

# Fusion d'avis d'experts et caractérisation de l'expertise. Application à la détection de transitoires dans les signaux physiologiques.

Geoffrey VIARDOT<sup>1</sup>, Régis LENGELLE<sup>2</sup>, Cédric RICHARD<sup>2</sup> et Arnaud COATANHAY<sup>1</sup>

<sup>1</sup> FORENAP – Institut de recherche en neurosciences, neuropharmacologie et psychiatrie  
Centre hospitalier de Rouffach. 27, rue du 4<sup>ème</sup> RSM, 68250 Rouffach.

<sup>2</sup> LM2S – Laboratoire de Modélisation et Sécurité des Systèmes,  
Université de technologie de Troyes. BP 2060, 10100 Troyes cedex.

geoffrey.viardot@forenap.asso.fr

**Résumé** - L'élaboration d'une règle de décision à partir d'une base d'apprentissage suppose en général que l'étiquetage des données utilisées n'est pas entaché d'erreur. Cette situation idéale n'est cependant pas toujours réaliste, en particulier lorsque les phénomènes à détecter sont complexes. L'objectif de ces travaux est de proposer une méthode pour la fusion d'expertises divergentes qui autorise une analyse a posteriori de la pertinence de chacun des experts. La méthode proposée repose sur la maximisation de l'information mutuelle normalisée entre les observations et une fonctionnelle des avis émis par les experts. La méthode a été appliquée avec succès à la détection de transitoires dans les signaux physiologiques du sommeil.

**Abstract** – Detector design from training data generally relies on the fact that data labels are provided unambiguously by experts. However this optimistic situation is not always realistic, particularly when the phenomena to be detected are complex and poorly understood. The aim of this work is to propose a method for the fusion of divergent expertises which authorizes an a posteriori analysis of each expert relevance. Our method consists in optimizing the normalized mutual information between the observations and a function of the labels provided by the experts. The method is applied successfully to transients detection in physiological sleep signals.

## 1. Introduction

L'élaboration d'une règle de décision statistique binaire consiste à effectuer une partition de l'espace des observations en deux sous espaces, chacun d'eux étant associé à une décision possible. Lorsque l'on dispose d'un modèle probabiliste des observations ou de variables évaluées à partir de ces observations, la théorie statistique classique peut s'appliquer. En revanche, dans un certain nombre d'applications, l'élaboration d'un modèle probabiliste peut s'avérer complexe. Il est alors parfois plus simple d'utiliser l'information contenue dans un ensemble d'apprentissage, c'est à dire un ensemble d'observations pour lesquelles un expert a fourni la décision à reproduire. Dans cette approche, il est souvent admis que l'expertise est connue avec certitude. L'élaboration de la règle de décision devient alors un problème de régression de la variable à expliquer (décision) sur l'espace des observations. Cependant, cette situation idéale n'est pas nécessairement réaliste. En effet, l'expertise humaine est en général entachée d'incertitude. On peut en particulier observer ce phénomène si plusieurs experts participent à l'étiquetage, et que leurs avis divergent. A titre d'exemple, ce problème se rencontre fréquemment en traitement de signaux physiologiques.

La littérature fait apparaître un certain nombre de travaux relatifs à la prise en compte d'avis divergents lors de l'élaboration d'une règle de décision. Les méthodes correspondantes reposent en général sur la détermination préalable d'un avis « de référence », obtenu de manière *ad hoc* à partir de l'ensemble des avis des divers experts. L'objectif de nos travaux est, d'une part de rechercher une solution au problème de la fusion d'avis divergents d'experts sans faire appel à la détermination d'un avis « de référence » et, d'autre part, de quantifier la pertinence des expertises individuelles. Le principe de la méthode présentée repose sur l'optimisation de l'information mutuelle entre les observations et une fonctionnelle des avis des experts. L'interprétation du résultat obtenu permet alors de quantifier le comportement de chacun des experts. Le résultat de la fusion peut enfin être utilisé en vue de l'élaboration d'une règle de décision.

L'article est organisé de la manière suivante. Après avoir rappelé les divers types d'incertitude rencontrés usuellement, nous présentons tout d'abord une brève synthèse de l'existant. La seconde partie est consacrée à la fusion d'avis d'experts par maximisation de l'information mutuelle. L'approche est enfin appliquée à la fusion d'expertises pour

la détection de transitoires dans les signaux électro-physiologiques du sommeil.

