

IDENTIFICATION ET CARACTERISATION DES ETATS DE STRESS PAR UNE SEGMENTATION PROBABILISTE DES SIGNAUX DE L'ACTIVITE ELECTRODERMALE

Houda Bahri^{1,2}, Raja Ghazi¹, Faten Hussein³, Dhafer Malouche^{1,2}

¹Université Tunis El Manar, École Nationale d'Ingénieurs de Tunis
Unité de Recherche Signaux et Systèmes

houdabahri89@gmail.com

rjghozi@yahoo.com

dhafer.malouche@me.com

²Université de Carthage, École Supérieure de la Statistique et de l'Analyse de l'information

³Université de Carthage, École Nationale d'Architecture et d'Urbanisme de Tunis

faten.hussein@gmail.com

Résumé. L'activité électrodermale (AED) est une mesure physiologique objective du stress qui permet de qualifier l'état du système nerveux autonome (SNA). On parle souvent de la notion « d'états de stress », mais on n'a ni une information sur le nombre ni sur les caractéristiques de ces états chez une personne donnée dans une situation particulière. Ce travail a pour objectif d'identifier et de caractériser les états de stress ressentis chez une personne à partir de son AED. Les signaux traités sont ceux mesurés chez une personne âgée qui a été immergée dans des zones urbaines accidentogènes et qui souffre d'une perception auditive altérée par l'effet de l'âge, dite personne presbycusique. On suppose qu'une segmentation du signal AED peut aboutir à une identification des états de stress. Pour ce faire et face à l'absence d'informations *a priori* sur le nombre de segments recherchés, une modélisation du signal par une mixture de gaussiennes a été effectuée via l'algorithme *Expectation – Maximisation* (EM) et le critère BIC. Un segment peut être mieux représenté par deux ou plusieurs composantes gaussiennes que par une seule. Ainsi, un assemblage hiérarchique des composantes gaussiennes obtenues a été effectué tout en se basant sur un critère d'entropie pour déterminer le nombre optimal de segments. Les segments obtenus sont, à la fois, cohésifs et bien séparés. Cette méthode de segmentation a permis de donner une lecture intuitive et synthétique des signaux de l'AED.

Mots-clés. Signaux AED, segmentation, modèle de mélange de gaussiennes, algorithme EM, BIC, Entropie.

Abstract. Electro-dermal activity (EDA) is an objective physiological measure of stress that can describe the state of the autonomic nervous system (ANS). Oftentimes, we talk about human stress without being able to specify its levels in quantized form, nor are we clear about its characteristics for a given person in a given setting. This work aims to identify and characterize these states from person's AED. The processed signals are those measured in an elderly person who has been immersed in accident-prone urban areas and who suffers from an age-related hearing-loss called presbycusic person. We assume that an EDA signal clustering may lead to identify the stress states. Given the lack of *a priori* information on the number of EDA clusters, a modeling of the signal by a Gaussian mixture was performed via the EM algorithm and the BIC criterion. An EDA cluster may well be represented by two or more Gaussian components; therefore combining the Gaussian components hierarchically according to an entropy criterion was a solution to select the optimal number of EDA clusters. The resulting EDA clusters are, at the same time, cohesive and well separated. This clustering method has given an intuitive and synthetic reading of EDA signals, thereby could potentially be useful as part of personalized stress indicators.

Keywords. EDA signals, clustering, Gaussian mixture model, EM algorithm, BIC, entropy.

1 Introduction

L'activité électrodermale (AED) est une mesure objective de stress. Boucsein (1992) a donné une explication détaillée de ce phénomène, des méthodes de sa mesure et de ses différentes applications dans le domaine de la psychologie et de la médecine.

Ce signal physiologique mesuré d'une manière embarquée a fait l'objet de plusieurs travaux qui s'intéressent à la quantification du stress chez des populations différentes dans des situations particulières, comme chez les pilotes lors du pilotage d'avion en simulateur (voir Adhami et al. (2003)), chez les enfants autistes dans des conditions de vie quotidienne (voir Picard (2009)) ou encore chez des piétons presbycousiques durant leurs parcours en ville (voir Hussein (2012)).

