

Interprétation automatique des courbes polysomnographique par fusion symbolique

Adrien UGON¹, Andrea PINNA¹, Xue LIU¹, Jean-Gabriel GANASCIA¹, Patrick GARDA¹, Carole PHILIPPE², Hélène AMIEL²

¹Laboratoire d'Informatique de Paris 6
4, Place Jussieu 75252 PARIS CEDEX 05, France

²Services d'explorations fonctionnelles Hôpital TENON (AP-HP)
4, Rue de la Chine 75970 PARIS CEDEX 20, France

adrien.ugon@lip6.fr, andrea.pinna@lip6.fr, liuxuehit@hotmail.com,
jean-gabriel.ganascia@lip6.fr
patrick.garda@upmc.fr, carole.philippe@tnn.aphp.fr, amielhelene@gmail.com

Résumé – La polysomnographie est l'examen standard pour le diagnostic des troubles du sommeil. Différents paramètres physiologiques sont enregistrés au cours de la nuit. Leur interprétation est aujourd'hui faite intégralement visuellement par des médecins sur la base de règles du manuel de *American Academy of Sleep Medicine*. C'est une tâche pénible et chronophage est même si aujourd'hui les scientifiques cherchent des méthodes automatiques pour la polysomnographie le médecin est responsable de la prescription, du contrôle de l'examen, de l'analyse des données et de l'interprétation [“Rapport sur le thème du sommeil” de J.P.Giordanella]. La multiplicité des signaux enregistrés et des règles d'interprétation induit un système hétérogène. L'analyse des Données Symboliques permet l'abstraction de l'information vers des niveaux de connaissance plus élevés. L'extraction de symboles permet de palier le problème de l'hétérogénéité en le transposant dans un modèle conceptuel. Nous proposons dans cet article une méthode d'analyse symbolique des signaux polysomnographiques afin de reconnaître automatiquement les stades de sommeil.

Abstract – Polysomnography is the gold standard medical examination used for the diagnosis of sleep disorders. Different physiological parameters are recorded during a full night. Their interpretation is currently completely done visually by physicians following rules from the Manual of the *American Academy of Sleep Medicine*[15]. This is a tedious and time-consuming task and, even if many researchers work on the automatic methods of interpretation of polysomnographic curves, the physician is still responsible of the medical prescription, the monitoring of the examination, the scoring of curves and the diagnosis.

The variety of recorded signals and interpretation rules induces a heterogeneous system.

The analysis of symbolic data allows the abstraction of information to high level knowledge. The extraction of symbolic entities allows to overcome the problem induced by the heterogeneity of the system by transposing it into a conceptual model. We propose in this paper a method using symbolic analysis of polysomnographic curves for the automatic recognition of sleep stages.

1 Introduction

L'examen standard utilisé pour le diagnostic des troubles du sommeil s'appelle la polysomnographie. Il consiste en l'enregistrement simultané, pendant une nuit complète, de plusieurs paramètres physiologiques dont l'analyse permettra un diagnostic. Parmi ces signaux systématiquement recueillis figurent entre autres l'électroencéphalogramme (EEG) enregistrant l'activité électrique du cerveau en plusieurs points du scalp, l'électrooculogramme (EOG), mesurant les mouvements oculaires, l'électromyogramme (EMG) mesurant le tonus musculaire, le flux respiratoire, l'effort respiratoire, la saturation en Oxygène ou le pouls. Plusieurs médecins, neurologues et pneumologues, doivent ensuite parcourir les signaux pour y rechercher des événements pathologiques. La reconnaissance des stades de sommeil est une étape indispensable au diagnostic. Cette tâche, chronophage et fastidieuse,

consiste à analyser les courbes neurologiques (EEG, EOG et EMG) par fenêtre de 30 secondes de manière à identifier les paramètres caractéristiques des différents stades de sommeil. Michael H. Silber a réuni dans [16] plusieurs études mesurant le taux de concordance inter- et intra- scoreurs, c'est-à-dire entre plusieurs scoreurs analysant le même enregistrement et entre le même scoreur analysant les mêmes données à 6 mois d'intervalle. En moyenne, il est raisonnable de considérer un taux moyen de concordance situé entre 70 et 90 %, avec des inégalités entre les différents stades de sommeil.

