Analyse du signal thermique dans un environement intelligent pour detecter la présence humaine

Toufik Guettari, Jérôme Boudy, Badr-Eddine Benkelfat, Jean-Louis Baldinger, Pascal Doré, Dan Istrate

▶ **To cite this version:**

Toufik Guettari, Jérôme Boudy, Badr-Eddine Benkelfat, Jean-Louis Baldinger, Pascal Doré, et al.. Analyse du signal thermique dans un environement intelligent pour detecter la présence humaine. Journées d'Etude en TéléSanté (JETSAN 2014), Jun 2014, Troyes, France. pp.1 - 6. hal-01459133

HAL Id: hal-01459133
https://hal.science/hal-01459133

Submitted on 7 Feb 2017

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.

Analyse du signal thermique dans un environement intelligent pour detecter la présence humaine

T. Guettari, J. Boudy , BE. Benkelfat, JL. Baldinger
Institut Mines-Télécom
Télécom SudParis
Evry, France

P. Doré
L'entreprise LEGRAND
DIST/Recherche
Limoges, France

D. Istrate
ESME SUDRIA
PRISM
Ivry sur Seine, France

***Abstract*— Les technologies dédiées à l'assistance à l'autonomie pour personnes dépendantes, est un vaste sujet de recherche. En 2020, deux personnes âgées sur trois vivront de manière dépendante chez elles. Ce papier propose des méthodes de traitement de signaux thermiques afin de détecter la présence humaine dans un habitat intelligent. Des méthodes de détection de ruptures et de classification [de signaux à l'aide des modèles] statistiques ont été proposées et expérimentées.**

Keywords—présence humaine;régression linéaire; régréssion non linéiare;classification non supervisée; capteur thermique

I. INTRODUCTION

La croissance progressive des besoins des personnes âgées représente un enjeu majeur pour les établissements de santé. Les maisons de retraite qui souffrent de la pénurie de ressources humaines et financières, portent leurs espoirs sur des systèmes innovants de télévigilance.

Pour cela, le concept d'habitat intelligent se développe [1], depuis quelques années. Des systèmes de confort et surveillance des personnes âgées utilisant des capteurs pyro électriques sont apparus. Cette technologie s'appuie sur des capteurs installés dans le lieu de vie de la personne, des moyens de télécommunication et des interfaces homme-machine afin de présenter les informations pertinentes sur l'état du résident au personnel de soins.

Afin de développer et tester une supervision intelligente qui convertisse les données « brutes » de l'installation en informations intelligibles, des plateformes de télévigilance et des systèmes de monitoring ont été expérimentés aussi bien dans des projets européens [3] que dans des projets nationaux [2]. Les tests de ces systèmes ont mis en évidence des insuffisances techniques pour atteindre l'objectif espéré. Parmi ces insuffisances, la détection de la présence humaine dans son lieu de vie, notamment, la détection d'une personne immobile.

II. ETAT DE L'ART

Plusieurs solutions existent dans l'état de l'art. Les systèmes de détection de mouvement à base de Doppler ont été utilisés, depuis les années 1970 [4]. Des capteurs pyro électriques ont été mis en œuvre afin de détecter et localiser la personne dans son lieu de vie [5]. Des systèmes à base de caméra vidéo ont été exploités afin de localiser et suivre [6] la personne supervisée. L'analyse sonore a été exploitée afin de classer les événements sonores [7] et de localiser la source de l'événement [8]. Des techniques de fusion multimodales ont été expérimentées afin de localiser la personne dans son lieu de vie. Ces techniques combinent les capteurs pyro électriques et les capteurs sonores [9]. Dans le projet CAPTHOM [10], des systèmes multi-capteurs ont été mis en œuvre pour détecter la présence humaine, dans l'objectif d'identifier une situation d'urgence. D'autres technologies ont été utilisées comme la détection de vibrations. Le principal inconvénient de ces systèmes est le taux élevés de fausses alarmes et la non-détection des personnes immobiles.

