

ALGORITHMES DE TRAITEMENT D'IMAGES ET RESEAUX SYSTOLIQUES  
IMAGE PROCESSING ALGORITHMS AND SYSTOLIC ARRAYS

Michel FOUQUES - Roger SAMY

CETIA - CSEE - Av. des Frères Lumière Z.I. Ste Claire - 83160 LA VALETTE DU VAR

---

**RESUME**

Dans une première partie, on présente différents algorithmes classiques de filtrage d'images.

L'opération de convolution par un masque de dimension 3 x 3 étant très souvent exploitée en traitement d'images, on s'intéresse aux différentes architectures systoliques associées à la synthèse d'un tel opérateur en vue de l'intégration VLSI.

**SUMMARY**

In a first step, some image filtering algorithms are presented.

The most widely used operator in image processing is two dimensional convolution by 3 x 3 mask.

Some systolic architectures for VLSI implemtation are described.



ALGORITHMES DE TRAITEMENT D'IMAGES ET RESEAUX SYSTOLIQUES  
 IMAGE PROCESSING ALGORITHMS AND SYSTOLIC ARRAYS  
 Michel FOUQUES - Roger SAMY

INTRODUCTION

Les algorithmes de traitement d'images exigent des capacités de calcul importantes. Parmi ces algorithmes on distingue deux classes principales :

- \* Les algorithmes de seuillage, du filtrage, d'amélioration du contraste...
- \* Les algorithmes de reconnaissance des formes, d'interprétation qui sont basés sur des opérations dont la nature est essentiellement associée à la théorie des graphes.

Ces traitements sont souvent réalisés au moyen de machines spécialisées dont la structure est plus caractérisée par une intégration très poussée. On s'intéressera dans ce qui suit aux algorithmes de la première classe et plus particulièrement aux algorithmes de filtrage.

I - FILTRAGE LINEAIRE BIDIMENSIONNEL

L'algorithme de filtrage linéaire bidimensionnel repose sur la convolution biindicielle [ABR1]. En effet, si  $F(j,k)$  désigne l'image originale et  $H(j,k)$  la réponse impulsionnelle du filtrage, l'image filtrée  $G(j,k)$  est donnée par :

$$G(j,k) = \sum_{m=1}^j \sum_{n=1}^k F(m,n) H(j-m+1, k-n+1)$$

Si le symbole  $\otimes$  désigne le produit de convolution biindicielle l'équation précédente devient :

$$G(j,k) = F(j,k) \otimes H(j,k)$$

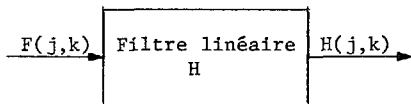


Figure 1 - Filtre linéaire

La réponse impulsionnelle  $H(j,k)$  du filtre est notée sous forme matricielle (masque).

$$[H] = \begin{bmatrix} H(1,1) & H(2,1) & \dots & H(L_1,1) \\ H(1,2) & H(2,2) & & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & & \cdot & \cdot \\ \cdot & & \cdot & \cdot \\ H(1,L_2) & \dots & \dots & H(L_1,L_2) \end{bmatrix}$$

Les différents coefficients de la matrice  $H$  désignent les poids affectés aux différents points du voisinage. De façon générale, on y distingue trois classes de filtres :

a) Pondération uniforme circulaire :

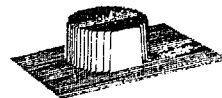
$$h_1(X,Y) = \begin{cases} \frac{1}{\pi R^2} & \text{si } \sqrt{X^2 + Y^2} < R \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$$

b) Pondération exponentielle :

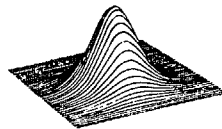
$$h_2(X,Y) = \frac{k}{4\alpha^2} e^{-\frac{|X| + |Y|}{2\sigma^2}}$$

c) Pondération gaussienne :

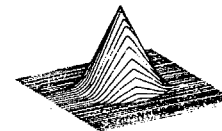
$$h_3(X,Y) = \frac{k}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{X^2 + Y^2}{2\sigma^2}}$$



Filtre uniforme circulaire



Filtre gaussien



Filtre exponentiel

Figure 2 - Réponses impulsionnelles des trois classes de filtres passe-bas.

II - FILTRAGE MEDIAN 2D

Le filtrage médian est largement répandu en traitement d'images et basé sur un algorithme de tri suivant :

$$G(j,k) = \text{Med}(F(j+n, k+m))$$

$$(n,m) \in V \quad (V \text{ désigne un voisinage})$$

Le succès de cette méthode est lié au fait que le filtrage médian respecte les contours et au caractère peu complexe de la réalisation de l'opérateur cablé correspondant, qui constitue un atout pour l'intégration à très grande échelle (VLSI).