La fusion symbolique est une technique d'intelligence artificielle pour fusionner les informations issues de plusieurs sources éventuellement hétérogènes. Chaque source est analysée, éventuellement par des méthodes classiques, avec l'objectif d'extraire des paramètres sémantiques représentés selon un formalisme symbolique.

Belur Dasarathy a recommandé dans [14] le recours à la fusion symbolique dans l'analyse des systèmes complexes pour atteindre un niveau de connaissance élevé.

2 Méthode

La fusion est constitué de trois étapes successives utilisant deux niveaux d'abstractions intermédiaires.

Le premier niveau génère les paramètres symboliques obtenus par une analyse de chaque courbe en utilisant des méthodes classiques de filtrage [4, 2]. Ces paramètres sont fortement inspirés de ceux définis par l'American Academy of Sleep Medicine dans [15], manuel de référence en médecine du sommeil. Chaque paramètre symbolique est défini par un paramètre numérique dont la valeur est interprétée selon plusieurs seuils. Dans les travaux présentés ici, la valeur de ces seuils a été définie manuellement pour chaque paramètre indépendamment les uns des autres.

2.1 Exemple de paramètre symbolique

2.1.1 Proportion fréquence instantané < 2Hz

Ce deuxième paramètre va calculer, en chaque point du signal EEG, la fréquence instantanée. Ensuite, pour chaque époque, nous allons mesurer le taux de fréquence instantanée inférieure à 2 Hz. Pour un signal EEG donné, la méthode pour déterminer ce paramètre est:

- filtrage du signal EEG par convolution avec une fenêtre de Hamming (20 points);
- découpage en EPOC de 30 sec;
- filtrage du signal sur la bande de fréquences 0-2 Hz en ne conservant que les composantes sur la FFT;
- calcul pour chaque EPOC le taux de fréquences instantanées inférieurs à 2 Hz, Les valeurs de $\rho_{0,2}$ sont ensuite interprétées selon les règles suivantes :

$$\begin{cases} \rho_{0,2} > 60\% \Rightarrow EEGProportionLowInstFreq = High \\ 45\% < \rho_{0,2} \leq 62\% \Rightarrow EEGProportionLowInstFreq = Middle \\ \rho_{0,2} \leq 45\% \Rightarrow EEGProportionLowInstFreq = Low \end{cases}$$

2.1.2 Variabilité signal EEG

La variabilité du signal EEG est un paramètre qui indique si le signal EEG varie beaucoup dans le temps, par une mesure indirecte du taux d'ondes rapides (supérieures à 18 Hz) particulièrement élevé. Ces ondes rapides sont caractéristiques de l'éveil. Afin d'éviter la multiplicité des calculs, nous allons reprendre les résultats de la Fréquence Instantanée, on calcule ensuite, pour chaque époque, $\rho_{18,+}$, le taux de Fréquences Instantanées supérieures à 18 Hz. Les valeurs de $\rho_{18,+}$ sont

ensuite interprétées selon les règles suivantes :

$$\begin{cases} \rho_{18,+} > 12\% \Rightarrow EEGVariabilite1 = Unstable \\ 5\% < \rho_{18,+} \leq 12\% \Rightarrow EEGVariabilite1 = Middle \\ \rho_{18,+} \leq 5\% \Rightarrow EEGVariabilite1 = Stable \end{cases}$$

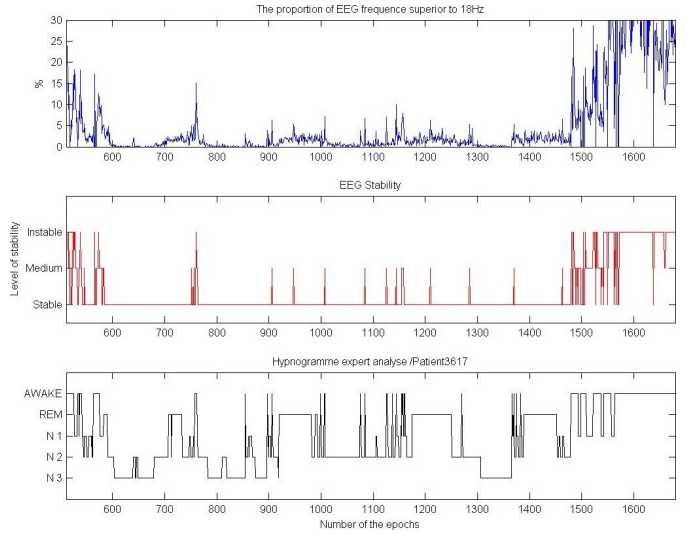


FIG. 1: Comparaison entre les valeurs du paramètre EEGVariabilite1 et l'hypnogramme

La figure1 met en relation les valeurs de $\rho_{18,+}$, de EEGVariabilite1 avec l'hypnogramme d'un patient. On peut y voir une corrélation entre le stade éveil et la valeur *Unstable* du paramètre EEGVariabilite1.

