

# Modèle Markovien et programmation dynamique pour l'extraction de contours : application à des images médicales

Olivier GÉRARD<sup>1,2</sup>, Florence D'ALCHÉ-BUC<sup>2</sup>, Sherif MAKRAM-EBEID<sup>1</sup>, Patrick GALLINARI<sup>2</sup>, Thierry ARTIÈRES<sup>3</sup>

<sup>1</sup>Philips France - Laboratoires d'Électronique Philips  
22 avenue Descartes, BP 15, 94453 Limeil-Brévannes Cedex, France

<sup>2</sup>Laboratoire d'Informatique de Paris 6  
Univ. Paris 6, boîte 169 - 4 place Jussieu, 75252 Paris Cedex 05, France

<sup>3</sup>Université de Cergy-Pontoise, Site de Saint Martin  
2 avenue Adolphe Chauvin, 95302 Cergy-Pontoise, France

{gerard,makram}@lep.research.philips.com, {Florence.dAlche,Patrick.Gallinari}@lip6.fr,  
artieres@u-cergy.fr

**Résumé** – Nous proposons de considérer le problème de l'extraction de contours comme la restauration d'une séquence de points. L'extracteur proposé est un système hybride réseau de neurones - chaîne de Markov qui permet l'introduction dans le modèle de connaissances *a priori* de haut niveau. Une application à la détection automatique du ventricule gauche du cœur dans des radiographies numériques est entièrement décrite.

**Abstract** – We propose to consider the contour extraction problem as a restoration step of a series of points. The proposed contour detection is a hybrid neural network - Hidden Markov Model system that easily allows the use of prior high-level knowledge. An application to the automatic detection of the left ventricle in digital X-Ray images is presented.

## 1 Introduction

L'extraction automatique de contours est un problème classique du domaine du traitement d'images. Cette détection est souvent très difficile pour les images médicales qui présentent un contraste faible et un bruit relativement important. En outre, la variabilité de ce type d'image est très grande et doit être prise en compte lors de la conception de systèmes automatiques. Les méthodes les plus utilisées pour ce type d'images sont les contours actifs qui cherchent à déformer de façon élastique un modèle qui doit préalablement être initialisé assez finement [1].

L'idée générale que nous avons suivie est d'introduire le plus possible d'information de haut niveau sur l'objet à détecter [2], afin de guider chacune des étapes du système d'extraction de contour et ainsi le rendre plus robuste et entièrement automatique.

L'image à traiter est considérée comme une réalisation « bruitée » de la situation idéale d'une image ne comportant que le contour recherché comme information. Nous proposons donc de poser le problème de l'extraction des contours d'un objet comme un problème de restauration d'une séquence de morceaux de contours, chaque morceau étant considéré comme une série de points possédant des caractéristiques « stationnaires ». Une approche comparable a été proposée dans [3] mais avec des caractéristiques très locales comme la courbure alors que nous cherchons à introduire des informations de beaucoup plus haut niveau et en utilisant un formalisme statistique, beaucoup plus robuste [4].

Le modèle proposé est un système hybride réseau de neurones – chaîne de Markov cachée qui permet de prendre élégamment en compte différents aspects de l'information *a priori* sur l'objet à détecter.

Cette méthode comporte les points suivants :

- détection de points caractéristiques et estimation de probabilités d'appartenance aux différentes parties du contour par réseau de neurones ;
- construction d'un modèle approché de l'objet en reliant les points clés extraits et par comparaison avec un modèle moyen ;
- restauration des morceaux de contours autour du modèle approché, par programmation dynamique issue de la définition d'une chaîne de Markov cachée à 2 dimensions.

Les différentes étapes composant ce système sont représentées dans la figure 1.

Une application à la détection automatique du ventricule gauche du cœur dans des radiographies numériques (en vue antérieure oblique droite 30°) est décrite. Ce type d'images, obtenue après cathétérisation (c'est-à-dire, après introduction d'un produit de contraste opaque aux rayons X directement dans le cœur par l'intermédiaire d'un cathéter), présente des difficultés importantes dues à la non-homogénéité du produit de contraste et à la nature des vues radiographiques sur lesquelles tous les organes traversés par les rayons sont surimposés.

