

## Réalisation d'une rétine stochastique optoélectronique pour le traitement d'image bas-niveau.

D. PRÉVOST, Ph. LALANNE, J.C. RODIER, P. GARDA\*, A. DUPRET\* et E. BELHAIRE\*

Institut d'Optique Théorique et Appliquée, Bat.503

\*Institut d'Électronique Fondamentale, Bat.202

Université Paris-Sud, 91403 Orsay Cedex, France.

### RÉSUMÉ

Les méthodes de traitement d'images bas-niveau utilisant l'approche par champs de Markov aléatoires (MRF) conduisent à la définition d'une fonction d'énergie sur l'image. La solution passe alors par un difficile problème d'optimisation. Moyennant de lourds calculs, l'optimisation stochastique garantit l'obtention d'une solution approchée quelle que soit la forme de l'énergie. Toutefois, puisque les interactions en vision bas-niveau sont essentiellement locales dans l'image, on peut concevoir des algorithmes rapides d'optimisation stochastique au taux de parallélisme élevé, réalisables sur rétine. Nous présentons une architecture de rétine optoélectronique implantant l'un de ces algorithmes, ainsi qu'un prototype réalisant le recuit simulé sur un champ de variables binaires à cadence vidéo.

### 1. INTRODUCTION

Les méthodes de traitement d'images bas-niveau utilisant l'approche Bayésienne ont connu ces dernières années un essor considérable. Fondées sur une régularisation par champs de Markov [1], elles conduisent à la définition d'une fonction d'énergie sur l'image. L'image-solution est obtenue par optimisation d'un critère adéquat sur cette énergie. Le critère le plus usité est le maximum a posteriori (MAP), qui conduit à prendre comme solution l'image dont l'énergie est minimale.

Pour la plupart des problèmes de vision bas-niveau, la définition de l'information *a priori* ne nécessite qu'une structure de voisinage limitée sur le champ de Markov aléatoire (MRF) qui sous-tend l'image. Ce caractère local des interactions permet de concevoir des algorithmes d'optimisation présentant un taux élevé de parallélisme et réalisables sur rétine.

Un algorithme stochastique rapide [2][3], appelé relaxation quasi-statique (RQS), a été proposé, il est adapté aux fonctions d'énergie rencontrées dans les problèmes de vision bas-niveau et dans la restauration d'images en particulier. Nous rappellerons son principe, ainsi qu'une proposition d'architecture de rétine optoélectronique le réalisant.

Du point de vue pratique, une première puce VLSI optoélectronique équipée de phototransistors a été réalisée, afin de mettre en évidence la faisabilité de techniques stochastiques sur les champs binaires. Ce prototype de rétine, préalable à la réalisation matérielle de l'algorithme RQS complet, constitue l'apport original de ce travail. Il fonctionne sur le modèle simple d'un Ising  $4 \times 4$ .

### ABSTRACT

The Bayesian approach to early-vision problems with Markovian modelling (MRF), leads to the definition of an energy function on the image. The solution is then obtained through a difficult optimisation process. In principle, stochastic optimisation guarantees near optimal solution for an arbitrary energy form, but it is computationally intense. However, as early-vision problems essentially feature local interactions in the image, there are open possibilities for fast, highly parallel stochastic optimisation algorithms, suited for implementation on retinas. An architecture for optoelectronic retina performing one of such algorithms is presented, along with a prototype implementing video-rate simulated annealing on a binary field.

Nous présentons la puce et ses caractéristiques, le montage expérimental, ainsi que les résultats obtenus.

### 2. LA TÂCHE-TYPE DE VISION BAS-NIVEAU

Par souci de simplicité, on se concentrera sur la restauration d'images préservant les discontinuités [1], un problème simple mais fondamental, qui comprend les particularités essentielles de tâches plus complexes telles, par exemple, la segmentation [1][4] ou la détection de mouvement [5].

