

Extraction des zones d'intérêt d'une image à l'aide d'un réseau cellulaire non linéaire

B. Nofiele, S. Morfu & P. Marquié

Laboratoire LE2I UMR 5158, Aile des sciences de l'ingénieur BP 47870 , 21078 Dijon Cedex
 brice.nofiele@u-bourgogne.fr, smorfu@u-bourgogne.fr & marquie@u-bourgogne.fr

Résumé. Nous proposons un réseau cellulaire non linéaire ou *CNN* (Cellular Nonlinear Network) régi par des équations de réaction-diffusion pour une application de traitement d'images. Nous montrons que l'utilisation d'une non linéarité appropriée permet d'extraire les zones d'intérêt d'une image bruitée et faiblement contrastée. Nous construisons ainsi un système multistable dont le nombre d'états stables est adaptable en fonction de l'image à traiter. Nous terminons en proposant une approche pour l'implémentation électronique ou microélectronique du réseau multistable proposé. En particulier nous détaillons la réalisation électronique de la cellule élémentaire du réseau. Nous montrons que le comportement théorique de la cellule élémentaire est vérifié expérimentalement.

Abstract. We propose a cellular nonlinear network based on reaction-diffusion equations for image processing purpose. We show that using a specific nonlinearity allows to extract regions of interest in a noisy and weakly contrasted image without needing any processing time setting. We finally present the sketch of an elementary cell of the *CNN* for further electronic implementation.

1 Introduction

Au cours des dix dernières années, de puissants outils de traitement d'images basés sur les réseaux cellulaires non linéaires ou *CNNs* (Cellular Nonlinear Networks) ont été développés [1,2]. En effet, l'efficacité des *CNNs* à résoudre des problèmes d'une grande complexité algorithmique provient de leur architecture parallèle. Ainsi, la recherche du plus court chemin dans un labyrinthe [3], l'extraction du squelette d'une image [4], la restauration des composantes individuelles d'une image [5], sont quelques exemples remarquables d'applications des *CNNs*. Par ailleurs, dans de nombreux problèmes de reconnaissances de formes, des opérations simples de traitement d'images peuvent être réalisées avec les *CNNs*, comme la détection de contours [6], le filtrage du bruit [7] ou encore le réhaussement de contraste [8,9],

...

Nous proposons un *CNN* régi par des équations de réaction-diffusion pour l'extraction de zones d'intérêt d'une image bruitée et faiblement contrastée, et ce grâce à l'utilisation d'une non linéarité appropriée. Nous construisons ainsi un système multistable dont le nombre d'états stables est adaptable en fonction de l'image à traiter.

Pour tester notre *CNN*, nous utilisons l'image de la Fig. 1 (a) obtenue après numérisation d'une radiographie représentant la soudure de deux barreaux métalliques. Cette image, fournie par le laboratoire LCND du CEA de Valduc, doit permettre de caractériser les défauts survenus lors de la soudure.

Nous avons réhaussé le contraste de l'image de la Fig. 1 (a) en renormalisant son échelle de gris sur l'intervalle $[0; 1]$. L'image ainsi pré-traitée de la Fig. 1 (b) révèle quatre zones d'intérêt (les défauts) qu'il s'agit d'extraire avec notre *CNN* :

- Le "*fond*" en gris clair correspond aux deux barreaux de métal.
- La partie centrale représente le "*cordon de soudure*".
- A l'extérieur du "*cordon de soudure*", la "*projection*" de matière survenue lors de la soudure apparaît comme un disque gris clair.
- Le petit disque gris foncé à l'intérieur du "*cordon de soudure*" correspond à une "*inclusion gazeuse*".

Pour finir, nous présentons une approche pour l'implémentation électronique du réseau multistable proposé. En particulier, nous détaillons la réalisation électronique de la cellule élémentaire du réseau à partir

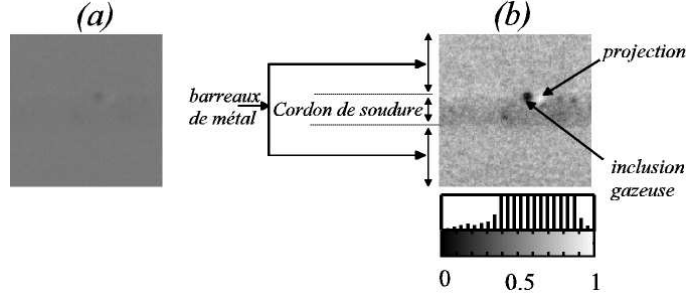


Fig.1. (a) : Image faiblement contrastée fournie par le laboratoire LCND du CEA de Valduc, France. (b) : Image réhaussée après une renormalisation de son histogramme dans l'intervalle $[0; 1]$. Les flèches indiquent les zones d'intérêts qui doivent être extraites.

de composants discrets, ce qui pourrait permettre une intégration électronique ou microélectronique de l'ensemble du réseau pour des applications de traitement d'image en temps réel.

