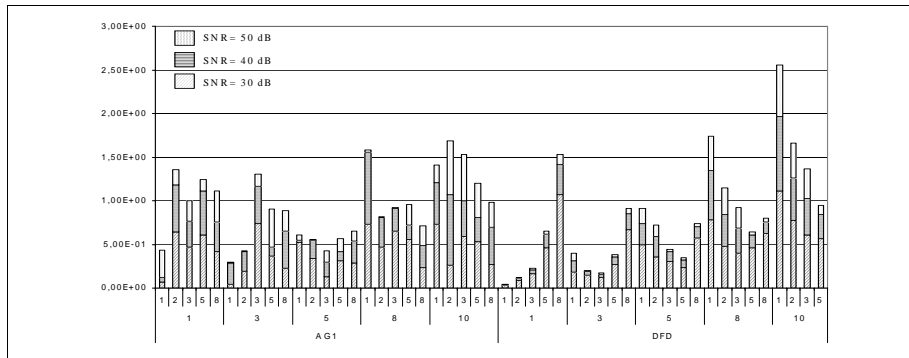


Figure 4. Comparaison des erreurs RMS entre la méthode génétique à une image floue et la méthode DFD

La figure 4 illustre les erreurs RMS obtenues par la méthode génétique n'utilisant que l'image floue (notée AG1), présentée sur la gauche, et celles obtenues par la méthode de DFD (notée DFD) issue de (Simon *et al.*, 2003), présentée sur la droite.

Les erreurs d'estimation sont globalement plus importantes en restant toutefois acceptables. Cela s'explique par la nature même du problème tel qu'il a été posé. Dans cette évaluation des performances, seule l'image floue est utilisée pour estimer le contour flou à partir des paramètres estimés du contour net. Aussi, si l'estimation de ces paramètres est mauvaise, l'estimation du paramètre d'étalement sera plus délicate du fait de l'utilisation du modèle de contours. L'approche génétique présente toutefois une moins grande sensibilité au bruit de par son procédé d'estimation.

6. Conclusion

Nous avons présenté deux approches de perception de profondeur dans les images en utilisant un outil d'optimisation de type génétique. La première approche présentée utilisait, comme certaines méthodes de DFD classiques, une image nette et une image floue de la même scène. Les performances montrent un gain intéressant en terme d'erreur d'estimation par rapport à nos travaux précédents. La seconde approche présentée n'utilise que l'image floue. Ses performances sont moindres bien qu'acceptables en contexte bruité mais elle reste cependant une voie intéressante car seule l'image floue est utilisée. Il s'agit d'un problème de déconvolution aveugle et

les performances de l'estimation des caractéristiques des contours sont tributaires des contraintes apportées soit dans la fonction objectif soit dans la définition des bornes de la largeur des contours.

Bibliographie

- Bicking F., C. Fonteix, JP. Corriou, I. Marc, « Global optimization by artificial life: a new technique using genetic population evolution ». *RAIRO-Operations Research*, 28 (1), 1994, pp.23-36.
- Chaudhuri S., A. Rajagopalan. *Depth from defocus: A real aperture imaging approach*. Springer-Verlag, 1998.
- Darell T., K. Wohn, « Depth from focus using a pyramid architecture », *Pattern Recognition Letters*, 11 (12), 1990, pp. 787-796.
- Garai. B. C. G, « A cascaded genetic algorithm for efficient optimization and pattern matching », *Image and Vision Computing*, 20(4), 2002, pp. 265-277.
- Goldberg D. *Genetic algorithms in search, optimization and machine learning*. Addison-Wesley, New York, 1989.
- Subbarao. M., « Parallel depth recovery by changing camera parameters », *International 2nd IEEE Conf on Computer Vision*, 1988, pp. 149-155.
- Pentland A., « Depth of scene from depth of field », In *Proc. Image Understanding Workshop*, 1982, pp 253-259.
- Pentland A., « A new sense of depth of field », *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 9(4), 1987, pp.523-531.
- Schewefel H., *Numerical optimizatou of computer models*. Wiley edition, 1981.
- Simon C., F. Bicking, and T. Simon. « Estimation of depth on thick edges from sharp and blurred images », *IEEE Instrumentation and Measurement Technology Conference*, Anchorage, USA, May 21-23, 2002, pp 323-328.
- Simon C., F. Bicking, and T. Simon. « Influence of mathematic models used on the quality of estimation of the depth in images ». *IEEE Instrumentation and Measurement Technology Conference*, Vail, USA, May 20-22, 2003, pp 156-161.
- Williams C., A. Becklund. *Introduction to the OTF*. Wiley Series in Pare and Applied optics, 1989.
- Yimin C., W. Yixiao, S. Qibin, S. Longxiang. « Digital image compression using genetic algorithm », *Real-Time Imaging*, 5(6), 1999.
- Ziou D., F. Deschenes. « Depth from defocus in spatial domain », *Computer Vision and Image Understanding*, 81, 2001, pp. 143-165.