La restauration d'images préservant les discontinuités consiste en un nettoyage de l'image, opéré simultanément à une détection de contours. Il est crucial d'opérer la localisation de concert avec le nettoyage du bruit souillant l'image, afin d'éviter qu'un lissage préalable ne fasse disparaître des bords signifiants, ou qu'une localisation avant lissage n'introduise des discontinuités fortuites dues au seul bruit.

Suivant Geman [1], l'image est définie sur un champ de Markov couplé, constitué d'un champ multi-valué (continu) représentant l'intensité ( $x$ ), lequel est en interaction avec un champ binaire exprimant les discontinuités ( $h$ ).

Soit  $y$ , l'image bruitée observée, exprimée suivant la notation lexicographique sous la forme d'un vecteur ( $N^2 \times 1$ ) et que l'on suppose reliée à  $\hat{x}$ , l'image ( $N^2 \times 1$ ) originale, selon:

$$y = H\hat{x} + n \quad (1)$$

où  $H$  est un opérateur ( $N^2 \times N^2$ ) local inversible (ex: flou),  $n$  est un vecteur ( $N^2 \times 1$ ) de bruits blancs indépendants, gaussiens, de moyenne nulle et de variance  $\sigma_n^2$ .



Une description statistique complète (distribution *a posteriori*) est obtenue pour les images reconstruites  $(x, h)$  grâce à la loi de Bayes, en combinant le terme de rappel déduit de l'éq.(1), à celui *a priori* provenant du champ de Markov. Pour une image avec un voisinage d'interaction au plus proche voisin, il en découle une énergie que l'on peut écrire sous la forme suivante [3]:

$$E_y(x) = \|y - Hx\|^2 + \lambda^2 [x^T A(h)x + V(h)], \quad (2)$$

où la matrice  $A$  (symétrique) tient compte des interactions entre le champ  $x$  et le champ de bords, et  $V$  des interactions à l'intérieur de ce dernier.  $\lambda^2$  est un super-paramètre jugeant l'importance relative des termes *a priori* et de rappel aux données.

La fonction énergie (2) obtenue est d'une part définie sur un espace vectoriel dont la dimension est de l'ordre du nombre de pixels de l'image, d'autre part non-convexe du fait du champ binaire. Il en résulte que l'optimisation d'un critère sur celle-ci est un problème difficile. Il est par exemple exclu d'explorer de manière exhaustive l'ensemble solution. En principe, l'optimisation stochastique fournit l'outil général qui garantit l'obtention d'une solution approchée quelle que soit la forme de l'énergie. Cependant, les techniques issues de cette approche, apparentées au recuit simulé [6], sont lourdes en calcul.

### 3. ALGORITHME RQS

Un algorithme d'optimisation stochastique rapide [2][3], appelé relaxation quasi-statique (RQS) a été proposé afin d'effectuer l'optimisation de critères sur des fonctions d'énergie de la forme de l'éq. (2). Il permet d'obtenir une minimisation globale de l'énergie et offre d'intéressantes perspectives de réalisations parallèles [7].

Son mode d'opération est découpé en deux parties alternées, coopérant à l'équilibre thermodynamique de l'ensemble. La première partie réalise classiquement la mise à jour du champ de bords binaire par application parallèle du critère de Métropolis ou le "Heat-Bath" [6], c'est cette partie qui a été réalisée sur VLSI à la sect.5. Quant à la seconde, le fait que  $E_{y,h}(x)$  soit quadratique définie non-négative relativement au champ  $x$  a permis de mettre au point une technique d'actualisation utilisant une perturbation pseudo thermique quasi-statique. En effet, on tire de l'éq.(2) que la distribution thermique (distribution de Gibbs) à champ de bords fixe est gaussienne:

$$P(x) = \frac{1}{Z} \exp \left[ \frac{-E_{y,h}(x)}{T} \right], \quad (3)$$

où  $Z$  est une constante de normalisation. Afin d'obtenir une instance du champ d'intensité tirée de cette distribution, il suffit donc de résoudre de manière déterministe le système d'équations suivant:

