

# Reconnaissance automatique d'évènements survenant sur patients en réanimation à l'aide d'une méthode adaptative d'extraction en ligne d'épisodes temporels

Sylvie Charbonnier\*

\*Laboratoire d'Automatique de Grenoble , BP 46, 38402 St Martin d'Hères France  
tel : (33) 476-82-64-15 - fax : (33) 476-82-63-88 - email : Sylvie.Charbonnier@inpg.fr

**Résumé :** Ce papier présente la version adaptative d'un algorithme d'extraction d'épisodes temporels développé précédemment. Les trois paramètres de réglages de l'algorithme ne sont plus fixes. Ils sont modifiés en ligne en fonction de la variance estimée du signal que l'on veut décomposer en épisodes temporels. La version adaptative de l'algorithme a été utilisée pour reconnaître automatiquement des aspirations trachéales à partir de plusieurs variables physiologiques enregistrés sur des patients hospitalisés en réanimation. Des résultats préliminaires sont présentés dans ce papier.

## 1 Introduction

Les patients hospitalisés en unités de réanimation sont soumis à une surveillance étroite de la part du personnel soignant. Un grand nombre de variables physiologiques sont enregistrées en ligne à des fréquences élevées (une mesure par seconde) sur ces patients. Ces enregistrements produisent des flots de données temporelles importants, que le personnel soignant doit analyser à chaque visite au patient. Les services de réanimation sont en demande d'outils d'aide à l'interprétation de ce flot de données, afin de limiter la charge cognitive que leur interprétation représente (Calvelo et al., 99, Lowe et al., 01, Hunter and McIntosh, 99).

Afin d'aider le médecin dans sa tâche d'analyse des données, nous avons développé une méthode d'extraction en ligne d'épisodes temporels permettant de transformer une série temporelle univariée en une succession d'intervalles décrivant l'évolution de la variable. L'information fournie par la méthode est de la forme suivante : « *la variable est stable depuis l'instant  $t_1$  jusqu'à l'instant  $t_2$ , à la valeur  $v_1$ . Elle est croissante de l'instant  $t_2$  à l'instant  $t_3$  de la valeur  $v_1$  à la valeur  $v_2$  ...* ». L'information fournie sur la tendance du signal {stable, croissant, décroissant} correspond au vocabulaire utilisé par les médecins pour décrire l'évolution d'un e physiologique. La méthode d'extraction d'épisodes se règle à partir de 3 paramètres de réglages dont les valeurs dépendent des variables physiologiques traitées, mais sont indépendants du patient ou de l'enregistrement, l'hypothèse sous-jacente étant que le bruit s'ajoutant sur une variable biologique ne dépend pas du patient mais de la variable monitorée. Or, dans la pratique, cette hypothèse n'est pas toujours vérifiée. La variance des variables monitorés peut changer, suivant l'état physiologique du patient ou le contexte des soins. Par exemple, la variance des variables respiratoires (ex: la fréquence respiratoire) sera très différente suivant que le patient est en ventilation spontané ou en mode

de ventilation contrôlé par le ventilateur. Les informations sur la tendance à extraire ne sont alors plus les mêmes. Une petite modification de la fréquence respiratoire pourra être porteuse d'information (modification de l'état du patient) si le patient est en mode de ventilation débit contrôlé, alors qu'une modification du même ordre ne sera pas significative pour un patient en ventilation spontanée. Actuellement, pour que la méthode d'extraction d'épisodes temporels fonctionne de façon optimale, il faut préciser le mode de ventilation du patient. Le réglage d'un des paramètres de la méthode sera alors automatiquement divisé par 2.

L'objectif de ce papier est de présenter la version adaptative de la méthode d'extraction d'épisodes et son utilisation pour reconnaître de manière automatique des aspirations trachéales. Les résultats obtenus par cette méthode sur des variables enregistrées sur des patients dans des contextes de soins différents seront présentés. Dans un premier temps, nous rappellerons le principe de la méthode d'extraction d'épisodes temporels, puis nous présenterons les modifications apportées pour rendre la méthode adaptative. Nous présenterons ensuite quelques résultats obtenus en utilisant cette nouvelle méthode pour reconnaître des évènements particuliers à partir des signaux : les aspirations trachéales.