Le présent travail s'intéresse aussi à cette mesure et a pour objectif d'identifier et de caractériser les états du stress ressenti par une personne dans une situation donnée à partir de son AED. Pour ce faire, on a effectué, en premier lieu, une modélisation du signal AED avec une mixture de gaussiennes via l'algorithme EM qui a été introduit par Dempster, Laird et Rubin (1977). En considérant que chaque composante gaussienne du modèle optimal obtenu selon le critère BIC de Schwarz (1978) représente un segment du signal, on risque de surestimer le nombre de segments. Alors on a procédé, en deuxième lieu, par assemblage hiérarchique des composantes obtenues en un nombre plus réduit de segments. Ce nombre est déterminé selon un critère d'entropie proposé par Baudry et al. (2010) et peut aussi être déterminé par le critère ICL de Biernacki et al. (2000). On a proposé, en dernier lieu, un outil d'analyse des signaux AED qui offre une caractérisation synthétique des états de stress.

2 Matériels et méthodes

Dans cette section on présente, en premier lieu, les signaux AED qu'on a utilisé dans la présente étude et on explique, en deuxième lieu, le principe de la méthode de segmentation effectuée.

2.1 Données

Les données utilisées dans ce travail ont été récoltées dans le cadre d'un travail de recherche architecturale traitant la relation entre l'espace urbain et la perception auditive de la personne âgée presbycousique qui le fréquente (Hussein (2012))¹. 20 sujets presbycousiques ont participé à l'expérience.

Dans le présent travail, on a utilisé les signaux AED d'un seul sujet qui est un homme âgé de 73 ans, qui souffre d'une surdité bilatérale de perception sévère et qui porte une prothèse auditive. Ces signaux, qui sont au nombre de trois, enregistrés durant trois parcours dans des zones urbaines accidentogènes de la capitale Tunis, à savoir :

- La traversée de deux sections non équipées de signalisations routières dans une zone appelée *Bab el Falla*. Cette zone est marquée par un embouteillage du à la présence d'un marché public.
- La traversée d'un grand rond-point de l'*Avenue Habib Bourguiba* qui joue le rôle de régulateur des flux de véhicules entrants et sortants de la capitale. On note la présence permanente d'un agent de circulation et de signalisations routières à cet endroit.
- La traversée d'un carrefour très animé et équipé par des feux de circulation à la zone de *Lafayette*. Les flux de voitures et de piétons sont expliqués par le caractère administratif de cette zone.

Les mesures de AED du sujet ont été assurées par un biocapteur sans fil, appelé *Q-Sensor*, qu'il portait autour de son poignet au cours des trois expériences. Cet appareil mesure, huit fois par seconde, la conductance de la peau (exprimée en *microSimens* (μS)).

¹ Il s'agit d'un travail mené dans le cadre d'un projet CMCU franco-tunisien (2009-2012) qui s'intitule « Perception altérée des ambiances sores dans l'espace urbain : apport des textures audio » et qui a réuni les équipes suivantes : CERMA, CRESSON, IRSTV, U2S et ERA.

