

## Masques binaires pour reconnaissance de forme

O.AUBRETON<sup>1</sup>, G. Cathebras<sup>2</sup>, B. Lamalle<sup>1</sup>, LFC Lew Yan Voon<sup>1</sup> et C. Lemaitre<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Laboratoire Le2i, IUT Le Creusot

12, Rue de la Fonderie, 71200 LE CREUSOT, FRANCE

Tél.: +33 (-0)3.85.73.10.58, Fax: +33 (0)3.85.73.10.99, Email: [lew@iutlecreusot.u-bourgogne.fr](mailto:lew@iutlecreusot.u-bourgogne.fr).

<sup>2</sup>Laboratoire LIRMM – Université Montpellier 2

161 rue Ada, 34392 MONPELLIER CEDEX 5, FRANCE

**Résumé** – Ce travail est basé sur une architecture particulière de rétine CMOS, que nous avons baptisé « rétines à masques ». La fonction primaire de ces rétines est la mesure de corrélation entre une image et plusieurs fonctions binaires appelées « masques ». Nous montrerons dans cet article qu'un choix adéquat des masques permet un calcul de moments géométriques ou orthogonaux d'ordre quelconque, avec une précision suffisante pour des applications de reconnaissance de forme.

Mots-clés : Rétine CMOS, Moments, Analyse de forme

### 1. INTRODUCTION

Contrairement au système de vision animal, le rôle de la caméra se limite à transformer une image optique en un tableau de valeurs numériques exploitables par un processeur. Le but principal des rétines CMOS est d'insérer au plus proche du capteur une unité de calcul capable de transformer et traiter l'image afin de ne transmettre que l'information nécessaire (un scalaire, un vecteur voir une matrice) à une unité de traitement externe. On retrouve plusieurs approches dans le domaine.

La modélisation du comportement de l'œil animal a conduit à plusieurs réalisations de rétines. Mahowald et Mead [1] ont imaginé une structure de rétine électronique se rapprochant de l'architecture biologique de l'œil chez les vertébrés. Bouvier et Sicard [2] se sont inspirés des propriétés de filtrage spatio-temporel massivement parallèles des couches plexiformes (externe : PLE et interne : PLI) de la rétine chez les insectes pour réaliser une rétine en silicium pour caméra adaptative. Plus récemment E. Culurciello [3] s'inspire du modèle biologique humain pour réaliser un imageur CMOS.

Une autre approche dans le domaine des rétines concerne la réalisation de rétines numériques programmables. Leur architecture ne s'inspire plus d'un modèle biologique mais s'oriente vers une solution programmable qui permet d'assurer une plus grande souplesse et une plus grande polyvalence du composant. Chaque pixel associé à l'unité photosensible un

dispositif de conversion analogique numérique, une unité arithmétique et logique, des registres et mémoires numériques [4] [5] [6] [7] [8].

Une dernière famille concerne les rétines CMOS dédiées à une fonction particulière. On trouve ici des fonctions permettant l'amélioration de la qualité de l'image (égalisation d'histogramme, augmentation de la dynamique) [9], la réalisation d'opérations de bas niveau (filtrage, détection de contours) [10], la détection de mouvement [11] ou encore l'extraction de paramètres caractéristiques de l'image (application à la reconnaissance de forme par exemple).

Depuis une dizaine d'années notre équipe s'intéresse à la réalisation de rétines CMOS destinées à reconnaître une forme ou un objet. Leur principe est basé sur la mesure du coefficient de corrélation entre l'image observée par la rétine et une image binaire mémorisée dans le capteur [12]. Ces travaux ont fait l'objet de plusieurs réalisations. Dans cet article nous présenterons une nouvelle approche, basée autour de cette architecture de rétine, et permettant de déterminer les valeurs de moments d'une image.

Les moments sont répandus en traitement de l'image et trouvent des applications dans les domaines de la localisation d'objet (moment géométriques), la reconnaissance de forme (détermination d'invariants) et la compression d'image (moments orthogonaux).

Dans le premier chapitre nous ferons un rappel sur le calcul des moments d'une image, nous présenterons des exemples d'implantations dans des rétines ainsi que les contraintes applicatives qui leur sont liées. Nous présenterons alors l'architecture de rétine autour de laquelle notre recherche s'est construite ainsi que le lien qui existe entre la fonction intégrée et la détermination de moments.