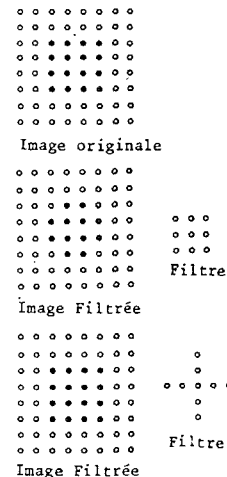


Figure 3 - Exemples de filtres médian bidimensionnels



ALGORITHMES DE TRAITEMENT D'IMAGES ET RESEAUX SYSTOLIQUES  
 IMAGE PROCESSING ALGORITHMS AND SYSTOLIC ARRAYS  
 Michel FOUQUES - Roger SAMY

III - FILTRAGE ADAPTATIF

Une méthode de filtrage plus récente proposée par J.S. LEE [SAM1] repose sur une méthode adaptative. En effet, si on suppose que l'image observée  $Z_{i,j}$  est dégradée additivement par un bruit gaussien  $n_{i,j}$ , on peut écrire :

$$Z_{i,j} = X_{i,j} + N_{i,j}$$

avec  $n \begin{cases} EM[N_{i,j}] = 0 \\ EM[N_{i,j} \cdot N_{k,l}] = \sigma^2 \delta_{i-k, j-l} \end{cases}$

On montre que [BOZ1] l'estimation MAP de  $X_{i,j}$  est donnée par :

$$\hat{X}_{i,j} = \bar{X}_{i,j} + \frac{\sigma_x^2}{\sigma_x^2 + \sigma_N^2} [Z_{i,j} - \bar{X}_{i,j}]$$

Le caractère adaptatif de ce filtre repose sur la mesure de la variance locale. Cette variance prenant une valeur plus élevée sur les régions de contours que sur des régions uniformes, ceci permet de ne pas introduire du flou (les contours étant relativement moins "filtrés").

Dans ce qui suit on s'intéresse plus particulièrement au filtrage linéaire d'images et à la convolution pour un masque de dimension 3 x 3.

En effet, la plupart des opérateurs de traitement d'images peuvent être réalisés à l'aide d'un opérateur de convolution  $n \times n$  (avec ici  $n = 3$ ) : le filtrage passe-bas pour l'amélioration d'images bruitées, le filtrage passe-haut pour l'amélioration des contours, les opérateurs de gradient (PREWITT, SOBEL, KIRSCH, CHEN ET FREI) et les opérateurs de laplacien pour la détection de contours appartenant à cette classe de filtres.

RESEAUX SYSTOLIQUES APPLIQUES AU FILTRAGE LINEAIRE BIDIMENSIONNEL

La notion de réseaux systoliques a été introduite par H.T. KUNG en 1978 (Kung 2) pour faciliter l'intégration VLSI d'algorithmes présentant un taux de parallélisme important et faisant intervenir des opérations élémentaires répétitives.

L'algorithme de convolution à deux dimension présente ces caractéristiques spécifiques et H.T. KUNG a proposé deux réseaux réalisant la convolution par un masque 3 x 3 de coefficients (KUNG 1)

1ère approche :

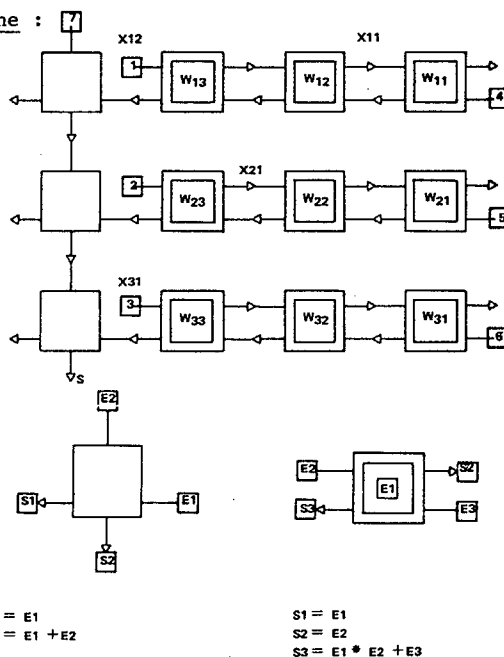


Figure 1

Dans cette première approche les coefficients  $W_{ij}$  sont préchargés dans chaque cellule, et trois lignes de pixels sont introduites aux entrées 1, 2, 3 avec un décalage entre elles de un pixel. Dans cette solution un pixel est introduit dans une entrée du réseau tous les deux cycles de calcul (d'une cellule élémentaire).