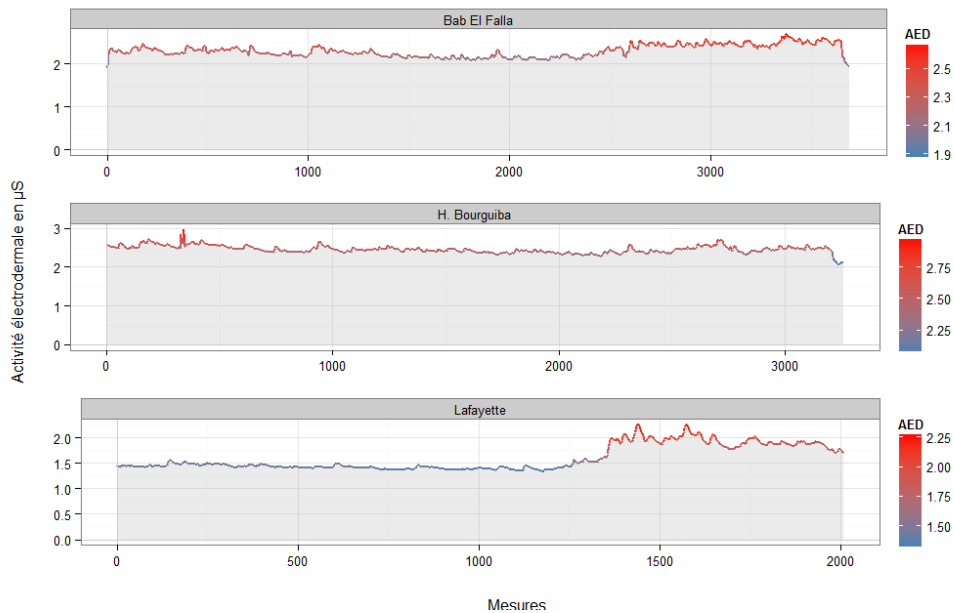


Figure 1 : Tracé des mesures de l'activité électrodermale du sujet presbycusique enregistrées durant ses parcours à Bab el Falla, avenue Habib Bourguiba et Lafayette.

Dans la figure 1, on représente le tracé des trois signaux EDA de notre sujet enregistrés dans chacune des zones : Bab el falla, avenue Habib Bourguiba et Lafayette. Le signal $AED_{Lafayette}$ montre deux paliers qui représentent, *a priori*, deux états de stress ; par contre les deux autres signaux ($AED_{Avenue Habib Bourguiba}$ et $AED_{Bab el Falla}$) ne donnent aucune information intuitive sur ces états.

La question qui se pose ici : y a-t-il une méthode qui permet de dégager ces états de stress à partir d'un signal AED?

2.2 Méthode

Un signal AED est une suite de mesures physiologiques qui quantifient l'état de la SNA. D'après Glasbey C (2001), la structure en multi-composantes du processus physique qui est à l'origine de ce type de données donne un caractère multi-modal à leur distribution empirique (voir Figure 2). Vu les fluctuations de ce signal qui proviennent de plusieurs origines, ces données sont supposées être des observations identiquement distribuées d'une variable aléatoire. Pour modéliser une distribution de probabilité multimodale, les modèles de mixture de gaussiennes sont largement utilisés (Costa, Boccignone et Ferraro (2012)).

Selon cette approche, on suppose que les mesures AED suivent une loi de mixture de gaussiennes dont les paramètres (les probabilités de mixtures, les moyennes et les variances de chaque composante gaussienne) sont estimés par maximum de vraisemblance via l'algorithme EM qui a été introduit par Dempster, Laird et Rubin (1977).

La détermination du nombre optimal de composantes gaussiennes K qui ajustent le mieux les mesures AED est celui qui maximise le critère *Bayesian Information Criterion* (BIC) de Schwarz (1978) qui est une fonction des paramètres estimés et des paramètres libres du modèle.

Partant de l'hypothèse qu'un segment du signal peut être mieux représenté par deux ou plusieurs lois normales que par une seule, Baudry et al. (2010) propose de faire un assemblage hiérarchique des composantes gaussiennes obtenues via l'algorithme EM et le critère BIC pour donner une segmentation plus fidèle aux données.

Le principe de cette méthode est de partir du nombre de segments K déterminé par le critère BIC et de fusionner, à chaque fois, les deux composantes qui minimisent un critère d'entropie.

Le nombre optimal de segments peut être déterminé à partir de graphique qui représente la variation de l'entropie en fonction du nombre de segments en utilisant le critère de coude.

3 Résultats

Dans cette partie, on propose de présenter, à titre d'exemple, les résultats de la segmentation du signal $AED_{Lafayette}$ puis de comparer entre les différents résultats obtenus pour les trois signaux.

3.1 Segmentation du signal $AED_{Lafayette}$

La représentation graphique de l'histogramme des fréquences des mesures de l' $AED_{Lafayette}$ dans la figure 2 montre une allure bimodale de la distribution empirique.