Dans la seconde partie nous montrerons comment l'utilisation d'un algorithme de génération d'images en demi ton (« half-toning ») permet de déterminer une valeur approchée de moments à partir d'un masque binaire. Nous illustrerons notre propos par la détermination de moments géométriques et nous présenterons les résultats que nous avons obtenus par simulation sur une base d'images.

Dans la troisième partie nous proposerons d'appliquer la même démarche pour la détermination de moments

orthogonaux en prenant pour exemple les moments de Zernike et en les appliquant à l'analyse d'image afin de montrer la pertinence des résultats obtenus. Finalement nous concluons en exposant les perspectives qu'offrent ces travaux.

## 2. MOMENTS ET RETINES CMOS

### 2.1 Problème lié à l'intégration

Les moments sont des opérateurs très utilisés dans le domaine de l'analyse d'image. D'une manière générale la valeur du moment  $m_{pq}$  d'ordre  $(p+q)$  calculé sur une image  $im(x,y)$  est définie par :

$$m_{pq} = \sum \sum f_{pq}(x, y) \times im(x, y)$$

où  $im(x,y)$  est la valeur du pixel de l'image analysée aux coordonnées  $(x,y)$

$f_{pq}(x,y)$  la fonction à deux dimensions associée au moment calculé.

La recherche en matière d'implantation de cette fonction dans une architecture parallèle semble avoir été très concentrée sur le cas des moments géométriques pour lesquels :

$$f_{pq}(x, y) = x^p \times y^q$$

Les recherches ont porté sur la détermination de leur valeur avec un minimum d'erreur, le plus rapidement possible et de manière parallèle. Le calcul a pu être simplifié par l'utilisation de filtres récursifs ou par l'utilisation du théorème de Green. Sandley [13] semble avoir été le premier à proposer une intégration dans une rétine CMOS. La solution retenue est basée sur l'utilisation d'un réseau résistif. Deweerth quant à lui proposait d'utiliser une paire différentielle de transistors pour réaliser une multiplication au sein de chaque pixel[14].

Nous notons cependant que toutes ces réalisations étaient destinées à des applications de localisation de forme et donc limitées au calcul de moment géométriques d'ordre inférieur ou égal à 2. Ces architectures sont figées, non reprogrammables et ne sont pas adaptées à d'autres domaines d'applications telles que par exemple la reconnaissance de formes à partir d'invariants : par exemple les invariants de Hu nécessitent le calcul de moments géométriques centrés d'ordre supérieur à 2.

D'autre part il apparaît dans la littérature qu'il existe un grand nombre de moments autres que les moments géométriques, trouvant leurs applications en reconnaissance de forme ou en analyse et compression d'image. En particulier au cours des cinq dernières années l'intérêt s'est porté sur les moments orthogonaux tels que les moments de Legendre ou les moments de Zernike. Au même titre que les moments géométriques, leur définition se prête bien à une implantation dans le plan focal. Cependant le nombre de moments nécessaires pour une application donnée est relativement

important. Il est alors difficilement concevable de pouvoir déterminer de manière parallèle un tel nombre de valeurs à partir d'une rétine électronique dédiée. Aussi seule une solution programmable permettrait d'aboutir.

### 2.2 Rétines à masques et moments

La fonction primaire des rétines à masques est de mesurer d'une part le coefficient de corrélation entre l'image projetée sur la rétine et un masque binaire  $F(x,y)$  et d'autre part le coefficient de corrélation entre la même image et le complémentaire de  $F(x,y)$ . Tanner et Mead ont proposé par le passé une architecture proche pour détecter un mouvement[15] sans toutefois s'intéresser au masque complémentaire. L'utilisation du masque complémentaire nous a permis de proposer un circuit du même type destiné à reconnaître un objet [12].

Sur la Figure 1 nous avons représenté une architecture simplifiée de rétine à masques. Chaque pixel est constitué d'une photodiode, fournissant un courant proportionnel à son éclairage et d'un point mémoire destinés à mémoriser une valeur binaire. En fonction de l'état logique de la bascule le courant est aiguillé vers une des sorties de la rétine. Nous obtenons alors deux signaux de sortie :

$$S_1 = \sum_{x=1}^N \sum_{y=1}^M F_{pq}(x, y) \times Ilum(x, y)$$

$$S_0 = \sum_{x=1}^N \sum_{y=1}^M \overline{F_{pq}}(x, y) \times Ilum(x, y)$$

Nous détaillerons par la suite la nécessité de pouvoir disposer de ces deux signaux.