2 Le *CNN* bistable

Nous considérons un *CNN* dont l'état des cellules $X_{i,j}$, est défini par les équations suivantes :

$$\frac{dX_{i,j}}{dt} = f(X_{i,j}) + D \sum_{(k,l) \in Nr} (X_{k,l} - X_{i,j}), \quad \text{avec } i, j = 1 \dots N, 1 \dots M. \quad (1)$$

où f représente la non linéarité, $Nr = \{i - 1, i, i + 1\} \times \{j - 1, j, j + 1\}$ est le voisinage considéré pour la cellule d'indice i, j , $N \times M$ est la taille de l'image et D est le coefficient de diffusion. La condition initiale appliquée à la cellule d'indice i, j du réseau correspond au niveau de gris du pixel (i, j) de l'image à traiter. L'image filtrée, pour un temps de traitement t , s'obtient en relevant l'état de chaque cellule $X_{i,j}(t)$ à cet instant t .

Dans le cas de l'équation de Nagumo [12], f est choisie cubique avec trois zéros, 0, a et 1. Les racines 0 et 1 correspondent à des états stables du système, tandis que le seuil de non linéarité " a " correspond à un état instable.

Ce *CNN* a prouvé son efficacité pour réaliser des opérations telles que la détection de contour pour $a \neq 0.5$ [6] et des opérations de filtrage du bruit pour $a = 0.5$ [7]. Cependant, ces applications dépendent l'une comme l'autre du temps de traitement, ce qui nuit à une automatisation possible.

Nous limiterons notre étude pour $a = 0.5$ et au cas stationnaire, c'est à dire quand les cellules du réseau n'évoluent plus.

Si l'on considère l'analogie mécanique décrite à la Fig. 2, l'équation (1) modélise également un réseau sur-amorti de $N \times M$ particules couplées avec des ressorts et soumises à une force non linéaire f dérivant d'un potentiel de type double puits $\Phi(x) = - \int_0^x f(u) du$.

Par conséquent, selon la valeur de la force non linéaire $f(X_{i,j})$ par rapport à la résultante des forces élastiques $D \sum_{(k,l) \in Nr} (X_{k,l} - X_{i,j})$ appliquée à la particule (i, j) , la particule de position initiale $X_{i,j}^0$ est attirée dans l'un ou l'autre des deux puits de potentiel [10].

D'un point de vue traitement d'images, cela signifie que chaque pixel, en fonction de son niveau de gris initial $X_{i,j}^0$, prendra une valeur de niveau de gris correspondant à la position de l'un ou l'autre des minima du potentiel, soit 0 pour le noir ou 1 pour le blanc [9].

Ainsi, pour un temps de traitement suffisamment long, et en utilisant une non linéarité avec deux états stables 0 et 1, l'image obtenue ne conservera que deux zones d'intérêt qui apparaîtront en noir et en

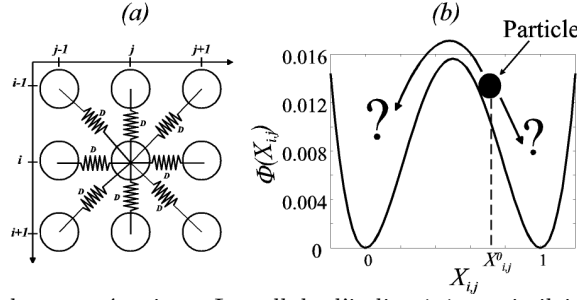


Fig.2. Le CNN d'un point de vue mécanique. La cellule d'indice i, j est similaire à une particule sur-amortie couplée avec ses 8 voisins par des ressorts de raideur D (voir (a)). Cette particule est également soumise à une force non linéaire $f(X_{i,j}) = -X_{i,j}(X_{i,j} - 0.5)(X_{i,j} - 1)$ qui dépend du déplacement de la particule $X_{i,j}$. En fonction de la force exercée par les ressorts sur la particule et de la force non linéaire f , celle-ci sera attirée dans l'un ou l'autre des deux puits du potentiel représenté en (b).

blanc. Ceci rend donc le CNN bistable non adapté pour l'extraction des zones d'intérêt de notre image, tel que le révèle la Fig. 3.

