



**HAL**  
open science

## Vers la reconnaissance de motifs temporels

Michèle Rombaut, Denis Pellerin, Emmanuel Ramasso

► **To cite this version:**

Michèle Rombaut, Denis Pellerin, Emmanuel Ramasso. Vers la reconnaissance de motifs temporels. 5ièmes journées sur l'Extraction et la Gestion des Connaissances (EGC'05), Atelier 7: Extraction de motifs temporels pour la détection en ligne de situations critiques, 2005, Paris, France. hal-00068023

**HAL Id: hal-00068023**

**<https://hal.science/hal-00068023>**

Submitted on 10 May 2006

**HAL** is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

## **Vers la reconnaissance de motifs temporels**

Michèle ROMBAUT, Denis PELLERIN, Emmanuel RAMASSO  
LIS - INPG, 46 Avenue Félix Viallet, 38031 GRENOBLE Cedex  
Michele.Rombaut@lis.inpg.fr

Au Laboratoire des Images et des Signaux (LIS), nos travaux de recherche portent sur la reconnaissance de motifs temporels pour des applications ayant trait à l'activité humaine : reconnaissance d'émotion sur le visage humain, reconnaissance d'actions telles que l'activité sportive. La problématique générale de reconnaissance nécessite de connaître au préalable ce qui est à reconnaître. Cette reconnaissance se fait à partir de mesures de grandeurs provenant de capteurs plus ou moins sophistiqués tels que, pour les applications visées, des algorithmes de traitement d'images.

Certaines approches consistent à reconnaître directement les motifs sur les signaux de mesure. Ce n'est pas l'approche que nous avons choisie car elle pose de grands problèmes d'échelle et de recalage dans le temps, surtout pour le type d'applications qui nous intéresse où la disparité des sujets humains est très grande.

Nous avons choisi une modélisation à base de graphes ce qui nous situe à un niveau symbolique et non plus au niveau des signaux de mesure. Le formalisme le plus utilisé actuellement est le modèle de Markov caché (HMM). Dans ce cas, le graphe caché est appris à partir d'un jeu de données d'apprentissage. Pour les applications qui nous intéressent, nous ne disposons pas de beaucoup de données pour faire cet apprentissage, mais nous disposons d'une connaissance experte qu'il serait regrettable de ne pas utiliser.

Le motif temporel est donc un graphe comportant plusieurs états, le passage d'un état à l'autre se faisant à l'occurrence d'un événement. Ce dernier est déterminé à partir des courbes de mesures échantillonnées dans le temps. Nous cherchons donc à reconnaître une suite temporelle d'événements apparaissant sur les mesures. Nous avons choisi de ne prendre en considération que les contraintes de causalité "tel événement doit apparaître avant tel autre" mais pas les contraintes sur les intervalles de temps "tel événement doit apparaître 5 secondes après tel autre". Ceci permet de s'affranchir des problèmes d'échelle et de recalage dans le temps.

La modélisation des motifs à reconnaître est donc basée sur la reconnaissance dans le temps d'événements sur les mesures. Les données d'apprentissage étant peu nombreuses, nous utiliserons les connaissances a priori certes peu précises mais assez robustes dont nous disposons (par exemple, quand une personne sourit, sa bouche a tendance à s'étirer). Nous avons donc choisi de décrire les motifs à partir de l'observation des quelques données disponibles. Nos travaux de recherche vont ensuite porter sur l'enrichissement ou l'adaptation de cette description au fil des nouvelles acquisitions.

On dispose des signaux de mesures et de leur tendance. Les connaissances de l'expert ainsi que l'observation des données permettent de déterminer des constances dans l'évolutions des signaux de mesure. C'est à partir de là que sont définis les événements qui vont discriminer les différents états. Un événement est normalement une grandeur booléenne qui doit être évaluée en fonction de mesures numériques. Il faudra donc accorder une confiance sur le fait que cet événement soit vrai ou non. Nous avons choisi de discrétiser les mesures, et pour tenir compte des imprécisions inhérentes à tout système de perception, nous avons défini des seuils flous et des zones explicites de doute entre deux états de mesures.

En résumé, la modélisation d'un motif est initialement réalisée par expertise "éclairée" et par l'observation de quelques séquences. On définit la structure du graphe qui est la séquence des états, les événements qui permettent le passage d'un état à l'autre, leur définition par rapport aux états des mesures, et les modèles de discrétisation des mesures numériques.

Pour illustrer notre propos, nous présentons une application qui consiste à reconnaître le type de saut dans une séquence d'athlétisme (saut en hauteur, à la perche, en longueur, ou triple saut) (Figure 1).