Cette rétine permet donc de déterminer de manière simultanée deux produits de corrélation. On voit apparaître certaines similarités entre la définition des signaux  $S_1$  et  $S_0$  et la définition des moments géométriques par exemple. En effet celle-ci peut être mise sous la forme :

$$m_{pq} = N^p M^q \sum \sum f_{pq}'(x, y) \times im(x, y)$$

avec :

$$f_{pq}'(x, y) = \left(\frac{x}{N}\right)^p \times \left(\frac{y}{M}\right)^q$$

De la même manière que pour les signaux issus de la rétine, les moments géométriques non centrés sont proportionnels à la double somme du produit de l'image analysée par une fonction à valeurs comprises dans l'intervalle  $[0; 1]$ . Cette propriété est intéressante et laisse espérer pouvoir définir une fonction  $F_{pq}$  telle que la valeur du signal  $S_1$  de la rétine soit proche de celle de  $m_{pq}$ . Par la suite nous définirons :

$$M_{pq} = N^p M^q \sum \sum F_{pq}(x, y) \times im(x, y)$$

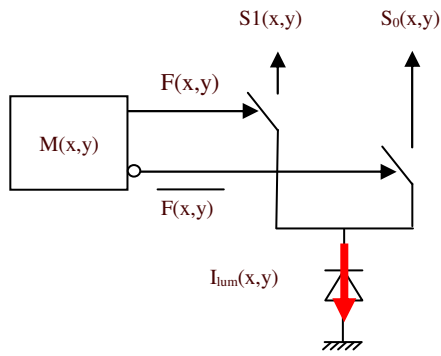


Figure 1

$F_{pq}$  et  $f'_{pq}$  sont cependant de nature différente : l'une est à valeurs binaires et l'autre à valeurs réelles. Nous nous sommes donc intéressés à la façon de traduire une fonction réelle en une fonction binaire avec un minimum d'erreur. Ceci nous a naturellement conduit vers une solution basée sur l'utilisation d'algorithmes de génération d'images en demi ton (« halftoning » ou « dithering »).

### 3. DITHERING ET MOMENTS GEOMETRIQUES

#### 3.1 Description du problème

Dans le principe des rétines à masques, la fonction mémorisée  $F_{pq}(x,y)$  est binaire. Cependant  $f'_{pq}(x,y)$  est généralement une fonction à valeurs réelles. Le problème est donc de générer une fonction binaire  $F_{pq}$  approchant au « mieux » la fonction  $f'_{pq}(x,y)$ . Si l'on appelle  $e_{pq}(x,y)$  la différence entre  $f'_{pq}(x,y)$  et  $F_{pq}(x,y)$  :

$$f'_{pq}(x,y) = F_{pq}(x,y) + e_{pq}(x,y)$$

ce qui conduit à l'égalité :

$$\sum \sum f'_{pq}(x,y) \times im(x,y) =$$

$$\sum \sum F_{pq}(x,y) \times im(x,y) + \sum \sum e_{pq}(x,y) \times im(x,y)$$

Nous cherchons donc à minimiser le terme  $\sum \sum e_{pq}(x,y) \times im(x,y)$ . Il convient donc de choisir la transformation adéquate permettant de minimiser la valeur moyenne du produit  $e_{pq}(x,y) \times im(x,y)$ , c'est-à-dire permettant de repousser le spectre de  $e_{pq}(x,y)$  dans les hautes fréquences.

Cette problématique est analogue à celle que l'on trouve dans le domaine de l'impression. Les imprimantes ne génèrent que des points noirs avec lesquels il est nécessaire de pouvoir représenter des images en niveaux

de gris. Des algorithmes de génération d'image en demi ton ont été développés afin de pouvoir répondre à cette contrainte.

#### 3.2 Génération d'images en demi ton

Les algorithmes de génération d'images en demi ton permettent de traduire le niveau de gris d'une image en une densité de points noirs. Si l'on se réfère à [16] il existe trois principales familles d'algorithmes de génération d'image en demi ton : le screening, la diffusion d'erreur et les algorithmes itératifs. Chacun donne une image binaire mais laisse apparaître des artefacts.