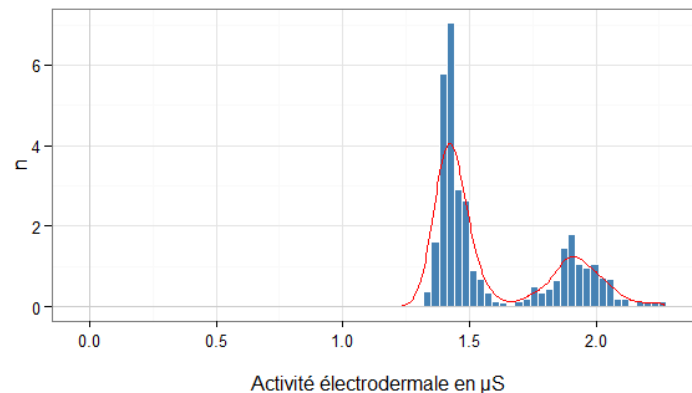


Figure 2 : Histogramme des fréquences et densité du signal AED enregistré à Lafayette

Pour modéliser ces mesures, on a utilisé l'algorithme EM pour les ajuster avec une mixture de gaussiennes. Pour une valeur maximale du critère BIC, le modèle optimal qui ajuste le mieux les mesures $AED_{Lafayette}$, est un modèle univariée de mixture de cinq gaussiennes à variances inégales. La figure 3 montre les densités de ces composantes gaussiennes tout en indiquant leurs paramètres. Dans ce graphique, on remarque que les trois premières composantes gaussiennes ont des moyennes très proches et des variances faibles et elles sont nettement séparées des deux autres composantes.

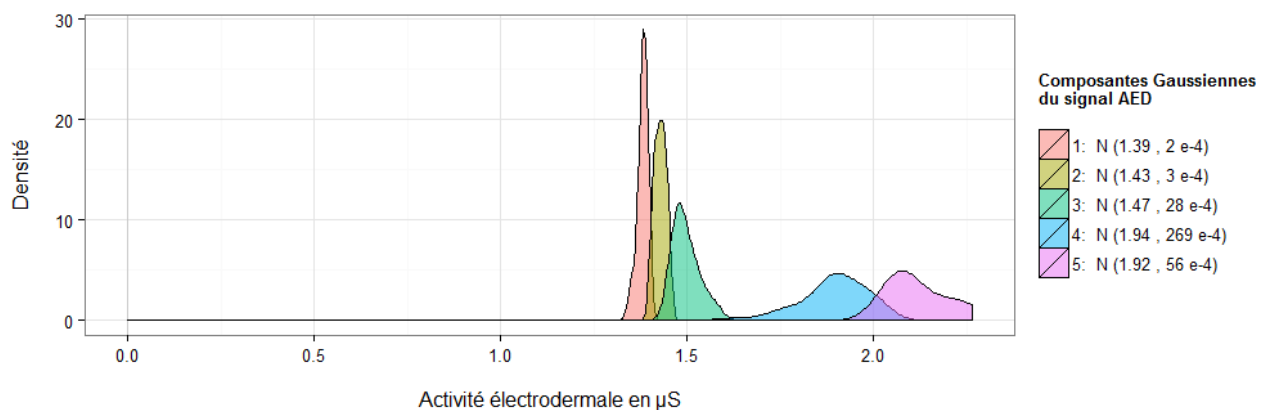


Figure 3 : Densités des composants gaussiens obtenus selon le BIC du signal AED enregistré à Lafayette

Pour obtenir des états de stress significatifs, on a fusionné les composantes gaussiennes qui minimisent un critère d'entropie présenté dans la section précédente.

Un graphique qui représente la croissance de l'entropie en fonction du nombre de segments (ou états de stress) a été nécessaire pour déterminer le nombre optimal de segments du signal $AED_{Lafayette}$. Dans la figure 4, on représente les densités des segments obtenus, qui sont au nombre de deux et qui représentent les deux états de stress ressentis par notre sujet durant son parcours dans la zone Lafayette.

On constate que notre sujet est dans son premier état de stress quand les mesures de son AED sont inférieures à $1,6 \mu S$ et il est dans son deuxième états de stress sinon.