2ème approche :

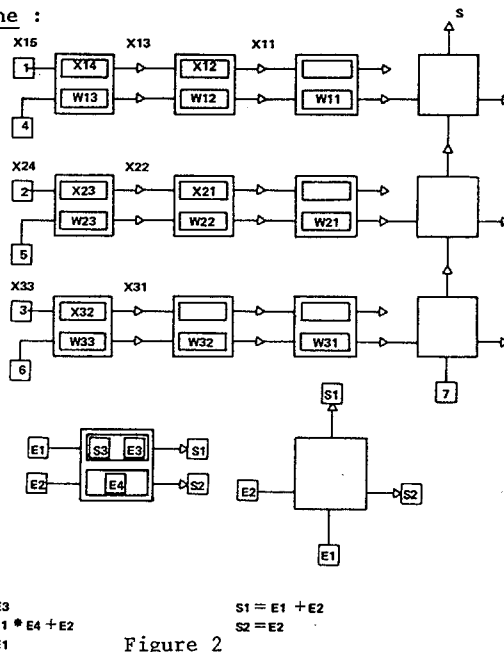


Figure 2



ALGORITHMES DE TRAITEMENT D'IMAGES ET RESEAUX SYSTOLIQUES  
 IMAGE PROCESSING ALGORITHMS AND SYSTOLIC ARRAYS  
 Michel FOUQUES - Roger SAMY

Les coefficients  $W_{ij}$  du masque sont préchargés, les trois lignes de pixels sont décalées dans le temps d'un pixel mais un pixel est introduit à chaque cycle de calcul de la cellule élémentaire.

Implémentation :

Nous présentons ici une réalisation de la cellule élémentaire de calcul de  $a * b + c$  appliquée à la convolution 2D sous la forme d'un réseau systolique comportant des "micro-cellules" basées sur des additionneurs un bit.

La multiplication binaire d'un pixel codé sur 8 bits par un coefficient du masque codé sur 4 bits (plus un bit de signe : coefficients entiers variant de + 15 à - 15) utilise quatre "micro-cellules". Deux types de "micro-cellules" peuvent être définies conduisant à deux réseaux systoliques multiplieurs différents.

1ère solution :

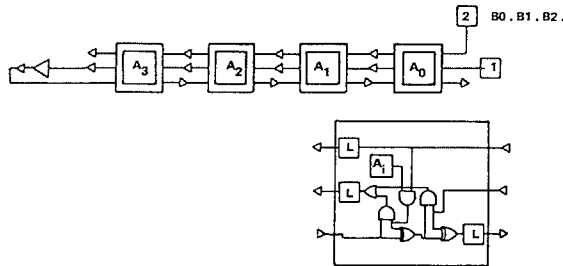


Figure 3

Les termes en  $B_i$  représentent les différents bits caractérisant la valeur du pixel. Les termes en  $A_j$  représentent les termes composant la valeur absolue du coefficient du masque. Chaque bit est préchargé dans chacune des "micro-cellules". Les bits  $B_i$  du pixel sont introduit tous les deux cycles de calcul (des "micro-cellules"). Le premier bit  $S_0$  du résultat de la simulation est obtenu après un cycle de calcul, et les  $S_i$  sont élaborés tous les deux cycles de calcul.

2ème solution :

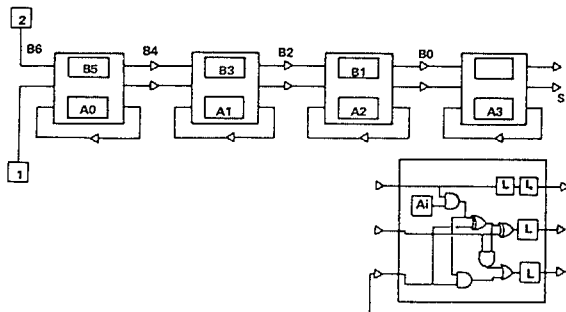


Figure 4

Les bits  $A_j$  du coefficient du masque sont toujours préchargés dans les micro-cellules. Les bits  $B_i$  du pixel sont introduit à chaque cycle de calcul. Le premier bit du résultat est obtenu après quatre cycles de calcul (des "micro-cellules").

L'addition : avec un résultat précédent est réalisé dans la première réalisation de multiplieur (fig 3) par la complémententation à deux ou non du résultat de la multiplication suivant le signe du coefficient (A4)

du masque, puis l'addition est effectuée en complément à deux.