2.1.3 Fuseau sommeil (spindle) 12–16Hz

Ce paramètre permet de savoir s'il y a présence de fuseaux du sommeil (Sleep- Spindles) sur une voie EEG donnée lors d'une époque donnée. Il nécessite donc la reconnaissance des fuseaux du sommeil sur un signal EEG. D'après l'AASM, les fuseaux du sommeil sont définis comme un train d'ondes distinctes de fréquence entre 11 et 16 Hz avec une durée supérieure à 0,5 seconde. Pour un signal EEG donné, la méthode pour reconnaître et compter le nombre de fuseaux du sommeil est la suivante:

- filtrage du signal EEG sur la bande 12–16 Hz par un filtre à réponse impulsionnelle finie avec une fenêtre de Kaiser;
- calcul de la STFT¹ du signal filtré;
- calcul du spectrogramme;
- calcul de l'énergie du signal filtré par somme de colonne du spectrogramme;
- construction d'un vecteur binaire qui vaut "1" quand l'énergie est supérieure à 0.005 et "0" sinon;

¹Short Time Fourier Transform

- conservations de portions continues de "1" durant au moins 0.5 secondes et leur comptage;
- les valeurs du σ de fuseaux du sommeil sont ensuite interprétées selon les règles suivantes :

$$\begin{cases} \sigma \geq 1 \Rightarrow EEGSleepSpindles1 = Pr\u00e9sence \\ \sigma = 0 \Rightarrow EEGSleepSpindles1 = Absence \end{cases}$$

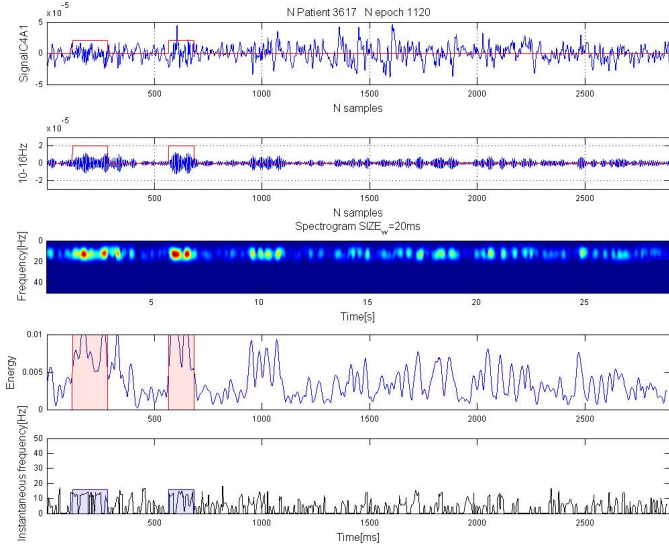


FIG. 2: Exemple de reconnaissance de fuseaux du sommeil

Dans la figure2 on retrouve les étapes pour l'extraction des fuseaux de sommeil. Le premier est le signal source sur une époque. Il s'agit de la dérivation EEG C4-A1. Le deuxième graphique montre le signal filtré par le filtre passe bande 10-16Hz. Le graphique suivant est le spectrogramme sur lequel apparaissent des taches rouges indiquant des positions possibles de fuseaux du sommeil² et *EEGProportionThetaInstFreq1*, mesure de la proportion d'ondes theta³ dans le calcul de la fréquence instantanée. L'énergie du signal est donnée sur le graphique suivant. Les zones sur fond rouge pâle entre barres verticales rouges indiquent les zones où le seuil de 0,005 est dépassé, sur une durée de plus de 0,5 secondes. Le résultat est fourni sur un graphique représentant la fréquence instantanée. Les fuseaux du sommeil sont indiqués sur fond bleu clair. On peut y voir que la fréquence instantanée, bien qu'intéressante, serait difficile à interpréter car sa valeur ne reste pas entre 10 et 16 Hz sur toute la durée du fuseau du sommeil.