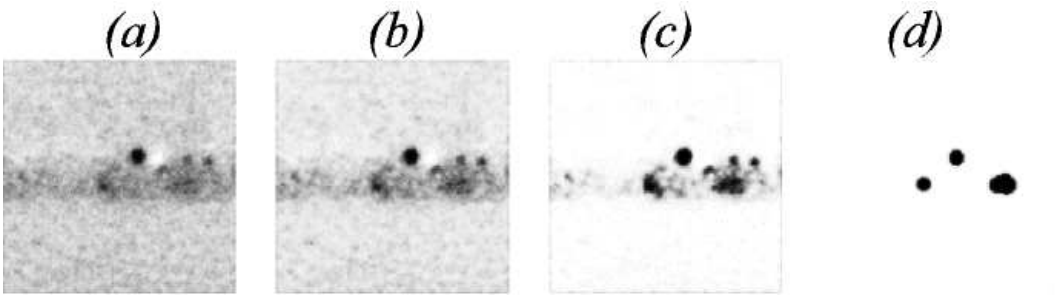


Fig.3. Image obtenue par simulation numérique du CNN bistable par la méthode de Runge Kutta d'ordre 4 avec un pas d'intégration temporelle $dt = 10^{-3}$ pour $a = 0.5$ et $D = 0.025$ pour différents temps de traitements. (a) $t = 3$, (b) $t = 5$, (c) $t = 10$, (d) $t = 3000$.

En effet, la figure 3 montre que au cours du temps, le bruit est tout d'abord filtré (a) et (b). Cependant, la structure cohérente de l'image est détruite puisque "le cordon de soudure" commence à disparaître pour $t = 3$ (figure 3 (b)). D'ailleurs comme le montre la figure 3 (c), pour un temps de traitement plus long $t = 10$, "la projection" disparaît elle aussi dans "le fond" en blanc. Enfin, quand toutes les cellules n'évoluent plus, l'image obtenue est représentée Fig. 3 (d) où "le cordon de soudure" a complètement disparu dans "le fond" en blanc, de même que "la projection" à partir du temps $t = 5$ figure 3 (b). Le CNN bistable est donc inadapté pour le traitement envisagé.

3 Le CNN multistable

Dans cette partie, nous augmentons le nombre d'états stables, pour pouvoir extraire toutes les zones d'intérêt de l'image et pour pouvoir conserver la structure cohérente de l'image initiale. Pour cela nous considérons un CNN multistable défini par l'équation (1), mais cette fois avec la force non linéaire :

$$f(x) = -\beta(n-1) \sin \left[2\pi(n-1)x \right], \quad (2)$$

qui dérive d'un potentiel de type multi-puits $\Phi(x) = -\int_0^x f(u)du$ comme celui représenté sur la figure 4. Dans l'équation (2), n fixe le nombre d'états stables, ce qui correspond au nombre de puits du potentiel,

tandis que β permet de régler la hauteur de la barrière de potentiel entre deux extrema du potentiel.

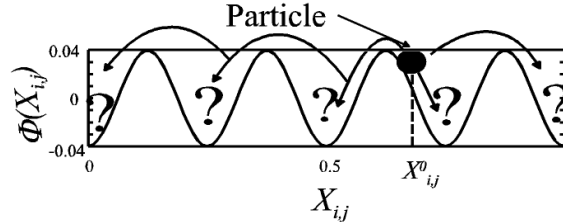


Fig.4. Potentiel multistable pour $n = 5$ et $\beta = 0.25$. Un pixel avec un niveau de gris initial $X_{i,j}^0$ est assimilable à une particule soumise à une force élastique qui peut produire des transitions dans l'un des cinq fonds de puits du potentiel.

Comme pour le *CNN* bistable, nous avons simulé le *CNN* multistable régi par les équations (1) et (2) en utilisant l'algorithme de Runge Kutta d'ordre quatre avec un pas d'intégration temporel $dt = 10^{-3}$. De plus, nous utilisons l'image de la figure 1 comme condition initiale dans le réseau. Après un temps de traitement t , nous notons l'état du réseau pour obtenir l'image filtrée. Les résultats obtenus avec le *CNN* multistable sont représentés sur la figure 5 pour différents temps de traitement.