## 2. Travaux antérieurs

Avant de présenter brièvement les approches usuelles de la fusion d'avis d'experts, nous rappelons les 3 différents types d'incertitude responsables du désaccord possible entre les experts [1] :

- *l'incertitude probabiliste* est liée au caractère aléatoire des observations. Elle est souvent associée au bruit de mesure ou à des fluctuations aléatoires du système observé. Elle apparaît naturellement dans les observations ;
- *l'incertitude floue* provient du choix du codage de l'information. Elle est associée ici aux termes utilisés par les experts pour définir l'appartenance des observations aux deux régions de l'espace, qui peuvent être par exemple « présence possible de », « forte possibilité de », etc. Elle sera prise en compte par un codage adapté des avis des experts ;
- enfin, *l'incertitude résolutionnelle* provient du fait que l'information nécessaire à l'étiquetage n'est pas parfaitement accessible, par exemple en raison de l'impossibilité de prendre en compte d'une information utile à la décision.

Diverses approches de la fusion d'avis d'experts peuvent être recensées dans la littérature. Les solutions les plus simples reposent sur la recherche d'un avis « de référence », ou de consensus [2], [3]. On peut qualifier les opérateurs correspondants « à comportement fixe et indépendant du contexte » si ceux-ci sont indépendants de la « valeur » des avis et n'utilisent que ceux-ci [4]. S'ils utilisent d'autres informations mais ne dépendent ni du conflit entre experts ni de la fiabilité de ceux-ci, ces opérateurs sont dits « à comportement variable indépendant du contexte ». Enfin, lorsque le conflit et/ou la fiabilité des experts sont pris en compte dans le processus de fusion, les opérateurs correspondants sont dits « à comportement dépendant du contexte » [4]. Ceux-ci autorisent, dans le cas d'avis divergents, une fusion dite graduelle. Ces opérateurs requièrent en général des informations *a priori*. Par exemple, lorsque l'opérateur de fusion doit prendre en compte la fiabilité des experts, il s'avère utile de connaître le degré de fiabilité de chacun des experts, ou encore de classer les experts selon leur fiabilité afin de définir une règle de priorité. Cette information n'est pas toujours accessible *a priori* mais est, en revanche, contenue dans les données et peut être extraite *a posteriori*.

## 3. Principe de la méthode

Soit  $\varphi(d_1(X), d_2(X), \dots, d_K(X))$  une règle de fusion d'une classe  $\Phi$  donnée, où  $d_i(X)$  représente la décision fournie par l'expert  $i$  pour l'observation  $X$ . Nous proposons de

rechercher l'opérateur de fusion  $\varphi^*$  qui maximise l'information mutuelle normalisée définie ci-après :

$$\varphi^* = \arg \max_{\varphi \in \Phi} \hat{I}(X, \varphi(d_1(X), d_2(X), \dots, d_K(X))). \quad (1)$$

L'information mutuelle normalisée  $\hat{I}(\cdot; \cdot)$  est donnée par :

$$\hat{I}(A; B) = I(A, B) / \sqrt{H(A)H(B)} \quad (2)$$

où

$$I(A; B) = \sum_{a \in \Omega_A} \sum_{b \in \Omega_B} p(a, b) \log \frac{p(a, b)}{p(a)p(b)} \quad (3)$$

et

$$H(A) = - \sum_{a \in \Omega_A} p(a) \log p(a) \quad (4)$$

L'obtention d'une valeur  $\hat{I}(\varphi^*; X)$  importante démontre par ailleurs la pertinence du choix de la représentation  $X$ .

Les propriétés de l'opérateur de fusion sont définies par la classe  $\Phi$ . Dans le cadre de ce travail, nous restreignons  $\Phi$  à la classe des opérateurs linéaires (opérateur de type moyenne pondérée). La fonctionnelle  $\varphi$  est ici paramétrée par  $\theta$ .

$$\varphi(d_1(X), d_2(X), \dots, d_K(X)) = \sum_{k=1}^K \theta_k d_k(X). \quad (5)$$

Compte tenu de l'invariance de l'information mutuelle normalisée vis à vis de toute transformation linéaire non singulière de  $\theta$ , la contrainte suivante est proposée :

$$\sum_{k=1}^K \theta_k = 1. \quad (6)$$

L'exploration de la classe des opérateurs linéaires correspond à la recherche d'une solution « consensuelle » [4]. Il en résulte que l'opérateur de fusion sera indépendant du contexte et à comportement constant. Une extension au cas non linéaire, par exemple en prenant  $\theta = \theta(X)$ , est envisageable. Toutefois, la relative simplicité de la classe des opérateurs linéaires est compensée par l'interprétabilité de la solution obtenue, contrairement aux travaux présentés dans [5], dans lesquels  $\varphi$  est implémentée par un réseau de neurones optimisant une mesure de flou de l'opérateur de fusion. Il en résulte que les propriétés de la solution sont garanties asymptotiquement, mais en l'absence de toute interprétabilité des paramètres.