$$x = D^{-1} H^T y + \frac{D^{-1} B w^{qs}}{2}. \quad (4)$$

où  $D = [H^T H + \lambda^2 A(h)]$  et  $w^{qs}$  représente un processus aléatoire quasi-statique (c.-à-d. un bruit gaussien indépendant de moyenne nulle,  $\sigma_w^2 = 1$  et de temps d'autocorrelation long). La matrice  $B$  représente le spectre du bruit, (comprenant la dépendance sur la température). Afin d'obtenir la variance requise, la condition suivante sur  $BB^T$  doit être respectée:

$$BB^T = 2T D. \quad (5)$$

L'éq.(5) est une relation de fluctuation-dissipation équivalente au théorème de Nyquist dans les circuits électriques. Elle génère une famille de solutions pour la matrice  $B$ : une pour chacune des dimensions  $N^2 \times M$ , avec  $M \geq N^2$ . Il existe une solution simple pour  $B$ , adaptée à la réalisation matérielle [3].

Pour l'estimation du MAP, l'algorithme RQS est décrit par:

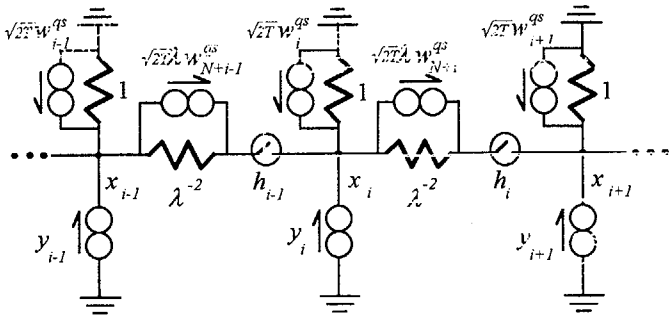
1. Sélection de la température de calcul initiale  $T = T_0$ .
2. Mise-à-jour parallèle du champ de bords utilisant le "Heat-bath".
3. Génération parallèle d'une nouvelle instance du vecteur de bruit quasi-statique  $w^{qs}$ .
4. Solution du système d'équations éq.(4), par une méthode déterministe (obtention d'un échantillon du champ d'intensité à l'équilibre thermodynamique).
5. Retour aux étapes 2 à 4 nscan fois.
6. Diminution de  $T$  selon  $T_{i+1} = rT_i$  ( $r \approx 1$ ) puis retour à l'étape 2 tant que  $T > T_f$ .

Comme le MRF couplé évolue en tout temps à équilibre thermodynamique, le système tendra vers le minimum global d'énergie.

### 4. ARCHITECTURE DE RÉTINE

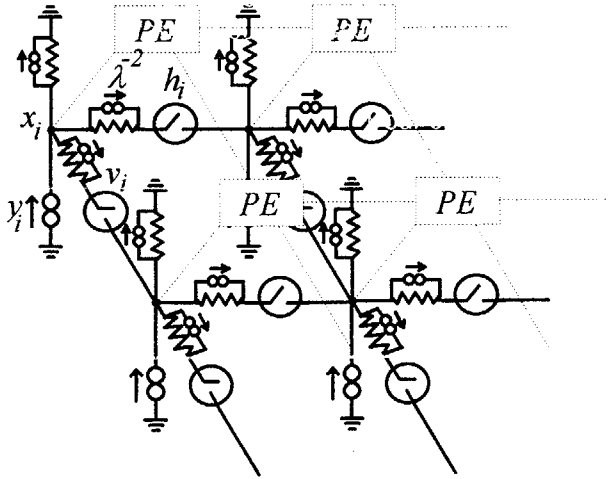
La rétine proposée pour réaliser l'algo RQS comprend deux parties distinctes en interaction. L'une réalise le traitement stochastique du champs d'intensité continu au moyen d'un réseau de résistances [8][9] équipé de sources de courant analogiques aléatoires. L'autre traite le champ binaire en appliquant le recuit simulé, obtenu grâce aux propriétés statistiques de l'éclaircissement.