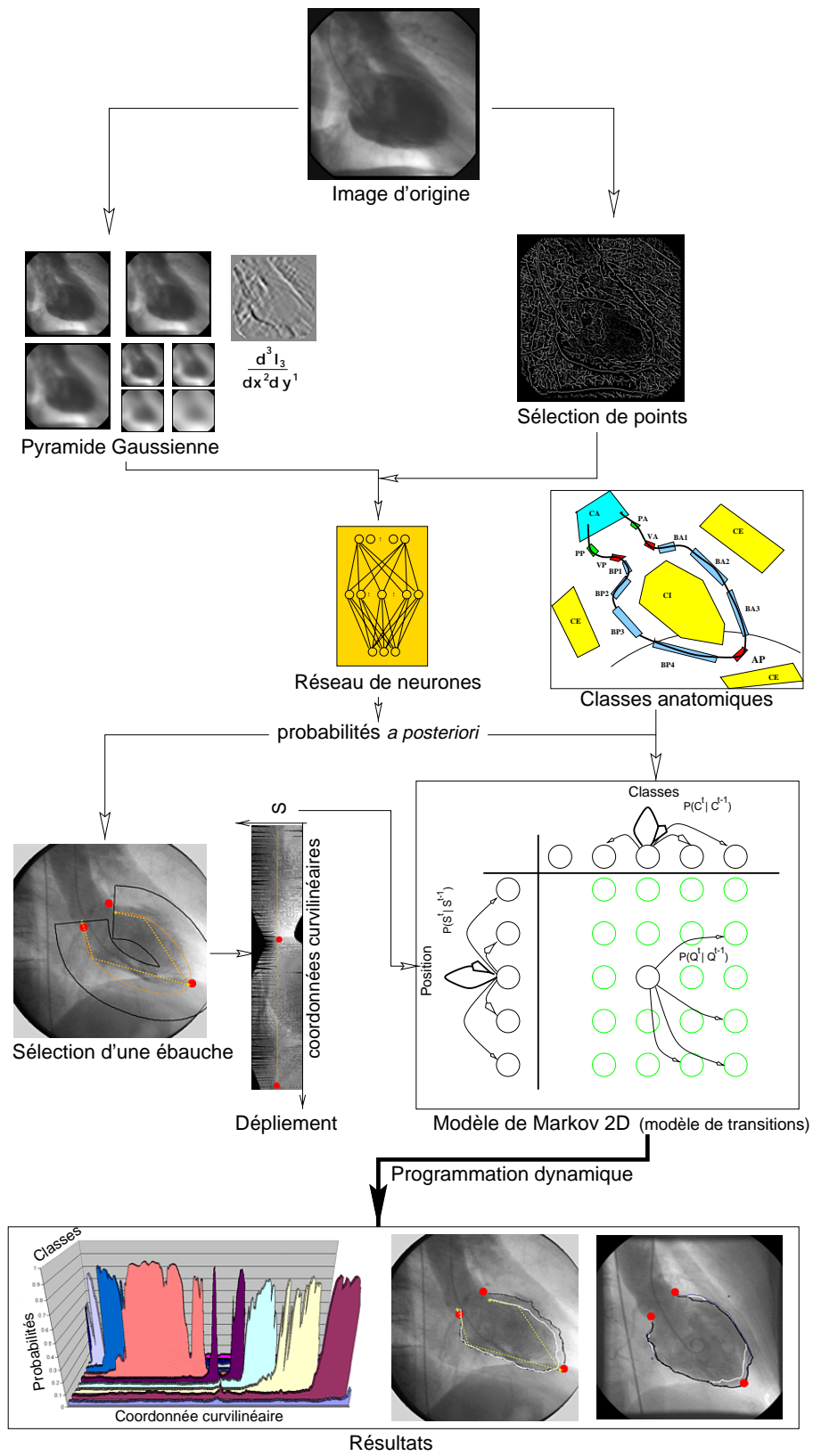


FIG. 1: Chaîne de traitements pour l'extraction de contour.