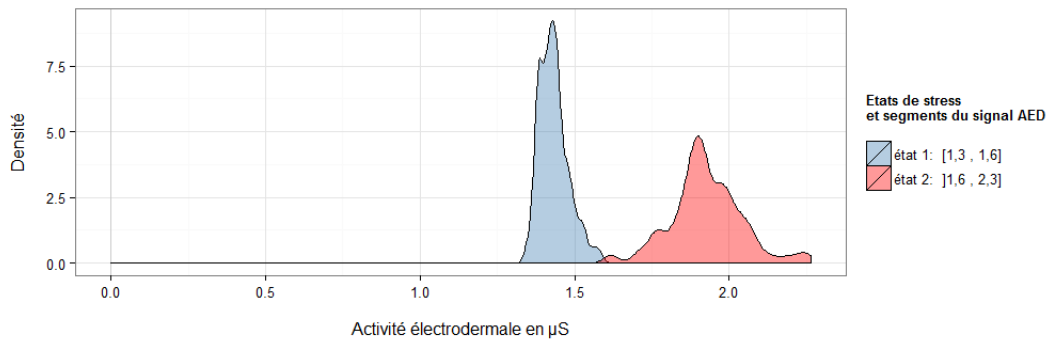


Figure 4 : Densités des segments du signal AED selon l'entropie du signal AED enregistré à Lafayette

3.3 Caractérisation des états de stress

Pour voir si les états de stress de notre sujet presbyacousique sont influencés par la configuration urbaine, on a segmenté les trois signaux $AED_{Bab\ el\ Falla}$, $AED_{Avenue\ Habib\ Bourguiba}$ et $AED_{Lafayette}$ avec la même méthode et on a obtenu respectivement : quatre états de stress dans les deux premières zones et deux états seulement à la dernière zone.

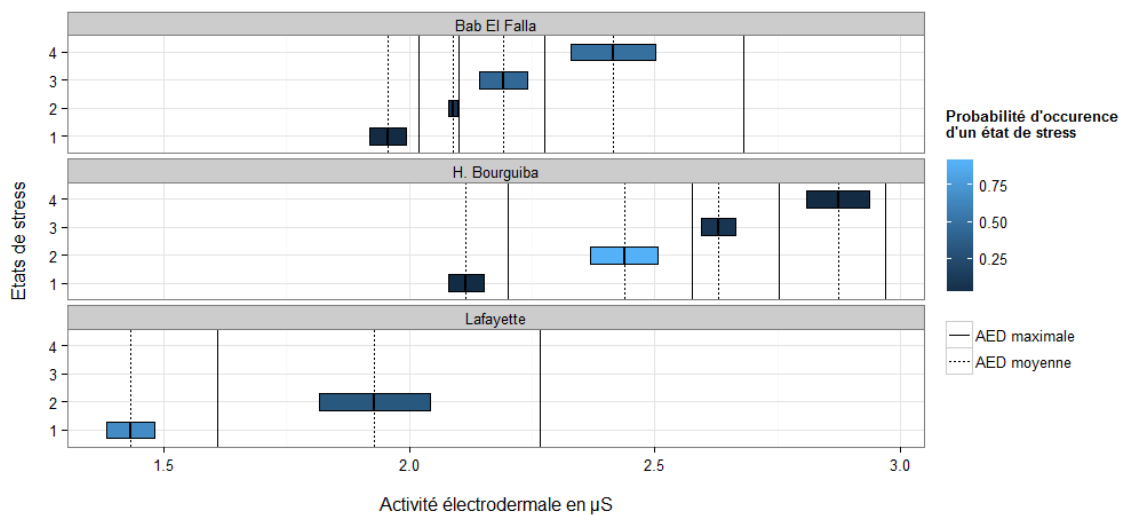


Figure 5 : Représentation des niveaux de stress en fonction de l'AED dans les trois zones urbaines

Une fois que les états de stress ont été identifiés, il est judicieux de les caractériser pour pouvoir affiner l'analyse du stress. Dans la figure 5 on donne une caractérisation, selon la région, de chaque état de stress par sa fourchette des mesures d'AED, sa moyenne, sa variance et sa probabilité.