Figure 2

La fonction  $f'_{pq}$  peut être représentée sous la forme d'une image en niveaux de gris. En lui appliquant un algorithme de halftoning nous obtenons une image binaire  $F_{pq}$  (Figure 2) dont le spectre de l'erreur de quantification est repoussé vers les hautes fréquences. Cette caractéristique est donc parfaitement adaptée à la contrainte que nous avons évoquée au paragraphe précédent.

Nous avons déterminé pour chaque image de la base de Columbia les valeurs de  $m_{pq}$  et  $M_{pq}$ , pour  $(p+q) < 3$ .  $F_{pq}$  a été obtenue en appliquant l'algorithme de Floyd Steinberg [17] sur l'image représentative de  $f_{pq}(x,y)$ . La caractéristique  $M_{pq} = g(m_{pq})$  est linéaire ce qui permet de d'affirmer que  $m_{pq}$  et  $M_{pq}$  sont de valeur très proche.

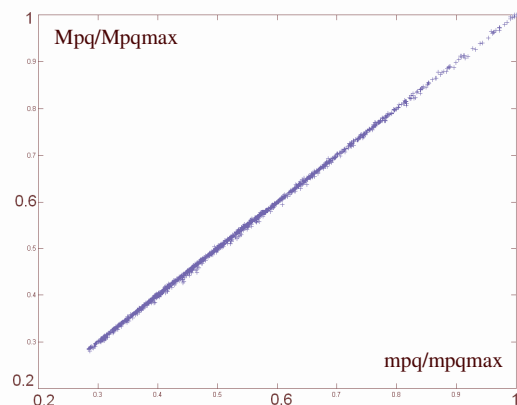


Figure 3

Nous définissons l'erreur relative absolue entre les deux valeurs  $m_{pq}$  et  $M_{pq}$  :

$$\varepsilon_{pq} = \left| \frac{M_{pq} - m_{pq}}{m_{pq}} \right|$$

Sur la Figure 4 nous avons représenté l'erreur maximale obtenue en calculant les moments exacts et approchés sur la base d'images de Columbia et ce pour chacun des algorithmes décrits plus haut. La taille des images est de 128 par 128 pixels. Nous présentons ici les résultats obtenus pour des moments géométriques allant jusqu'à l'ordre 3.

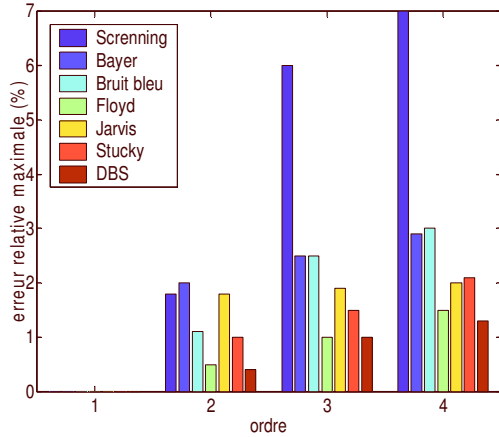


Figure 4

L'algorithme le plus satisfaisant est donc l'algorithme de Direct Binary Search [18]. Dans le domaine de l'impression, c'est celui qui fournit un meilleur rendu d'image, en minimisant l'énergie de l'erreur de quantification en la repoussant dans les hautes fréquences. Notons que l'algorithme de Floyd, moins contraignant en terme de temps de calcul conduit à un résultat également remarquable. Pour l'ordre 3 l'erreur est inférieure à 1,4% pour des images 128x128. Pour des images de plus grande résolution, cette erreur est moindre. Ainsi pour elle est inférieure à 0,7% pour une image 256x256.

Nous nous sommes limités pour l'instant aux moments géométriques non centrés où les valeurs de la fonction  $f_{pq}(x,y)$  sont réelles et positives. Ce n'est pas toujours le cas. Les valeurs peuvent être réelles ou complexes, comme par exemple pour les moments de Zernike que nous allons étudier dans le chapitre suivant.

#### 4. MASQUES ET MOMENTS DE ZERNIKE

##### 4.1 Estimation de moments de Zernike

Le moment de Zernike d'ordre p est défini, sur une image à l'intérieur d'un cercle de rayon unitaire, par :

$$Z_{pq} = \frac{(p+1)2\pi}{\pi} \int_0^1 \int_0^{2\pi} V_{pq}^*(r, \theta) \times im(r, \theta) \times r \times dr \times d\theta$$

avec  $p - |q|$  paire et  $|q| \leq p$

$im(r, \theta)$  est l'image à analyser en coordonnées polaires

$V_{pq}^*$  est le conjugué du polynôme de Zernike d'ordre p et de répétition q.