Contrairement au *CNN* bistable, les figures 5 (a) et (b) pour $t = 0.1$ et $t = 0.5$ montrent que le bruit

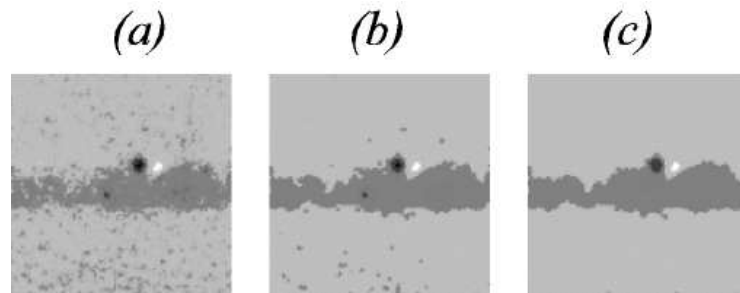


Fig.5. Image obtenue avec le *CNN* multistable. Paramètres de simulations : $n = 5$, $\beta = 0.25$, $D = 1.4$. (a) $t = 0.1$, (b) $t = 0.5$, (c) $t = 50000$.

est tout d'abord filtré tandis que la structure cohérente de l'image à savoir "*la projection*", "*l'inclusion gazeuze*", "*le fond*" et "*le cordon de soudure*", est conservée. Enfin pour un temps de traitement suffisamment long, l'image n'évolue plus et chaque zone d'intérêt apparaît avec un niveau de gris moyen différent, correspondant à l'un des cinq minimum du potentiel. Un seuillage permet finalement d'extraire individuellement chaque défaut présent dans l'image initiale.

4 Implémentation Electronique du *CNN* multistable

Dans cette partie, nous proposons une implémentation électronique de la cellule élémentaire du *CNN* multistable décrit par les équations (1) et (2). Le *CNN* est réalisé en couplant les cellules de la figure 6 (a) à leur huit voisins par une résistance linéaire R . La cellule élémentaire du *CNN* est constituée d'un condensateur en parallèle avec une résistance non linéaire dont la caractéristique courant-tension est

définie sur l'intervalle $[-2V; 2V]$ par la fonction sinusoïdale :

$$I_{NL}(U) = 2 \times 10^{-3} \sin(2\pi U). \quad (3)$$

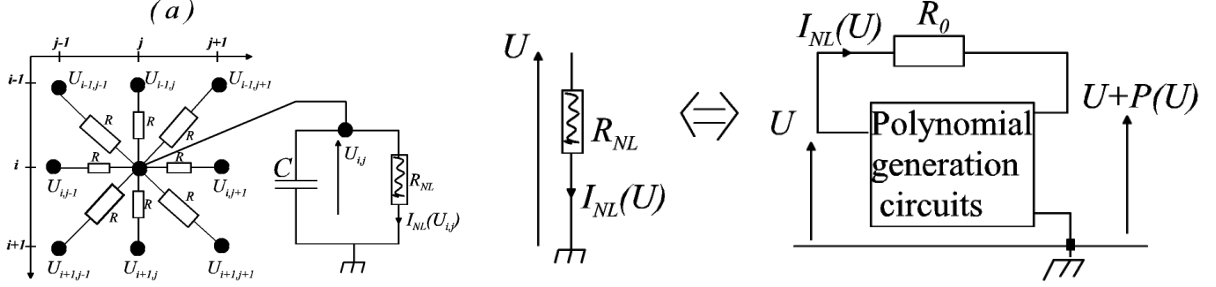


Fig.6. (a) Schéma de principe du CNN. (b) Résistance non linéaire et son circuit équivalent utilisant une source polynomiale $R_0 = 2K\Omega$.

En appliquant les lois de Kirchhoff au nœud i, j du CNN, nous obtenons directement l'équation qui décrit le réseau :

$$C \frac{dU_{i,j}}{d\tau} = -I_{NL}(U_{i,j}) + \frac{1}{R} \sum_{(k,l) \in Nr} (U_{k,l} - U_{i,j}),$$

où $Nr = \{i-1, i, i+1\} \times \{j-1, j, j+1\}$ est le voisinage considéré et τ correspond au temps expérimental.

La résistance non linéaire est développée par la méthode décrite dans [11] et son schéma de principe est rappelé à la figure 6 (b). Le courant non linéaire $I_{NL}(U)$ est obtenu via la loi d'Ohm aux bornes d'une résistance linéaire R_0 qui sert de contre réaction entre l'entrée U et la sortie de la source polynomiale qui produit la tension $P(U) + U$. Le courant non linéaire s'écrit donc

$$I_{NL}(U) = -P(U)/R_0. \quad (4)$$

Pour synthétiser le courant sinusoïdal (3) dans l'intervalle $[-2V, 2V]$, nous l'avons interpolé par un polynôme en utilisant la méthode des moindres carrés. On déduit ainsi les coefficients du polynôme $P(U)$ qui permet de réaliser le courant sinusoïdal.