## 2 Détection par réseau de neurones

La première étape consiste à détecter des points caractéristiques et à évaluer leurs probabilité d'appartenir aux différentes parties du contour recherché.

Après une phase préliminaire consistant à augmenter la dynamique de l'image et à supprimer certaines caractéristiques par morphologie mathématique, des caractéristiques discriminantes sont extraites de l'image. Cette extraction se fonde principalement sur le calcul d'une pyramide de filtres gaussiens à 6 échelles (sur 3 résolutions), ainsi que des dérivées successives correspondantes (jusqu'à l'ordre 4).

C'est cette information multi-échelle, multi-résolution comportant au total 96 valeurs qui est fournie à un réseau de neurones (perceptron multicouche) pour classifier des points de l'image dans des classes anatomiques prédéfinies. En fait, seuls certains points pré-sélectionnés seront classifiés, cette phase de sélection étant essentiellement fondée sur l'information du module du gradient.

Les probabilités *a posteriori* d'appartenir à ces classes, estimées par le réseau de neurones, sont alors utilisées pour construire des cartes de probabilités pour chacune des classes anatomiques et comportent les valeurs des probabilités comme intensité des pixels. Ces cartes-images sont ensuite légèrement lissées par un noyau gaussien afin de réduire les bruits éventuels issus d'une mauvaise classification. Les positions de certains points clés dans l'image sont alors déterminées par recherche de maxima dans les cartes correspondantes.

## 3 Construction d'une ébauche

En utilisant de l'information *a priori* sur la forme générale de l'objet, ces points clés peuvent être reliés afin de construire un premier modèle de l'objet sous forme d'une ligne polygonale ouverte. En fait, plusieurs lignes candidates sont envisagées, reliant les maxima successifs (jusqu'au numéro 3) de 5 classes particulières. Les candidats sont classés en fonction de la distance de la ligne considérée à un modèle moyen construit sur la base d'apprentissage et des valeurs de probabilités locales. Un *spline* passant par les points sélectionnés est alors calculé et sert « d'ébauche » pour la phase de détection de contour. La définition d'une bande d'intérêt autour de cette ébauche permet de limiter l'espace de recherche et de définir une causalité en « dépliant » le ruban ainsi obtenu. Ce dépliage s'effectue par l'intermédiaire du calcul d'une carte de distance à l'ébauche ; calcul effectué par morphologie mathématique.

La restauration du contour est alors effectuée par programmation dynamique (algorithme de Viterbi), au sein de ce ruban déplié, dont les paramètres sont donnés par une chaîne de Markov cachée.

## 4 Extraction du contour

Les états  $Q$  de la chaîne de Markov proposée sont des couples (position, classe), soit  $Q = (S, C)$ , et sont donc

définis en deux dimensions, voir la figure 1 « Modèle de Markov 2D ». Les classes sont les classes anatomiques décrivant l'objet à détecter, déterminées préalablement par un cardiologue. Les observations  $O^t$  au « temps »  $t$  sont des portions de l'image à traiter (qui est considérée comme la réalisation d'une image idéale non observable). Les classes  $C$  sont définies *a priori* par l'utilisation de connaissances anatomiques. Les estimations des probabilités *a posteriori*  $P(C|S, O)$  sont effectuées par le réseau de neurones, comme décrit dans la section 2. Il s'agit donc de déterminer la séquence d'états  $Q_1^T$  la plus probable par programmation dynamique, en cherchant une ligne dans l'espace 3D constitué du temps (la coordonnées curvili-néaire du ruban), des positions (les coordonnées  $S$  du ruban déplié) et des classes.