Les polynômes de Zernike sont à valeurs complexes. Nous avons représenté jusqu'à l'ordre 3, sur la Figure 5, les parties réelles et imaginaires de ces polynômes.

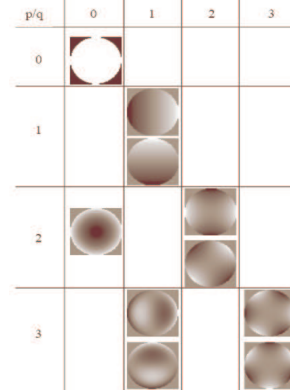


Figure 5

Les moments sont également complexes :

$$z_{pq} = \text{Re}(z_{pq}) + j \times \text{Im}(z_{pq})$$

où :

$$\text{Re}(z_{pq}) = \sum \sum \text{Re}(V_{pq}^*(x, y)) \times im(x, y)$$

$$\text{Im}(z_{pq}) = \sum \sum \text{Im}(V_{pq}^*(x, y)) \times im(x, y)$$

Les parties réelles et imaginaires peuvent donc être estimées séparément en suivant la même démarche que pour les moments géométriques, décrite au chapitre précédent. Cependant les fonctions  $\text{Re}(V_{pq}^*(x, y))$  et  $\text{Im}(V_{pq}^*(x, y))$  présentent des valeurs positives et négatives. Une normalisation de ces fonctions est donc nécessaire afin de pouvoir leur appliquer un algorithme de dithering et générer le masque binaire  $F_{pq}$  qui leur est associé. D'autre part, une fois obtenue la fonction  $F_{pq}$  il est nécessaire, comme nous le montrerons par la suite, de générer la fonction  $\overline{F_{pq}}$ , complémentaire de  $F_{pq}$  et permettant de tenir compte de la valeur minimale de  $\text{Re}(V_{pq}^*(x, y))$  et  $\text{Im}(V_{pq}^*(x, y))$  dans l'estimation de  $z_{pq}$ . La démarche est décrite sur la Figure 6. Nous avons représenté  $\text{Re}(V_{11}^*(x, y))$  en 3D. Une première étape de normalisation conduit à la fonction  $f_{pq}$  à valeurs comprises dans l'intervalle [0,1]. Le masque  $F_{pq}$  est alors généré par application du dithering et finalement son complémentaire est calculé.

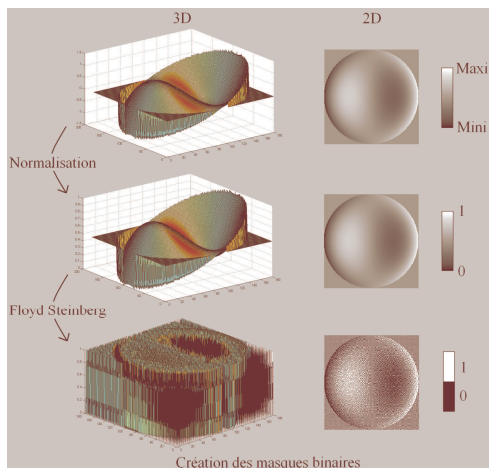


Figure 6

Finalement la valeur estimée de la partie réelle du moment de Zernike est définie par :

$$\text{Re}(Z_{pq}) = \text{Max} \times \sum \sum F_{pq}(x, y) \times im(x, y) + \text{Min} \sum \sum \overline{F_{pq}}(x, y) \times im(x, y)$$

où Max et Min sont respectivement les valeurs maximales et minimales de  $\text{Re}(V_{pq}^*(x, y))$ . De même pour la partie imaginaire.