Fig. 1 Exemple de saut à la perche.

Nous avons supposé que le caméraman suivait a priori l'athlète et donc que le mouvement de la caméra donnait une information sur son activité. Nous avons utilisé l'algorithme Motion2D développé à l'IRISA [ODO95] pour obtenir la mouvement dominant de la séquence et donc de la caméra. On obtient les courbes de la figure 2.

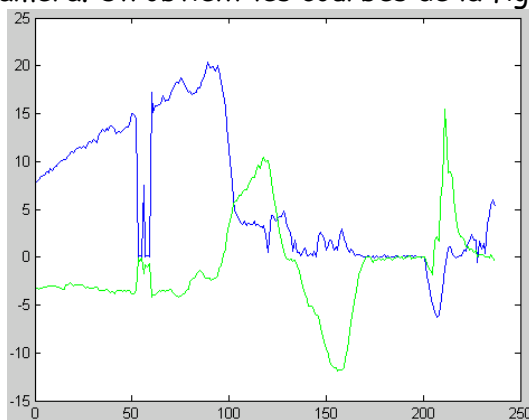


Fig 2. Déplacement de la caméra en fonction des images  
 Courbe bleue (sombre) : vitesse latérale  
 Courbe verte (claire) : vitesse verticale

Pour le saut à la perche, la séquence est caractérisée par un déplacement latéral significatif qui s'interrompt ensuite pour laisser place à un mouvement vers le haut, puis vers le bas.

Il faut maintenant définir ce qu'on appelle "déplacement latéral significatif", "mouvement vers le haut", "mouvement vers le bas" à partir des mesures numériques du mouvement de caméra. Comme nous avons choisi d'utiliser la théorie de l'évidence [SME00] qui permet d'exprimer explicitement le doute, nous avons défini des fonctions de croyance sur l'état des variables numériques telles que représentées dans la figure 3 :

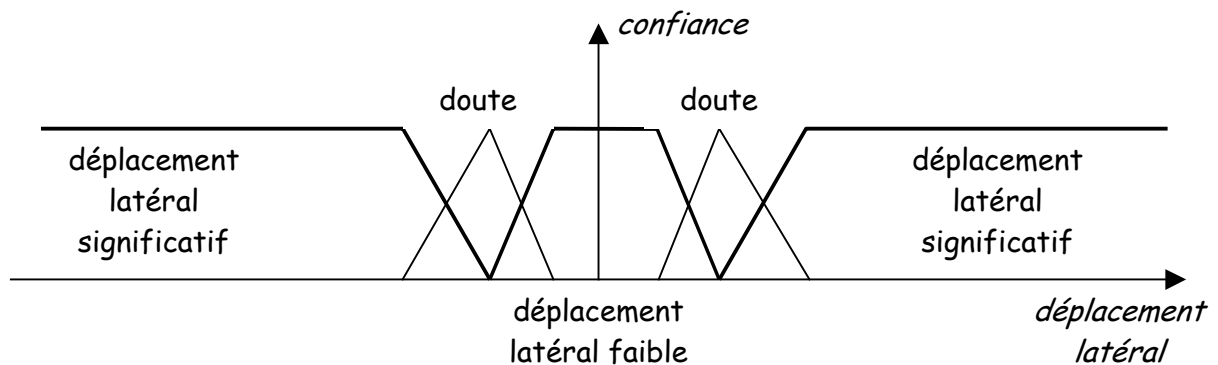


Fig 3. Définition de la confiance sur les symboles

Les bornes sont là encore définies par expertises. Pour cette application particulière, d'autres paramètres sont pris en compte.

Nous pensons que les motifs définis de cette manière permettent de pouvoir proposer une première reconnaissance qui devrait être assez frustrée dans le sens où elle générera sans doute beaucoup d'erreurs.

Notre idée est d'ensuite enrichir en ligne les modèles de motifs, soit de façon aveugle, soit avec l'aide de l'opérateur. Ceci devrait être réalisable entre autre grâce à l'utilisation de la théorie de l'évidence qui permet de mettre en exergue le doute et l'incohérence entre les sources d'information. On pourra alors :

- adapter les seuils sur les mesures
- prendre en compte de nouvelles mesures
- prendre en compte de nouveaux états
- prendre en compte de nouveaux motifs.

[ODO95] J.-M. Odobez and P. Bouthemy, "Robust multiresolution estimation of parametric motion models". *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 6(4):348-365, December 1995

[SME00] P. Smets, "Data Fusion in the Transferable Belief Model", Proc. 3rd International Conference Information Fusion, FUSION 2000, Paris, France, 2000, {PS}21-33