2.1.4 Nombre de mouvement oculaire EOG

Ce paramètre est une estimation du nombre de mouvements oculaires. La méthode s'inspire des travaux de Manuel Merino et al. dans[2]. Pour un signal EOG donné, la méthode de calcul de ce paramètre est la suivante:

- filtrage du signal EOG sur la bande 0.1 – 30 Hz par un filtre [U+0088] réponse impulsionnelle finie avec une

fenê [U+0090] tre de Kaiser;

- calcul de la différentielle $\delta(n) = EOG(n + 1) - EOG(n - 1)$;
- construction d'un vecteur binaire Δ qui vaut "1" pour tout point de la différentielle δ supérieure à 10^{-5} en valeur absolue;
- compter le nombre de sections contiguës de valeur "1" dans Δ représentant le nombre de mouvement oculaires μ_e pour chaque epoc, les valeurs du μ_e sont ensuite interprétées selon les règles suivantes:

$$\begin{cases} \mu_e > 20 \Rightarrow EOGMvtsOcul1 = High \\ 10 < \mu_e \leq 20 \Rightarrow EOGMvtsOcul1 = Middle \\ 2 < \mu_e \leq 10 \Rightarrow EOGMvtsOcul1 = Low \\ \mu_e \leq 2 \Rightarrow EOGMvtsOcul1 = Lowest \end{cases}$$

Le deuxième niveau permet de regrouper les informations issues des différentes dérivation d'un même capteur, par exemple les différentes voies EEG. Leur fusion permet de décider le stade de sommeil.

2.2 Exemple: sommeil paradoxal

A titre d'exemple le diagramme de la Figure 3 décrit les étapes permettant de reconnaître le sommeil paradoxal (REM). De gauche à droite figurent les différents niveaux d'abstraction depuis les sources jusqu'à la décision du stade de sommeil.

Son interprétation permet de voir que dans notre modèle, les deux voies électrooculographiques sont fusionnées dans un paramètre appelé *EOGCorr*, que les trois voies électro-encéphalographiques sont analysées pour former 4 paramètres : *EEGVariabilite1* témoin de la variabilité du signal EEG, *EEGLowWavesEnergy1*, mesure de l'énergie du signal filtré sur ses ondes lentes, *EEGSleepSpindles1*, indicateur de la présence ou l'absence de fuseaux du sommeil² et *EEGProportionThetaInstFreq1*, mesure de la proportion d'ondes theta³ dans le calcul de la fréquence instantanée. L'électro-myogramme (Subm) est analysé et il en est extrait un paramètre *EMGActivityLevel*, témoin du niveau d'activité de l'EMG. Les 4 paramètres spécifiques à l'EEG sont ensuite fusionnés en *EEGVariabilite2*, *EEGLowWavesEnergy2*, *EEGSleepSpindles2* et *EEGProportionThetaInstFreq2*. L'époque analysée est ensuite interprétée en sommeil paradoxal dès lors qu'il se présente l'une des deux situation suivantes :

- *EOGCorr*='Disconjugate' ET *EEGVariabilite2*='Stable' ET *EEGLowWavesEnergy2*='Low' ET *EEGSleepSpindles2*='Absence' ET *EMGActivityLevel*='Lowest'
- *EEGProportionThetaInstFreq2*='High' ET *EEGLowWavesEnergy2*='Low' ET *EEGSleepSpindles2*='Absence' ET *EMGActivityLevel*='Lowest'

²Trains d'ondes distinctes d'une fréquence de 11 à 16 Hz, d'une durée de plus de 0,5 sec