#### 4.2 Application à l'analyse de forme

D'après [19] les moments de Zernike sont les moments les plus performants en matière de d'analyse de forme. La méthode que nous proposons dans cet article nous permet de déterminer une valeur approchée des parties réelles et imaginaires des moments de Zernike avec une erreur faible. En vue d'une application de reconnaissance de forme ou encore de compression d'image, l'influence de cette erreur doit être étudiée. Pour ce faire nous reprendrons la même démarche que celle suivie par [20] pour comparer les performances des descripteurs de Legendre et de Zernike : pour chacun on calcule une série de moments sur une l'image analysée et l'on reconstruit une image à partir de ces valeurs. Le descripteur le plus performant est celui qui conduit à une image reconstruite la plus proche de l'image analysée. Pour Zernike l'image reconstruite est obtenue à partir de la transformée inverse des moments de Zernike définie en coordonnées polaires par :

$$im_r(r, \theta) \cong \sum \sum z_{pq} \times V_{pq}(r, \theta)$$

De même nous définissons l'image reconstruite à partir des valeurs estimées de moments de Zernike :

$$IM_r(r, \theta) \cong \sum \sum Z_{pq} \times V_{pq}(r, \theta)$$

Sur la Figure 7, nous avons représenté deux exemples

d'images reconstruites à partir des valeurs estimés et exactes de moments de Zernike. L'image a été reconstruite en utilisant les valeurs des moments de Zernike allant successivement jusqu'à l'ordre 10, 15, 20, 25 et 30. La résolution est de 100x100 pixels.

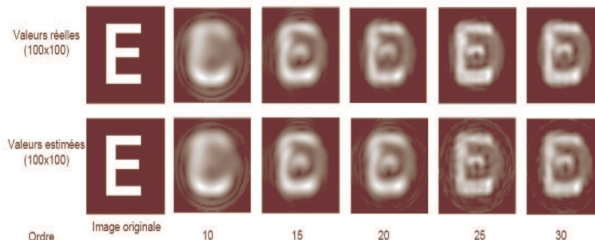


Figure 7

Il apparaît que la reconstruction à partir des valeurs approchées est très proche de celle obtenue à partir des valeurs exactes.

Ceci confirme la pertinence des valeurs de moments obtenues par notre approche en matière de description d'image : même si les valeurs de moments déterminées à partir de masques binaires ne sont que des valeurs approchées de moments de Zernike, elles restent tout de même représentatives de la forme analysée.

#### 5. CONCLUSION

Nous avons présenté dans cet article une nouvelle approche qui permette de déterminer la valeur de moments et qui soit intégrable dans une rétine CMOS. On trouve dans la littérature plusieurs propositions d'implantation de moments dans une rétine. Cependant les choix technologiques adoptées en limitent l'application à la localisation d'objet.

En vue d'applications de reconnaissance de forme ou de compression d'image, l'implantation d'une telle fonction dans une rétine nécessite une architecture reprogrammable. Nous avons proposé d'utiliser une rétine permettant de mesurer le produit de corrélation entre l'image acquise et une fonction binaire (ou masque) mémorisée dans le capteur.

Une telle architecture est très simple à mettre en œuvre et la surface qui lui est dédiée au sein du pixel est raisonnable. D'autre part du fait de l'absence de phase d'intégration (comme c'est généralement le cas dès que l'on souhaite acquérir une image), le temps de réponse est appréciable (les tests menés sur nos précédentes réalisations ont conduit à des temps de réponse de quelques  $\mu$ s).

Le principal inconvénient provient de la fonction mémorisée qui est nécessairement binaire. L'utilisation du dithering permet de générer un masque binaire, qui permet à la rétine d'avoir un comportement très proche de celui que l'on aurait obtenu si la fonction mémorisée avait été à valeurs réelles. Cette propriété très remarquable a été mise à profit dans l'estimation de moments géométriques et de faire un choix sur l'algorithme de génération d'images en demi ton le plus

adéquat.

Il est également possible de suivre la même approche pour l'estimation de moments orthogonaux. Les résultats obtenus pour les moments de Zernike en matière de description d'image montrent que la différence entre la valeur exacte de moment de Zernike et leur valeur approchée n'est pas problématique.

A l'issue de cette étude nous avons réalisé une nouvelle rétine en technologie  $0,35\mu\text{m}$  de chez AMS. L'architecture intègre deux points mémoire par pixel afin de pouvoir déterminer simultanément deux valeurs de moments. La programmation est réalisée par une unité logique externe (FPGA). Le taux de remplissage est de 20%. La taille du pixel est de  $14,7\mu\text{m} \times 14,7\mu\text{m}$  et sa résolution est de  $180 \times 180$  pixels. Nos travaux futurs porteront sur le test et la mise en œuvre de ce capteur.

Les résultats que nous avons présentés ici laissent espérer de nouveaux champs d'applications tel que la reconnaissance de forme, l'analyse ou de la compression d'images, avec la possibilité de disposer d'un opérateur facilement intégrable et peu gourmand en surface de silicium.