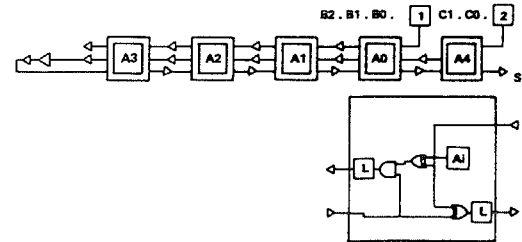


Figure 5

Les bits  $B_i$  du pixel sont introduit à l'entrée 1 du réseau un cycle de calcul sur deux, les bits du résultat d'un calcul précédent sont introduit à l'entrée 2 du réseau avec un retard d'un cycle de calcul par rapport aux  $B_i$  et il sont aussi présent un cycle sur deux. Le premier bit  $S_0$  du résultat est disponible deux cycles de calcul après l'entrée du premier bit  $B_0$  du pixel.

L'addition avec un résultat précédent pour la deuxième réalisation de multiplieur (fig 4) est effectuée en complémententant à deux les bits du pixel si le signe du coefficient est négatif puis la multiplication et l'addition sont effectuées en complément à deux.

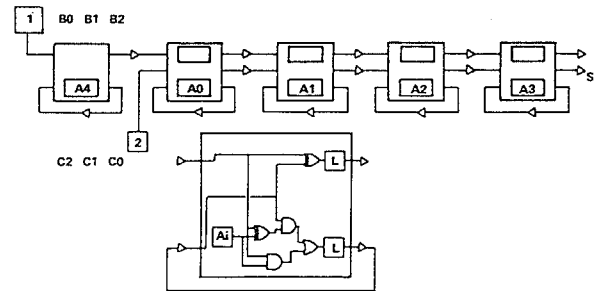


Figure 6

Le  $B_i$  sont introduit à chaque cycle de calcul à l'entrée 1. Les bits d'un calcul précédent sont introduit à chaque cycle à l'entrée 2 décalés dans le temps d'un cycle par rapport aux bits  $B_i$  du pixel. Le premier bit du résultat est obtenu après cinq cycles de calcul.

Association des cellules et des micro-cellules :

Pour la réalisation du convolveur, il faut donc associer 9 cellules élémentaires (première ou deuxième réalisation) dans une des deux configurations proposées par HT KUNG. Il est nécessaire d'introduire un certain nombre de cellule d'un bit entre les cellules pour synchroniser les flots de données traversant le convolveur.

Exemple de combinaison de cellule et micro-cellules :

Si l'on construit le convolveur en utilisant la première approche de HT KUNG (fig 1) pour les cellules et la deuxième réalisation pour les "micro-cellules" (fig 5) il est nécessaire d'introduire 12 micro-cellules de retard d'un bit sur le flot des bits  $B_i$  des pixels entre chaque cellules. Le nombre de cycle de calcul d'une "micro-cellule" séparant le premier bit du premier pixel introduit dans le convolveur et le premier bit du résultat disponible à la sortie est de 40 cycles. Deux bits de poids faibles de deux résultats sont séparés de 16 cycles de "micro-cellules" et dans le même temps trois pixels codés sur 8 bits sont introduits.



ALGORITHMES DE TRAITEMENT D'IMAGES ET RESEAUX SYSTOLIQUES  
IMAGE PROCESSING ALGORITHMS AND SYSTOLIC ARRAYS  
Michel FOUQUES - Roger SAMY

CONCLUSION :

Cette architecture de convolveur 2D par un masque 3x3 est facilement intégrable en raison de sa structure "micro-cellulaire" répétitive et de par la simplicité de la "micro-cellule" équivalente à un additionneur un bit.

REMERCIEMENTS :

Nous remercions Monsieur Claude BOZZO, Directeur Scientifique de la CSEE, pour les conseils qu'il nous a prodigués pour la rédaction de cet article et pour les additifs et compléments qu'il y a apportés. Nous tenons également à remercier Messieurs Philippe GRALL et Michel SOUFFLET (CSEE/CETIA) pour leur aide précieuse qui nous a permis de faire aboutir cette étude.

BIBLIOGRAPHIE :

- [ABR1] Jean François ABRAMATIC  
Approximation de filtres biindiciels et traitement des images  
Thèse d'Etat - INRIA - Rocquencourt
- [BOZ1] Claude BOZZO  
Le filtrage optimal et ses applications aux problèmes de poursuite  
Technique et Documentation Lavoisier - 1983
- [FAU1] O.D. FAUGERAS  
"Image under-standing and graph matening"  
ICASSP/IEEE - Paris 1982
- [KUN1] H.T. KUNG and S.W. SONG  
A systolic 2D Convolution Chip  
Carnegie - Mellon University - 1981
- [KUN2] H.T. KUNG  
Why systolic Architecture Technical Report -  
1981 Carnegie - Mellon University
- [SAM1] Roger SAMY  
Traitement des séquences d'images et son application à la poursuite télévision  
Thèse de 3ème cycle - Marseille 1984