³Fréquences entre 4,5 et 8 Hz

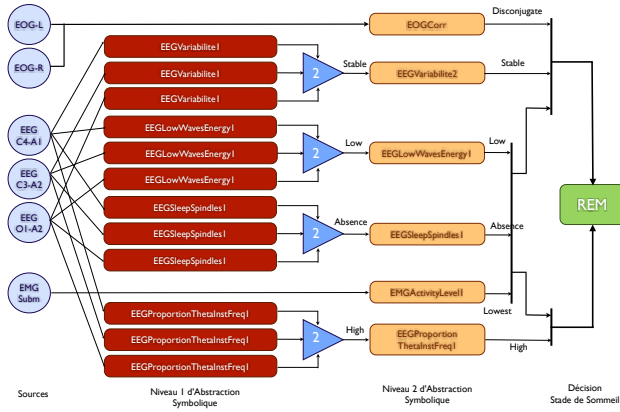


FIG. 3: Règles de fusion pour tester le stade de sommeil paradoxal

3 Résultats

Nous avons testé cette méthode sur un ensemble de données issues des polysomnographies⁴ de 29 patients (36 442 époques, soit plus de 300 heures d’enregistrement) suivis au service d’explorations fonctionnelles de l’Hôpital Tenon (AP-HP). Pour chacun de ces patients, nous disposons du résultat de l’interprétation⁵ des stades de sommeil effectuée par un expert médical de ce service.

Le taux de concordance moyen avec l’expert est de 63,1 %. Le coefficient Kappa de Cohen⁶ vaut $\kappa = 0,49$. Pour interpréter ces résultats, il convient de noter que différentes études ont montré qu’en moyenne, deux experts humains obtiennent entre 70 et 90% de concordance[16].

Le tableau 1 donne le rappel⁷ par stade de sommeil. En troisième et quatrième colonne sont donnés les résultats de la concordance inter- et intra- scoreurs [16]. La dernière colonne donne les résultats obtenus par d’autres équipes [4, 5, 7, 10, 13, 6, 3, 8, 11, 1]. Ces différents travaux ont été conduits sur des ensembles de données différents. La plupart des sujets des autres études ne présente pas de trouble du sommeil, contrairement à nous. Les sujets dont nous avons utilisé les données sont des patients suivis médicalement pour un Syndrome d’Apnées du Sommeil, trouble qui introduit une fragmentation du sommeil, et donc des perturbations du signal, au moins 5 fois par heure, parfois plus de 30. De plus, les autres études travaillent généralement sur moins de patients que nous, et parfois sur une sélection d’époques.

Les résultats globaux sont satisfaisants et démontrent la pertinence de l’approche par fusion symbolique de l’analyse des signaux physiologiques pour l’interprétation automatique des stades de sommeil. On peut voir que certains travaux ont permis d’obtenir des taux de concordance avec l’expert au-dessus de 90%, ce qui laisse présager un surapprentissage;

un autre interpréteur humain aurait probablement obtenu un résultat inférieur. Le résultat sur le stade N1 est à relativiser car ce stade représente moins de 5 % du temps du sommeil total.

Stade de sommeil	Rappel	Concordance inter-scoreurs	Concordance intra-scoreurs	Autres Algorithmes Moyenne [Amplitude]
W	76,9 %	68-89 %	89-93 %	70,9 % [28,7 %-92,9 %]
R	61,8 %	78-94 %	72-88 %	84,7% [75,8%-100 %]
N1	1,3 %	23-74 %	18-42 %	36,9 % [0 %-66,5 %]
N2	54,7 %	79-90 %	76-85 %	84,5% [75%-93 %]
N3	67,9 %	69 %	55-75 %	65,3 %-100 %]

TAB. 1: Concordance par stade de sommeil et Comparaison de la concordance avec divers algorithmes

4 Conclusion

Nous avons donc montré l’efficacité de l’approche par fusion symbolique au traitement des signaux physiologiques. L’automatisation de cette tâche est une étape dans l’automatisation complet du processus de proposition de diagnostic pour lequel la fusion symbolique peut être appliquée, grâce à sa capacité à gérer l’hétérogénéité des sources, ce qui est souvent le cas dans les problèmes de support au diagnostic médical.