## REFERENCES

- [1] Mead C., Mahowald M., "A Silicon Model of Early Visual Processing", *Neural Networks*, pp. 91-97, 1988.
- [2] Sicard G., Bouvier G., Mahmi A., "Rétines en Silicium pour Caméra Adaptative", XVIIème colloque ANRT, pp. 7-12, Strasbourg, France, 1998.
- [3] Culurciello E., Cummings R.E., Boahen K.A., "A Biomorph Digital Image Sensor", *IEEE Journal Of Solid State Circuits*, Vol. 38(2), pp. 281-294, February 2003.
- [4] Paillet F., Mercier D., Bernard T., "Second Generation Programmable Artificial Retina", *Proceeding of IEEE ASIC/SOC Conference*, pp 304-309, September 1999.
- [5] Komuro T., Ishii I., and Ishikawa M., "Vision Chip Architecture Using General-Purpose Processing Elements for 1msVision System", 4th IEEE Int. Workshop on Computer Architecture for Machine Perception (CAMP'97), pp.276-279.
- [6] Eklund J.E., Svensson C., Aström A., "VLSI Implementation of a Focal Plane Image Sensor - A Realization of the Near Sensor Image Processing Concept", *IEEE Trans. VLSI Systems*, Vol. 4(3), pp. 322-335, 1996.
- [7] Dudeck P., Hicks P.J., "An SIMD Focal Plane Analogue Processor Array", *ISCAS'2001*, May 2001.
- [8] Salama K., El\_Tawil A., Soliman A., Elwan H.O., "CMOS Programmable Imager Implementing Pre-Processing Operations", *Analog Integrated Circuits and Signal Processing*, Kluwer Academic Publisher, Vol. 19, pp. 279-293, June, 1999.
- [9] Matou K., Ni Y., "A Precise FPN Compensation Circuit for CMOS APS", *Electronics Letters*, Vol.38 Issue.19, 2002, pp.1078-1079
- [10] Barbaro M., Burgi P.Y., Mortara A., Nussbaum P., Heitger F., "A  $100 \times 100$  Pixel Silicon Retina for Gradient Extraction With Steering Filter Capabilities and Temporal Output Coding", *IEEE Journal Of Solid State Circuits*, Vol. 37(2), February 2002.
- [11] Navarro D., Cathebras G., Gensolen F., "A Block Matching Approach for Movement Estimation in A CMOS Retina: Principle and Results", *IEEE ESSCIRC'03 : 29th European Solid State Circuits Conference*, Lisbonne, Portugal, September, 2003.
- [12] Aubreton O., Bellach B., Lew Yan Voon L.F.C., Lamalle B., Gorria P., Cathebras G., "Retina for pattern matching in standard  $0.6\mu\text{m}$  CMOS technology", *Journal of Electronic Imaging(special issue)*, June 2004.
- [13] Standley D.L., "An Object Position and Orientation Ic With Embedded Imager", *IEEE Journal Of Solid State Circuits*, Vol. 26(12), pp. 1853-1859, December,1991.
- [14] Deweerth S.P., "Analog VLSI Circuits For Stimulus Localization and Centroid" *International Journal Of Computer Vision*, Vol. 8, pp 191-202, 1992.
- [15] Tanner J., Mead C., "A Correlating Optical Motion Detector", In *MIT Advanced Research in VLSI*, pp. 57-64, 1984.
- [16] Pappas T. N., Allebach J. P., Neuhoff D. L., "Model Based Digital Halftoning". *IEEE Signal Processing Magazine*, Vol. 20(4), pp 14-27, July, 2003.
- [17] Floyd R. W., Steinberg L., "An adaptative algorithm for spatial grey scale", *Proc. Society for Information Display*, Vol. 17(2), pp 75-77, 1976.
- [18] Analoui M., Allebach J.P., "Model-based Halftoning Using Direct Binary Search", *Symposium on Electronic Imaging Science and Technology, SPIE*, Vol. 1666, pp 96-108, San Jose, 1992.
- [19] Zhang D., Lu G., "Review of shape representation and description techniques", *Pattern Recognition*, Vol. 37, pp 1-19, 2004.
- [20] The C.H.. Chin R.T, "On image analysis by the methods of moments", *IEEE Trans. Pattern Analysis Machine Intelligence*, Vol. 10(4), pp 496-513, 1988.