La partie continue de l'algorithme RQS se prête bien à la réalisation matérielle sur circuit optoélectronique analogique du fait du théorème du minimum de chaleur de Maxwell. Celui-ci stipule qu'il est toujours possible de concevoir un circuit, composé de résistances et de capacités, minimisant une fonction quadratique définie non-négative prise comme expression de la puissance dissipée. Afin de réaliser l'éq.(4), des générateurs aléatoires quasi-statiques (autocorrelation longue devant le temps caractéristique de relaxation du circuit) de courants sont placés en parallèle aux résistances (fig.1). De cette manière un pseudo bruit thermique est simulé. Il fournit des configurations d'intensité statistiquement indépendantes pourvu qu'elle soient prises espacées de périodes égales au temps de corrélation des générateurs quasi-statiques.



**Fig.1.** Une partie d'un réseau de résistances 1D équipé de générateurs de courants quasi-statiques. Ce réseau résout le système décrit par l'éq.(4) dans le cas particulier où  $H=I$  (pas de flux). Les facteurs  $\sqrt{2T}$  et  $\sqrt{2T}\lambda$  représentent les éléments de la matrice  $B$ .

L'algorithme complet sera réalisé sur un circuit du type présenté à la fig.2, où un réseau de processeurs élémentaires (PE) stochastiques a été ajouté pour commander l'état des interrupteurs du circuit (le champ de bords binaires).



**Fig.2** Schéma d'une portion de la rétine proposée, montrant le réseau de PE en interaction avec le réseau de résistances.

La réalisation de la rétine proposée est possible grâce à l'utilisation d'un générateur de nombres aléatoires optiques, utilisant le speckle. Il fournit en parallèle un flux de tableaux de nombres aléatoires gaussiens [10] à la cadence de 100KHz.

## 5. PROTOTYPE

Afin d'illustrer la faisabilité de la partie binaire du système stochastique décrit à la section précédente, un prototype de rétine a été conçu et testé. Son rôle est de réaliser, à cadence vidéo, la technique du recuit simulé, grâce à un circuit intégré optoélectronique analogique.

Le champs de Markov binaire réalisé sur la rétine est un modèle d'Ising, développé à l'origine comme modèle simple dans l'étude du ferromagnétisme. Il simule un système magnétique constitué d'un réseau de moments magnétiques (spins) bipolaires  $s_i$  en interaction locale. Transposé dans le domaine du traitement d'images bas-niveau, ce modèle s'avère

utile aux tâches effectuées sur des images binaires ou à décrire un champ de bords dans un système plus complexe.

L'énergie  $E$  associée au modèle, en présence d'un champ magnétique externe  $h$ , s'écrit:

$$E = - \sum_{i < j} J_{ij} s_j s_i + h \sum_i s_i, \quad (6)$$

où les couplages sont considérés symétriques  $J_{ij} = J_{ji}$ , binaires  $\pm 1$ , figés et distribués selon une loi de probabilité donnée. Les interactions sont limitées aux plus proches voisins.

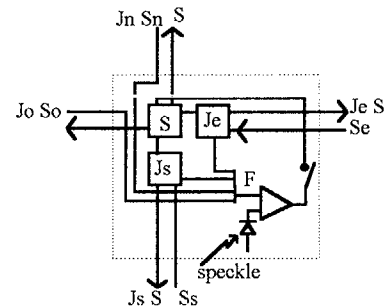
Une variable importante pour la réalisation matérielle est la force  $F_i$  qui agit sur le spin  $i$ :

$$F_i = - \sum_{j \neq i} J_{ij} s_j + h. \quad (7)$$

La technique du recuit simulé [6] demande que l'état des spins évoluent selon la loi de probabilité sigmoïde dépendante de cette force:

$$P(s_i = +1) = \frac{1}{1 + \exp\left[\frac{F_i}{T}\right]} \quad (8)$$

où  $T$  représente la température de calcul. Celle-ci sera commandée par l'intensité lumineuse de la source produisant le speckle aléatoire [10]. Dans une première étape, on a réalisé une petite rétine de  $4 \times 4$  afin de réaliser la loi de probabilité de l'éq.(8) en parallèle sur chacun des sites.