Ainsi, le coût  $Z(Q_k, Q_1^{t-1})$  pour adjoindre l'état  $Q_k$  à une séquence se terminant jusqu'à présent (au temps  $t-1$ ) en l'état  $Q_l$  s'écrit sous la forme suivante :

$$\begin{aligned} Z(Q_k, Q_1^{t-1}) = Z(Q_1^{t-1}) & \quad \text{accumulé} \\ & - \log P(C_k | S_k, O^t) \quad \text{a posteriori} \\ & - \log P(S_k | S_l) \quad \text{distance} \\ & - \log P(C_k | C_l) \quad \text{transition} \\ & + K \end{aligned}$$

où  $K$  est une constante correspondant aux quantités  $p(O^t)$  et  $P(S^t|O^t)$  que l'on considère comme uniforme.

On trouve la même approche en reconnaissance de la parole. Dans notre cas, le résultat final utile ne comporte que la séquence des positions  $S$ , alors que les informations des classes  $C$  sont utilisées pour contraindre la séquence d'états. Cette modélisation permet d'introduire, à différents niveaux, de la connaissance *a priori* sur l'objet à détecter et ceci sous la forme des probabilités *a posteriori*, des probabilités de transition entre positions et entre classes ainsi que des distances entre les points.

## 5 Résultats

Les résultats, obtenus entièrement automatiquement et après un temps de calcul total inférieur à 11 s (sur une station UltraSparc 167 MHz), démontrent l'intérêt de l'introduction de connaissances *a priori* pour l'extraction de contours. La base de test utilisée comporte 26 images de ventricule gauches en télé-diastole, c'est-à-dire à la fin de la phase diastolique de remplissage de la cavité cardiaque. Les résultats obtenus sur deux images sont présentés ici (figures 2 et 3), avec, à titre de comparaison, le contour dessiné par un médecin et un contour obtenu par une méthode de programmation dynamique classique n'utilisant que de l'information purement locale de gradient et de courbure. Bien entendu, la comparaison s'effectue sur la même « bande » de l'image obtenue automatiquement dans la section 3. Dans le résultat présenté dans la figure 3, on peut voir que la détection des points clés n'a pas été très performante (trait en pointillé), mais que l'introduction de la connaissance sur les classes a permis de « corriger » le contour obtenu (trait blanc), contrairement

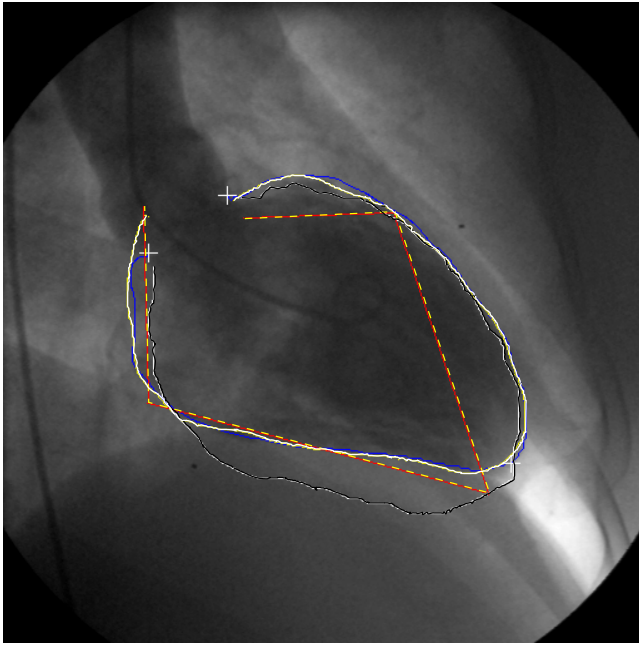


FIG. 2: Résultat; la ligne pointillée représente l'ébauche obtenue en 3, trait en gris clair: contour dessiné par le médecin, trait en blanc: contour extrait, trait en noir: contour obtenu par programmation dynamique classique.