Références

- [1] H. Ma, B. Hu, J. Jackson, M andd Yan, and W. Zhao, “A hybrid classification method using artificial neural network based decision tree for automatic sleep scoring,” *World Academy of Science, Engineering and Technology*, vol. 79, pp. 279–284, 2011.
- [2] M. Merino, O. Rivera, I. Gomez, A. Molina, and E. Dorronzoro, “A method of eog signal processing to detect the direction of eye movements,” in *Proceedings of the 2010 First International Conference on Sensor Device Technologies and Applications*, SENSORDEVICES ’10, (Washington, DC, USA), pp. 100–105, IEEE Computer Society, 2010.
- [3] C. Berthomier, X. Drouot, M. Henman-Stoica, P. Berthomier, J. Prado, D. Bolar-Thire, O. Benoit, J. Matout, and M.-P. d’Ortho, “Automatic analysis of single-channel sleep eeg: Validation in healthy individuals,” *Sleep*, vol. 30, pp. 1587–1595, Nov 2007.
- [4] C. Berthomier, J. Prado, and O. Benoit, “Automatic sleep eeg analysis using filter banks,” *Biomed Sci Instrum*, vol. 35, pp. 241–6, 1999.
- [5] J.-S. Oh, H.-J. Park, J.-W. Seo, and K.-S. Park, “Automatic sleep scoring based on modular rule-based reasoning units and signal processing units,” in *2001 Conference*

⁴Système ®EMBLA
⁵Logiciel™Somnologica
⁶ $\kappa = \frac{A - Pr(e)}{1 - Pr(e)}$
⁷ $Rappel = \frac{VP}{VP + FP}$

Proceedings of the 23rd Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, pp. 1699–1702, Ieee, 2001.

and Reasoning (GKR 2009) of the 21st International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI 2009), 2009.

- [6] T. Al-ani, R. Kazbunda, and D. Novák, “Automatic sleep scoring based only on electrocardiogram records,” in *Proceedings of the 6th EUROSIM Congress on Modeling and Simulation [9-13 September, 2007, Ljubljana, Slovenia]*, 2007.
- [7] M. Hanaoka, M. Kobayashi, and H. Yamazaki, “Automatic sleep stage scoring based on waveform recognition method and decision-tree learning,” *Systems and Computers in Japan*, vol. 33, no. 11, pp. 1–13, 2002.
- [8] L. A. Fraiwan, N. Y. Khaswaneg, and K. Y. Lweesy, “Automatic sleep stage scoring with wavelet packets based on single eeg recording,” *World Academy of Science Engineering and Technology*, vol. 54, pp. 485–488, 2009.
- [9] J. F. Sowa, *Conceptual Structures: Information Processing in Mind and Machine*. Addison-Wesley, 1984.
- [10] T. Penzel, J. W. Kantelhardt, H. F. Becker, J. H. Peter, and A. Bunde, “Detrended fluctuation analysis and spectral analysis of heart rate variability for sleep stage and sleep apnea identification,” *Computers in Cariology*, pp. 307–310, 2003.
- [11] S. Güneş, K. Polat, and c. Yosunkaya, “Efficient sleep stage recognition system based on eeg signal using k-means clustering based feature weighting,” *Expert Syst. Appl*, vol. 37, pp. 7922–7928, Dec 2010.
- [12] C. Laudy, J.-G. Ganascia, and C. Sedogbo, “High-level fusion based on conceptual graphs,” in *10th International Conference on Information Fusion*, pp. 8–12, 2007.
- [13] N. Kerkeni, F. Alexandre, M. H. Bedoui, L. Bougrain, and M. Dogui, “Neuronal spectral analysis of eeg and expert knowledge integration for automatic classification of sleep stages,” *SEAS Transactions on information Science Applications*, vol. 2, no. 11, pp. 1854–1861, 2005. <http://www.wseas.org>.
- [14] B. V. Dasarathy, “Sensor fusion potential exploitation-innovative architectures and illustrative applications,” *Proceedings of the IEEE*, vol. 85, no. 1, pp. 24–38, 1997.
- [15] C. Iber, S. Ancoli-Israel, A. L. Chesson, and S. F. Quan, *The AASM Manual for the Scoring of Sleep and Associated Events: Rules, Terminology and Technical Specifications*. The American Academy of Sleep Medicine (AASM), Westchester, Illinois, USA, 1st ed. ed., 2007.
- [16] M. H. Silber, S. Ancoli-Israel, M. H. Bonnet, S. Chokroverty, M. M. Grigg-Damberger, M. Hirshkowitz, S. Kapen, S. A. Keenan, M. H. Kryger, T. Penzel, M. R. Pressman, and C. Iber, “The visual scoring of sleep in adults,” *Journal of clinical sleep medicine : JCSM*, vol. 3, pp. 121–131, mar 2007.
- [17] C. Laudy and J.-G. Ganascia, “Using maximal join for information fusion,” in *Proceedings of IJCAI-09 Workshop on Graph Structures for Knowledge Representation*