**Fig. 3** Schéma d'un site.

Chacun des 16 PE de la rétine possède trois points mémoire de 1 bit: le spin  $S$  et les constantes de couplage  $J_e$  et  $J_s$  avec ses voisins est et sud. Il communique avec ces quatre voisins selon le schéma de la fig.3. La force  $F$  est calculée localement et codée sous la forme d'un courant analogique. Cette force est comparé au photo-courant produit par la paire de phototransistors du site, pour déterminer le nouvel état du spin. La probabilité  $P(S=1)$  se distribue selon la loi sigmoïde, grâce à la ressemblance entre celle-ci et la fonction Erf, obtenue en intégrant des nombres aléatoires gaussiens.

La fig.4 présente le schéma du système, on y voit la rétine, commandée par un ordinateur et illuminée par un générateur optique de nombres aléatoires. Sur la fig.5 on voit une photo de la puce sur son support, ainsi que la fibre optique provenant du générateur.

La fig.6 montre des sigmoïdes expérimentales mesurées en parallèle sur 4 des 16 sites de la rétine. Ces résultats



encourageants permettent d'espérer obtenir un recuit simulé complet sur le prochain circuit.

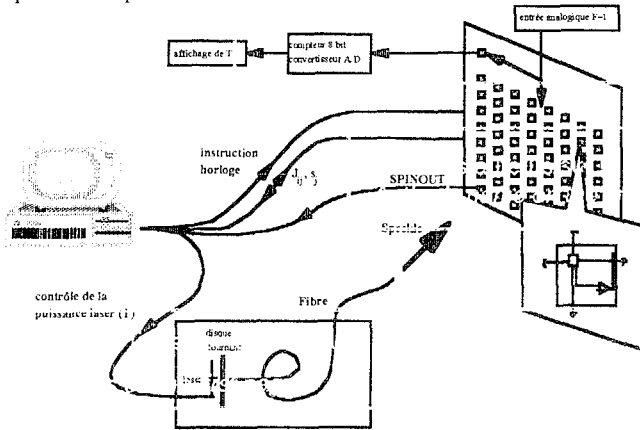


Fig. 4 Vue d'ensemble du système.

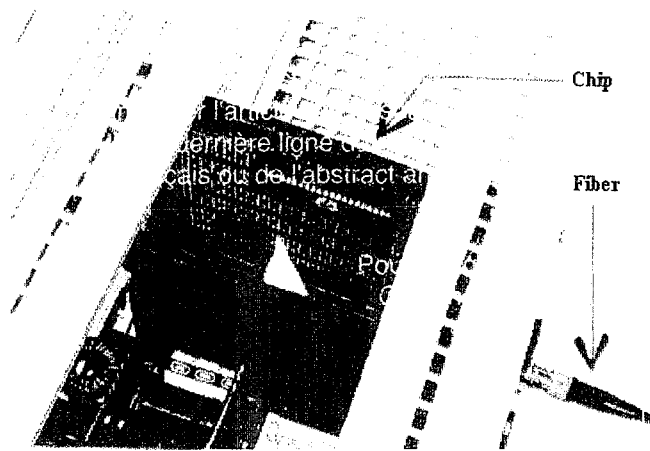


Fig.5 Photographie de la rétine sur son support, avec la fibre optique qui amène le flux optique aléatoire du générateur de nombres aléatoires.