## **2 Extraction d'épisodes temporels en ligne**

La méthode d'extraction d'épisodes temporels se décompose en quatre phases successives (Charbonnier, 2005) : décomposition en ligne des données en segments de droites, classification des segments en 7 formes temporelles, transformation des formes en épisodes temporels semi-qualitatives, agrégation de l'épisode temporel courant avec les précédents

### **2.1 Décomposition en segments de droite**

Un algorithme de segmentation consiste à décomposer en ligne les données en une succession de segments de droite (Charbonnier 2005). La technique utilisée pour déterminer l'instant où l'algorithme doit recalculer une nouvelle approximation linéaire est celle de la CUSUM, qui correspond à une intégration numérique des différences entre le signal et l'extrapolation par la dernière droite calculée. La valeur absolue de la cusum est comparée à chaque période d'échantillonnage à 2 seuils appelé  $th_1$  et  $th_2$ . Si la CUSUM est inférieure à  $th_1$ , l'approximation linéaire est acceptable. Si la CUSUM est supérieure à  $th_1$ , la valeur du signal et le temps correspondant seront stockés dans une liste appelée : Liste des valeurs anormales. Si la CUSUM est supérieure à  $th_2$ , l'approximation linéaire n'est plus acceptable et une nouvelle approximation linéaire sera calculée par la méthode des moindres carrés, à partir des données stockées dans la liste des valeurs anormales, si la taille de la liste est supérieure à 3. Dès qu'une nouvelle approximation linéaire a été calculée, la cusum est remise à zéro. La décomposition en segments de droite est essentiellement réglée par le seuil  $th_2$ . Si  $th_2$  est petit, les segments seront recalculés fréquemment et des petites oscillations dans le signal seront segmentées, alors que si  $th_2$  est grand, les segments seront plus longs et certains phénomènes transitoires seront filtrés.

### **2.2 Classification en formes temporelles**

Chaque nouveau segment calculé par l'algorithme de segmentation, associé au segment précédent constitue une forme qui peut être classée dans l'une des 7 catégories retenues :

stable, croissant, décroissant, échelon positif ou négatif, échelon positif, transitoire croissant-décroissant ou décroissant-croissant.

La classification est effectuée en calculant des caractéristiques sur les segments : différence entre la fin du segment précédent et la fin du segment courant, différence entre la fin du segment précédent et le début du segment courant, différence entre le début du segment courant et la fin du segment courant .

Un arbre de décision permet le classement en 7 formes, à partir d'un seuil de réglage  $th_c$ . Ce seuil correspond à la valeur à partir de laquelle une variation sur la variable sera considérée significative. Si la valeur d'une des 3 caractéristiques dépasse le seuil fixé,  $th_c$ , la forme temporelle est du type croissant ou décroissant. Sinon, la forme est stable. Si le seuil  $th_c$  est grand, les petites variations sont considérées comme non significatives et n'apparaissent pas dans les épisodes temporels extraits. Seules les grandes variations sont exprimées sous forme d'épisodes.

3. Les formes temporelles sont ensuite découpées en 1 ou 2 épisodes temporels élémentaires, définis par trois grandeurs {stable, croissant, décroissant}

4. Les épisodes temporels courants sont ensuite agrégés avec les épisodes précédents.

La méthode est donc réglé par 3 paramètres  $th_1$  et  $th_2$  qui déterminent la segmentation du signal et  $th_c$  qui fixe le niveau de variation à partir duquel une forme est considérée comme croissante (ou décroissante) plutôt que stable. Dans la version non adaptative de l'algorithme, ces seuils gardent une valeur fixe qui dépend de la variable à traiter et, pour certaines variables respiratoires, du mode de ventilation.

### 3 Adaptation des seuils de réglages de l'algorithme d'extraction d'épisodes

La variance des variables physiologiques peut varier en fonction du contexte de soins délivrés au patient. Afin de prendre en compte ce changement de variance sur les variables, nous avons développé une version adaptative de la méthode d'extraction de tendance. Les seuils  $th_1$ ,  $th_2$  et  $th_s$  ne sont plus fixes et réglés en fonction du mode de ventilation, mais s'adaptent en ligne en fonction de la variance estimée du signal.

#### 3.1 Estimation de la variance du signal

L'estimation de la variance du signal s'effectue à partir des résidus. On appelle résidus la différence, à chaque période d'échantillonnage, entre le signal et l'approximation linéaire calculé par l'algorithme de segmentation. Cette différence (résidu) correspond à la partie du signal qui n'est pas expliquée par l'approximation linéaire. La variance des résidus est alors estimée à chaque période d'échantillonnage sur une fenêtre glissante de 60 secondes et la médiane de la variance obtenues sur les  $x$  dernières secondes est calculée. Nous noterons cette valeur  $Mx$ . Nous avons choisi une fenêtre glissante de 60 secondes, car c'est une durée suffisamment courte pour que l'hypothèse de stationnarité du signal reste plausible et suffisamment longue pour faire une estimation peu biaisée de la variance. Le calcul final de la variance se fait par valeur médiane sur une fenêtre d'apprentissage de  $x$  secondes, ce qui

permet de filtrer les augmentations de variance dues à des artéfacts sur le signal. La taille de la fenêtre,  $x$ , a été choisie égale à 300 secondes. C'est un compromis entre la durée de l'information passée à prendre en compte et la sensibilité de la mesure  $Mx$  à des artéfacts sur le signal, qui sont d'autant mieux filtrés que la période d'apprentissage est longue.