à la programmation dynamique « classique » (trait noir). Pour plus de détails, le lecteur intéressé pourra se référer à [5].

## 6 Conclusion

La méthode proposée permet de pallier les déficiences des algorithmes classiques d'extraction de contour que sont les contours actifs. Ainsi, les limitations suivantes sont levées :

- l'initialisation est effectuée de façon automatique par un réseau de neurones ;
- l'information utilisée n'est pas uniquement de type locale, puisque les probabilités sont estimées à partir d'une information multi-échelle, multi-résolution ;
- l'utilisation de ces probabilités lors de la recherche du chemin optimal permet de s'affranchir de la sensibilité aux occlusions.

Les résultats, obtenus de façon entièrement automatique, se comparent favorablement aux techniques classiques de détection de contours pour les images difficiles issues d'un examen de ventriculographie radiographique.

L'étape suivante de ce travail consistera en une validation sur un nombre plus important d'images suivie par un nécessaire phase de validation clinique.

Afin de rendre le système plus robuste et d'étendre ses capacités, une perspective intéressante est de suivre les contours extraits au cours du cycle cardiaque. Suivant les mêmes principes, cette introduction de l'aspect dynamique devra se faire par l'intermédiaire de l'utilisation explicite de connaissance *a priori* sur les mouvements des différentes parties de la paroi du ventricule.

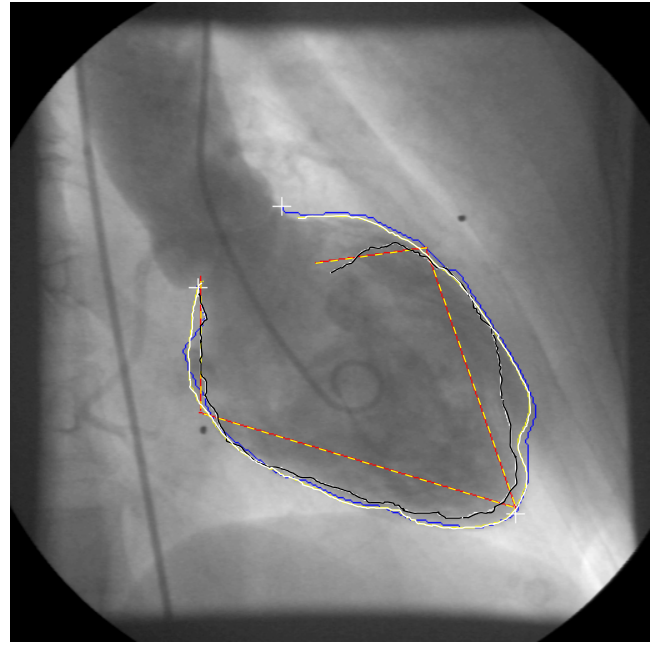


FIG. 3: Résultat pour une autre image, voir la légende de la figure 2.

En outre, la méthode proposée est suffisamment générale pour pouvoir être appliquée à d'autres types d'images (médicales, surveillance, satellitaire), avec la seule contrainte d'une procédure d'acquisition de données stable.

## Références

- [1] T. McInerney and D. Terzopoulos. Deformable models in medical image analysis: a survey. *Medical Image Analysis*, 1(2):91–108, 1996.
- [2] O. Gérard and S. Markam-Ebeid. Automatic contour detection by encoding knowledge into active contour models. *IEEE Workshop on Applications of Computer Vision, Princeton, NJ*, pages 115–120, October 1998.
- [3] B. Olstad and A. H. Torp. Encoding of a priori information in active contour models. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 18(9):863–872, September 1996.
- [4] G. Storvik. A bayesian approach to dynamic contour through stochastic sampling and simulated annealing. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 16(10):976–986, October 1994.
- [5] O. Gérard. Modélisation de séquences par techniques adaptatives: prévision de décharges de batterie et extraction de contours dans des images médicales. Thèse de doctorat, université Paris 6, 1999. <http://www-poleia.lip6.fr/~gerard>.