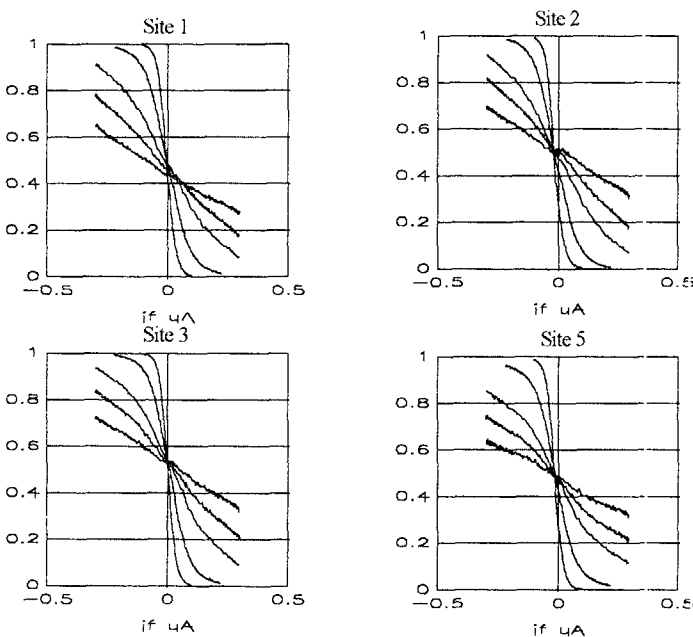


Fig.6 Mesure simultanée des sigmoïdes sur 4 des 16 PE de la puce, pour différentes températures.

## 6. CONCLUSION

Une architecture de rétine stochastique optoélectronique a été proposée afin de réaliser un algorithme stochastique rapide appliqué à un problème simple de vision bas-niveau. Cette approche est généralisable à d'autres tâches plus complexes telles la segmentation d'images où la détection de mouvement.

Un prototype VLSI optoélectronique analogique a été conçu afin de valider l'idée d'un recuit simulé à cadence vidéo sur un champ binaire. Dans sa première version 4x4, il a permis de mettre en évidence l'obtention parallèle de mises-à-jour distribuées selon la probabilité sigmoïde. Une nouvelle rétine de 24x24 sites est en cours de préparation et permettra cette fois d'obtenir le recuit simulé sur un problème non-trivial.

## 7. RÉFÉRENCES

- [1] S. Geman and D. Geman, "Stochastic Relaxation, Gibbs Distributions, and the Bayesian Restoration of Images", *IEEE transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 6(5), pp 721-741 (1984).
- [2] D.Prévoist, Ph.Lalanne, L.Garnero et P.Chavel, "Quasi-static algorithm for image restoration preserving discontinuities", *SPIE Proc. Vol.2304*, pp.156-164, (1994).
- [3] D.Prévoist, Ph.Lalanne, L.Garnero et P.Chavel, "Algorithm and Hardware Solution to VLSI Retinas Performing Stochastic Optimisation", to be published in the *IS&T-SPIE Proc.*, San Jose, Feb 5-10 (1995).
- [4] J. Marroquin, S. Mitter and T. Poggio, "Probabilistic solution of ill-posed problems in Computational Vision", *J. of the Am. Stat. Assoc.* 82(397), pp 76-89 (1987).
- [5] T. Poggio and C. Koch, "Ill-posed problems in early vision: from computational theory to analogue networks", *Proc. R. Soc. Lond. B* 226, pp 303-323 (1985).
- [6] E. Aarts and J. Korst "Simulated Annealing and Boltzmann Machine", John Wiley & Sons, 1989.
- [7] Ph. Lalanne, G.Prémont, D.Prévoist and P.Chavel, "Stochastic optoelectronic retinas for vision tasks", Invited paper *SPIE proc. on "Optical pattern recognition"* B.Javid and Ph.Réfrégier Eds, La Rochelle, June 14-17, 1994.
- [8] C. Koch, "Seeing Chips: Analog VLSI Circuits for Computer Vision", *Neural Computation* 1, 184-200 (1989).
- [9] J.L. Wyatt, C. Keast, M. Seidel, D. Stanley, B. Horn, T. Knight, C. Sodini, H.-S. Lee and T. Poggio, "Analog VLSI Systems for Image Acquisition and Fast Early Vision Processing", *Int. J. of Comp. Vision*, 8(3), 217-230 (1992).
- [10] Ph. Lalanne, J.C. Rodier, P. Chavel, E. Belhaire and P. Garda, "Optoelectronic devices for Boltzmann machines and Simulated Annealing", *Opt. Eng.* 32(8), pp 1904-1914 (1993).