### 3.2 Algorithme d'adaptation des seuils

A chaque nouvelle segmentation, de nouvelles valeurs sont affectées aux seuils  $th_1$ ,  $th_2$  et  $th_s$ , en fonction de la valeur de  $Mx$ . La fonction d'adaptation que nous avons choisie est un cycle d'hystérésis. 2 jeux de seuils  $\{th_1, th_2, th_s\}_{important}$  et  $\{th_1, th_2, th_s\}_{faible}$  sont applicables à l'algorithme. Ils correspondent aux jeux optimaux de réglage quand la variance du signal est faible et quand elle est plus importante.  $\{th_1, th_2, th_s\}_{important}$  correspondent aux valeurs de seuils proposés dans (Charbonnier, 2005).  $\{th_1, th_2, th_s\}_{faible}$  correspondent aux valeurs de  $\{th_1, th_2, th_s\}_{important}$  divisé par 2. L'utilisation d'un cycle d'hystérésis permet de limiter des alternances répétées entre les 2 jeux de réglages, quand la mesure de  $Mx$  est proche du seuil de commutation.

### 3.3 Choix des seuils de commutation

Afin de ne pas augmenter trop fortement le nombre de seuils à régler sur l'algorithme, les seuils de commutation (Com1 et Com2) du cycle d'hystérésis ont été normalisés pour chaque variable physiologique, à partir de la fonction de répartition de la variance des différentes variables. La fonction de répartition de la variance des différentes variables physiologiques a été estimée à partir d'un ensemble d'enregistrements obtenus sur une vingtaine de patients différents. La variance du signal a été estimée à chaque période d'échantillonnage en utilisant une fenêtre glissante de 60 secondes sur l'ensemble de ces enregistrements. L'ensemble des mesures de variance calculées sur chaque enregistrement et sur une variable a été mis en commun et un tirage aléatoire a été effectué. Un sous-ensemble constitué du quart des valeurs de la base de données a été réalisé et a servi à estimer la fonction de répartition de la variance pour chaque variable physiologique. La valeur correspondante au 95<sup>ème</sup> percentile a été relevée pour chaque variable. Les seuils de commutation du cycle d'hystérésis ont été choisis arbitrairement à 15% et 25% de la valeur du 95<sup>ème</sup> percentile pour chaque variable physiologique.

Le jeu  $\{th_1, th_2, th_s\}_{faible}$  est appliqué à l'initialisation de l'algorithme et est maintenu tant que la valeur de  $Mx$  ne dépasse pas 25% du 95<sup>ème</sup> percentile. Quand la commutation vers le jeu  $\{th_1, th_2, th_s\}_{important}$  a eu lieu, le jeu sera maintenu jusqu'à ce que la valeur de  $Mx$  devienne inférieure à 15% du 95<sup>ème</sup> percentile.

## 4 Résultats

Nous avons appliquée la méthode adaptative sur l'ensemble de la base de données dont nous disposons. La version adaptative de l'algorithme a été appliquée aux variables physiologiques suivantes : Pression artérielle systolique (PAS), fréquence cardiaque (FC), pression

maximale dans les voies aériennes (Pmax), débit maximal dans les voies aériennes (Dmax), volume expiré (VE), fréquence respiratoire (FR), ventilation minute (VM).

Afin de valider les résultats obtenus, nous avons utilisé les épisodes temporels extraits pour reconnaître un évènement particulier : les aspirations trachéales. Cette validation a été effectuée hors ligne. L'algorithme a été appliqué sur chaque enregistrement sur l'ensemble des variables physiologiques et les épisodes temporels extraits ont été stockés. Un algorithme de reconnaissance d'évènements a ensuite été appliqué, qui utilise ces épisodes.

Une forme temporelle multivariable correspondant à une aspiration trachéale a été modélisée de la manière suivante : {épisode *Décroissant* sur Pmax ou VE ou VM dont la valeur finale est inférieure à une valeur seuil} et, simultanément, {transitoire décroissant\_croissant ou instabilité sur Pmax, VE, VM, FR, Dmax.}. Un transitoire décroissant\_croissant est une forme temporelle monovariante composé de 3 épisodes successifs (stable, décroissant, croissant) ou (décroissant, croissant, stable). Une instabilité est un intervalle de temps où la variance des résidus d'une variable est supérieure ou égale au 95<sup>ème</sup> percentile.