Dans ce graphique, on remarque que notre sujet est globalement moins stressé à Lafayette, il passe par deux états de stress dont le plus probable ($0,67$) est le premier avec une AED moyenne de $1,43 \pm 0,05 \mu S$. Le passage vers un deuxième état de stress plus élevé d'AED moyenne $1,23 \pm 0,11 \mu S$ peut être expliqué par la traversée de notre sujet d'un rond-point très animé de Lafayette.

On remarque qu'avec le même nombre d'états de stress, le comportement du sujet peut varier d'une situation à une autre. En effet, à l'avenue Habib Bourguiba, il est fortement probable ($0,9$) que notre sujet soit dans son premier état de stress de valeur moyenne d'AED égale à $2,44 \pm 2,07 \mu S$ et il est très faiblement probable ($0,01$) qu'il soit dans son quatrième état de stress de valeur maximale d'AED égale à $2,97 \mu S$. Cet état de stress maximal peut être expliqué par la survenance d'événements, sonores ou autres, signalant un danger. Par contre dans la zone Bab el Falla, on peut constater que notre sujet oscille entre ses quatre états de stress.

4 Conclusion

Partant des mesures de l'activité électrodermale qui est une mesure objective du stress et voulant vérifier l'hypothèse d'existence « d'états de stress », une méthode de segmentation probabiliste basée sur l'algorithme EM a montré sa performance dans la modélisation de ce signal avec une mixture de gaussiennes et dans l'identification par la suite des états de stress ressentis par la personne en question. À partir de ce résultat, on a proposé une représentation graphique de ces états qui permet une lecture intuitive du signal et une caractérisation synthétique des différents états. Les résultats obtenus pour des mesures de l'activité électrodermale chez une personne presbycusique enregistrées durant son parcours en ville a montré que le nombre et les caractéristiques de ses états de stress changent selon la configuration urbaine et les conditions de l'expérience.

La méthode de segmentation et l'outil d'analyse proposés dans ce travail peuvent être utilisés dans diverses applications en comparant les états de stress chez une personne dans différentes situations ou encore chez plusieurs personnes dans une même situation.

4 Remerciement

Nous tenons à remercier Pr. M. Jaïdane (U2S- Dept TIC, ENIT) pour ses conseils et son appui pour l'accomplissement de ce travail.

Bibliographie

1. Boucsein, W., (1992), *Electrodermal Activity*, Springer, 1st edition, 460 p.
2. Adhami, R., Andrasik, F., Cox, P.G., Jovanov, E., O'Donnell, A., Raskovic, D., Stress monitoring using a distributed wireless intelligent sensor system, *IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine*, 22(3), 2003, pp.49-55.
3. Picard, R.W., (2009), Future Affective Technology for Autism and Emotion Communication, *Philosophical Transactions of the Royal Society B: Biological Sciences*, Vol. 364, pp. 3575-3584.
4. Hussein, F., (2012), Construction et expérimentation d'un protocole pour le traitement des ambiances sonores adapté aux personnes âgées presbycusiques, thèse en cotutelle Université de Carthage – Ecole Centrale de Nantes, 333 p.
5. Glasbey, C., (2001), Non-linear autoregressive time series with multivariate gaussian mixtures as marginal distributions, *Journal of the Royal Statistical Society: Series C (Applied Statistics)* 50: 143–154.
6. Costa, T., Boccignone, G., Ferraro, M., (2012), Gaussian Mixture Model of Heart Rate Variability, *PLoS ONE*, 7(5): e37731.
7. Dempster, A., Laird, N., Rubin, D., et al., (1977), Maximum likelihood from incomplete data via the EM algorithm, *Journal of the Royal Statistical Society, Series B (Methodological)* 39: 1–38.
8. Schwarz, G. (1978), Estimating the Dimension of a Model, *The Annals of Statistics*, 6, 461–464. [334]
9. Baudry, J.-P., Raftery, A. E., Celeux, G., Lo, K. and Gottardo., R., (2010), Combining mixture components for clustering, *Journal of Computational and Graphical Statistics*, 19(2):332-353.
10. Biernacki, C., Celeux, G. and Govaert, G. (2000), Assessing a Mixture Model for Clustering With the Integrated Complete Likelihood, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 22, 719-725. [333-335,342]