La figure 7 montre un bon accord entre l'expression théorique (3) et la caractéristique courant-tension expérimentale de la résistance non linéaire. Les faibles écarts sont en fait liés à l'approximation de la loi sinusoïdale avec la méthode des moindres carrés.

En appliquant les changements de variables aux équations (1) et (2)

$$\tau = tR_0C, \quad \beta = \frac{2R_0}{(n-1)^2} \times 10^{-3}, \quad U_{i,j} = X_{i,j}(n-1) - 2, \quad \text{et} \quad D = \frac{R_0}{R},$$

l'équation du réseau peut se réduire à la forme normalisée

$$\frac{dX_{i,j}}{dt} = \frac{P(X_{i,j}(n-1) - 2)}{n-1} + D \sum_{(k,l) \in Nr} (X_{k,l} - X_{i,j}). \quad (5)$$

Cette forme normalisée de l'équation du réseau correspond à celle qui a été simulée au paragraphe 3 à des fins de traitement d'images.

Il est ainsi possible de réaliser électroniquement le traitement d'images proposé au paragraphe 3.

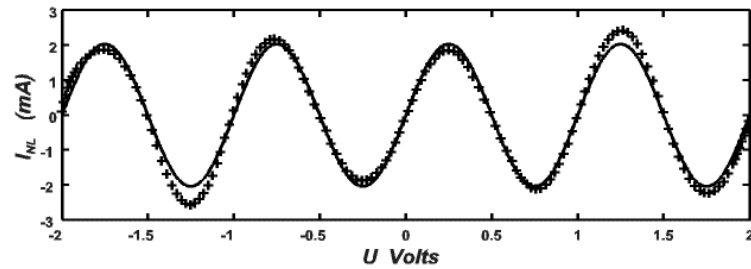


Fig.7. Caractéristique courant-tension de la résistance non linéaire. l'expression théorique en trait plein est comparée aux valeurs expérimentales représentées par des croix.

5 Conclusion

Nous avons proposé un *CNN* pour l'extraction des zones d'intérêt d'une image. Contrairement à certains *CNNs* existants [5], notre approche s'implémente sans réglage du temps de traitement, puisque l'image filtrée est obtenue quand toutes les cellules du *CNN* n'évoluent plus. Cette caractéristique peut être d'un grand intérêt pour une intégration électronique ou microélectronique du *CNN* pour effectuer des traitements en temps réel.

Références

1. L.O. CHUA, *A Paradigm for Complexity*, (World Scientifique), Singapore (1998).
2. P. JULIÁN, R. DOGARU & L. CHUA, A piecewise-Linear Simplicial Coupling Cell for CNN Gray-Level Image Processing, *IEEE Transaction on circuits and systems-I*, **49**, 904-913, (2002).
3. N.G. RAMBIDI & D. YAKOVENCHUK, Chemical reaction-diffusion implementation of finding the shortest paths in a labyrinth, *Phys. Rev. E*, **63**, 026607, (2001).
4. A. ADAMATZKY, B. DE LACY COSTELLO & N. M. RATCLIFFE, Experimental reaction-diffusion pre-processor for shape recognition *Phys. Lett. A*, **297**, 344-352, (2002).
5. N.G. RAMBIDI, K.E. SHAMAYAEV & G. YU PESHKOV, Image processing using light-sensitive chemical waves, *Phys. Lett. A*, **298**, 375-382, (2002).
6. J.C. COMTE, P. MARQUIÉ & J.M. BILBAULT, Contour detection based on nonlinear discrete diffusion in a cellular nonlinear network, *Int. J. of Bifurcation and Chaos*, **11**, 179-183, (2001).
7. J.C. COMTE, P. MARQUIÉ, J.M. BILBAULT & S. BINCZAK, Noise removal using a nonlinear two-dimensional diffusion network, *Ann. Télécommun.*, **53**, 483-487, (1998).
8. S. MORFU & J.C. COMTE, A nonlinear oscillators network devoted to image processing *Int. J. of Bifurcation and Chaos*, **14**, 1385-1394, (2004).
9. S. MORFU, Image processing with a cellular nonlinear network, *Phys. Lett. A*, **343**, 281-292, (2005).
10. S. MORFU, *Phys. Lett. A*, **317**, 73-79 (2003).
11. J.C. COMTE & P. MARQUIÉ, *Int. J. of Bifurcation and Chaos*, **12**, 447-449, (2002).
12. J.D. MURRAY, *Mathematical Biology*, (Springer-Verlag), Berlin (1989).