Un indicateur de la certitude de la présence d'une aspiration trachéale est proposé, en ajoutant une valeur à chaque forme temporelle monovariante. Ainsi, un transitoire décroissant\_croissant et une instabilité ont une valeur de 1. Une chute a une valeur de 2 si la valeur finale est inférieure à un certain seuil et une valeur de 3 pour un seuil plus petit. La valeur attribuée à une variable correspond à la valeur maximale relevé sur cette variable.

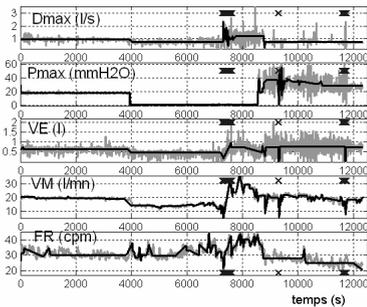


FIG. 1 - Exemple de détection d'aspirations trachéales sur un enregistrement

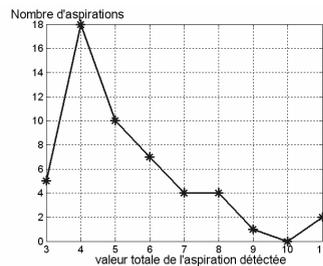


FIG.2 - Histogramme des valeurs associées aux 51 aspirations détectées par l'algorithme

Une aspiration trachéale est reconnue si la valeur totale de l'évènement (somme des valeurs de toutes les variables observées simultanément) est d'au moins 3, qu'au moins deux variables différentes interviennent dans le calcul de la valeur totale et qu'on a détecté au moins une chute sur une variable. Ainsi, pour reconnaître une aspiration trachéale, la condition minimale est que soient présents simultanément une chute d'une des variables sous une valeur seuil et une instabilité ou un transitoire sur une autre variable (valeur totale égale à 3).

Une analyse quantitative des résultats est en cours qui permettra de préciser le nombre d'aspirations trachéales correctement reconnues, non reconnues et faussement reconnues. Elle nécessite l'analyse de tous les signaux par un observateur extérieur, qui n'a pas encore été effectuée. Un exemple provenant d'un enregistrement sur un patient hospitalisé en réanimation est présenté figure 1. La méthode a détecté 3 aspirations trachéales, au cours des 4 heures d'enregistrement. Les zones d'aspirations sont représentées par les étoiles en haut des variables.

Les résultats préliminaires obtenus sur les 25 enregistrements de la base de données sont les suivants : 51 aspirations trachéales ont été détectées par l'algorithme, 29 d'entre elles correspondent à des formes temporelles détectées sur au moins 3 variables, et 22 à des formes temporelles détectées sur 2 variables seulement.

La figure 2 présente l'histogramme des valeurs obtenues sur ces 51 aspirations. 28 aspirations trachéales ont été détectées avec une valeur d'au moins 5. Ces aspirations semblent concordantes avec l'analyse visuelle des signaux. Les 23 autres sont plus difficiles à classer et pourraient correspondre à des toux ou des périodes d'instabilité du patient. La méthode est capable de détecter des aspirations trachéales aussi bien sur des patients ventilés en mode débit contrôlé que sur des patients en ventilation spontanée.

## 5 Conclusion

Dans ce papier, nous présentons des travaux en cours de développement : la version adaptative d'un algorithme d'extraction d'épisodes temporels. L'extraction des épisodes se fait en ligne et les seuils de réglages de la méthode sont recalculés en cours d'extraction. Des choix ont été effectués pour définir l'algorithme d'adaptation des seuils. Les résultats partiels semblent montrer qu'il est possible de reconnaître des événements particuliers (les aspirations trachéales) à partir des signaux, sans connaître a priori le mode de ventilation du patient.

## Références

- Calvelo, D, Chambrin, M,C, Pomorski, D and Ravaux P., (2000). Towards symbolisation using data-driven extraction of local trends for ICU monitoring. *Artificial Intelligence in Medicine* 1-2, 203-223.
- Charbonnier S. (2005). On Line Extraction of Temporal Episodes from ICU High-Frequency Data: a visual support for signal interpretation. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 78, 115-132.
- Hunter J., McIntosh N. (99) Knowledge based event detection in complex time series data, AIMDM'99, Lecture Notes in Artificial Intelligence 1620, 271-280.
- Lowe A., Jones R., Harrison M. (2201). The graphical presentation of decision support information in an intelligent anesthesia monitor, *Artificial Intelligence in medicine*, 22, 173-191.

## Summary

An adaptive version of an algorithm able to extract on line temporal episodes from a signal is presented. The algorithm is tuned by three tuning parameters which values are no longer fixed, but change on line depending on the signal variance. The adaptive version has been used to recognize tracheal suction from several physiological parameters recorded on patients hospitalised in Intensive Care. Preliminary results are presented in this paper.