Enfin, le critère optimisé étant fortement non convexe, l'utilisation d'algorithmes d'optimisation globale (recuit simulé, algorithmes génétiques ou évolutionnaires) s'impose.

## 4. Application à la détection de PATS dans les signaux du sommeil

Dans le domaine biomédical, les experts sont amenés à prendre des décisions en fonction d'un nombre important de paramètres. La forte complexité de l'étiquetage de certains événements dans les signaux fait fréquemment apparaître un désaccord entre les experts chargés de cette tâche. L'application considérée ici est la détection automatique de Phases d'Activation Transitoire Spontanée (PATS, appelées communément micro-activations) dans des signaux physiologiques enregistrés durant le sommeil : l'électroencéphalogramme (EEG), l'électromyogramme (EMG) et l'électrocardiogramme (ECG). Même si ces événements peuvent être décrits de manière précise à partir des signaux eux-même [6], la prise en compte du contexte par les experts, ou les choix des seuils (en amplitude et/ou en fréquence) sont des sources importantes de désaccord.

Pour cette étude, les paramètres extraits des signaux sont des puissances dans certaines bandes de fréquence. Quatre experts ont procédé de manière indépendante à l'étiquetage des événements observés durant 12 nuits de sommeil. Le codage utilisé est de type « one bit encoding » sur 3 modalités correspondant au niveau de confiance dans leur propre décision : sûre (1 0 0), possible (0 1 0), éventuelle (0 0 1), selon le tableau 1.

TAB. 1 : codage des décisions fournies par les experts

Expert n°i	$d_{i1}$	$d_{i2}$	$d_{i3}$
Sûre	1	0	0
Possible	0	1	0
Éventuelle	0	0	1

Ce codage est adapté aux variables ordinales. Il conduit toutefois à une modification de la définition de  $\varphi$  selon :

$$\varphi(d_{11}(X), d_{12}(X), \dots, d_{KM}(X)) = \sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^M \theta_{ij} d_{ij}(X), \quad (7)$$

la contrainte définie en (6) devenant

$$\sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^M \theta_{ij} = 1. \quad (8)$$

La recherche de la solution optimale  $\theta^*$  a été effectuée à l'aide d'un algorithme génétique. Pour des conditions initiales différentes du processus d'optimisation, nous avons obtenu des solutions différentes conduisant à des valeurs tout à fait comparables, tant du point de vue du critère de performance que du résultat de la fusion.

La figure 1 représente les signaux physiologiques (courbes (a) et (b)) correspondant à un événement possible, l'étiquetage réalisé par les 4 experts (courbe (c)) ainsi que le résultat de la fusion (courbe (d)). On observe que ce dernier

n'atteint pas la valeur 1 alors que tous les experts ont étiqueté identiquement cet événement entre les échantillons n°30 et 50 environ. Ceci résulte de la normalisation induite par la contrainte (8) et du caractère mutuellement exclusif des étiquetages fournis par les experts. En effet, nous avons :

$$\varphi(X) \leq \sum_{i=1}^K \max_{j=1, \dots, M} \theta_{ij}. \quad (9)$$

La figure 2 fournit la distribution des paramètres de l'opérateur de fusion obtenu. L'examen de celle-ci permet de caractériser le comportement de chaque expert. Il convient de noter que ce comportement est extrait *a posteriori* des données elles-mêmes.

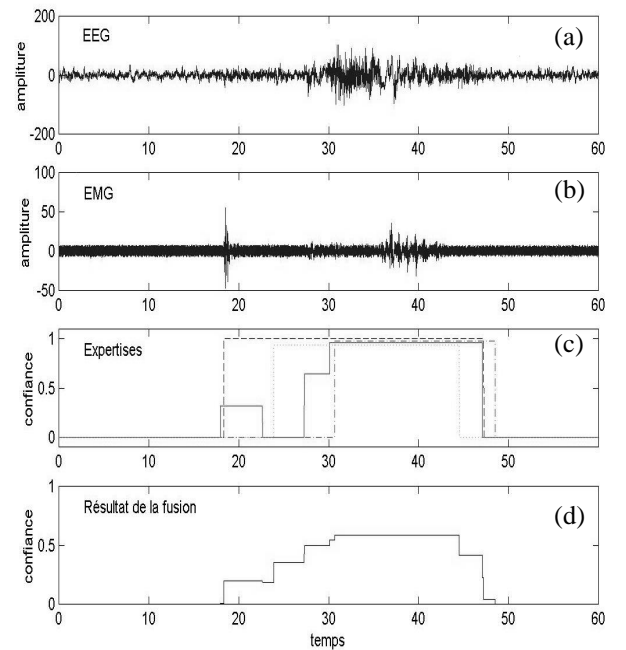


Fig. 1 : Exemple de PATS « académique »  
(a) électroencéphalogramme, (b) électromyogramme, (c) avis des différents experts (1/3 = « éventuelle », 2/3 = « possible », 1 = « sûre »), (d) avis résultant de la fusion.

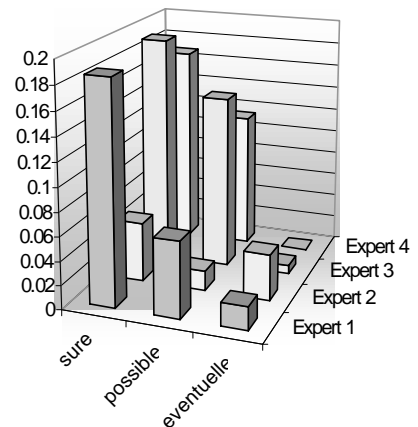


Fig. 2 : Distribution des paramètres  $\theta_{ij}$

On observe en particulier, sur cette figure, que l'expert n°2 a un comportement très différent des trois autres, en revanche assez cohérents entre eux. L'extraction *a posteriori* de la pertinence de chaque expert constitue un avantage déterminant de cette approche.

## 5. Conclusion

Lors de la constitution d'un ensemble d'apprentissage, en vue de l'élaboration d'une structure de décision par exemple, on admet généralement de façon implicite que l'expertise fournie pour chaque événement est connue avec certitude. Dans le cadre de certaines applications, on est toutefois amené à constater des désaccords entre experts qu'il est souhaitable de prendre en compte pour une meilleure exploitation des données. Dans cet article, nous avons recherché une méthode pour la fusion d'expertises divergentes qui autorise une analyse *a posteriori* de la pertinence de chacun des experts. La règle de fusion proposée est obtenue par optimisation d'un critère caractérisant l'information mutuelle normalisée entre les observations et une fonctionnelle des avis des différents experts. Afin de valider l'approche présentée ici, nous l'avons appliquée à la détection automatique des phases d'activation transitoires spontanées dans des signaux physiologiques enregistrés durant le sommeil. Les résultats ont permis notamment de mettre en évidence le comportement particulier de l'un des experts sollicités dans le cadre de cette étude.

## Références

- [1] N. R. Pal et J. C. Bezdek. « Measuring fuzzy uncertainty .» *IEEE Trans. on Fuzzy Systems*, vol. 2, 1994.
- [2] M.L.G. Shaw et B.R. Gaines. « Comparing conceptual structures : consensus, conflict, correspondence and contrast. » *Knowledge Acquisition 1*, 341-363, 1989.
- [3] F. De Carli, L. Nobili, P. Gelcich et F. Ferrillo. « A method for the automatic detection of arousals during sleep. » *Sleep*, vol. 22, n°5, 1999.
- [4] I. Bloch. « Information combination operators for data fusion: a comparative review with classification. » *IEEE Trans. on Man and Cybernetics - Part A : Systems and Humans*, vol. 26, n°1, 1996.
- [5] R. Lengellé, C. Richard et S. Millemann. « Neural network based fuzzy membership function estimation. Application to uncertain time-varying systems supervision. » *Proc. IEEE ISPACS'00*, Hawaii, 2000.
- [6] A. Nicolas. « Etude des caractéristiques électrophysiologiques des phases d'activation transitoires spontanées au cours du sommeil humain. » *Thèse de doctorat*, ULP Strasbourg, 1995.