III. LA TECHNOLOGIE DU CAPTEUR DE PRESENCE

Le capteur est un détecteur thermique basé sur l'absorption des rayonnements infrarouges par un transducteur. Ces rayonnements se transforment en chaleur. Les variations du flux thermique d'un transducteur génèrent une tension sous forme d'un signal électrique selon l'effet Seebeck.

A. Rayonnement électromagnétique d'origine thermique

Des propriétés de surfaces et de la matière sont accessibles grâce à l'étude du rayonnement thermique généré par les objets. Tous les corps (solides, liquides, gazeux) dont la température est supérieure à zéro absolu émettent un rayonnement électromagnétique appelé «rayonnement thermique». Donc en fonction de leurs températures, ces matériaux émettent spontanément un rayonnement infrarouge. Une loi d'émission de la température gère ce rayonnement.

B. Loi de Wien

La longueur d'onde correspond au maximum de rayonnement thermique pour une température T [11]. Le capteur thermique réagi aux rayonnements infrarouges d'origine thermiques générés par l'être humain.

$$\lambda_{\max}.T = 2898$$

La température de la peau humaine T = 309 K

$$\lambda_{\max} \approx 9.4\mu m$$

Selon la température, ce rayonnement possède des longueurs d'onde visibles, infrarouges, ultraviolettes, etc.…

Le rayonnement thermique est un mécanisme fondamental de transfert de chaleur (avec la convection et la conduction). L'origine de ce phénomène est l'agitation atomique et moléculaire.

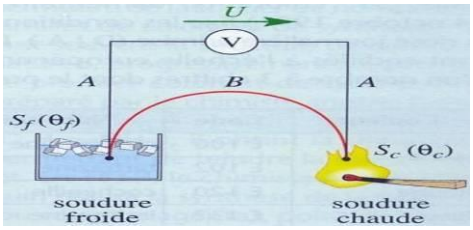

Fig 1: L'effet seebeck

C. *L'effet Seebeck*

L'effet Seebeck ou l'effet thermoélectrique [12] est un phénomène qui génère un champ électrique entre deux points d'un métal conducteur ou semi-conducteur. Une différence de voltage est provoquée par l'inégalité de la température des deux points de métal. La tension générée grâce à ce phénomène est proportionnelle à la différence de température. Le coefficient de proportionnalité est appelé coefficient de Seebeck. Un coefficient propre à chaque métal.

La mesure de température des objets peut se faire en s'appuyant sur ce phénomène de Seebeck. On utilise deux soudures, une soudure est aspergée dans un verre de glaçon à zéro degré, ce qu'on appel la soudure froide, et la deuxième soudure est la soudure chaude qui nous permet de mesurer la température grâce à la tension générée entre les deux soudures.

Afin de générer une tension assez importante, nous avons utilisé une thermopile qui regroupe un ensemble de thermocouples. Le signal électrique généré par un thermocouple seul est assez faible et l'utilisation d'un amplificateur de signal risque d'amplifier le bruit. Pour cela, on utilise la thermopile au lieu d'utiliser le thermocouple dans les différentes applications.

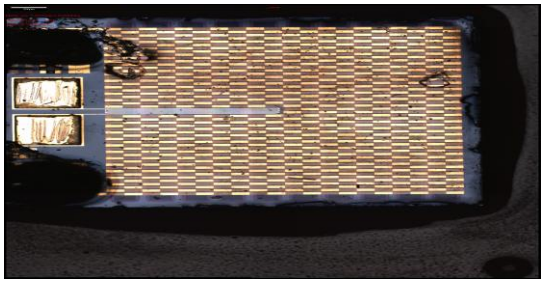
Fig 2: Thermopile

IV. PROBLIMATIQUE ET OBJECTIFS

Un capteur de température destiné à intégrer une installation domotique. Ce capteur produit deux informations, une mesure pyrométrique (mesure de température à distance), et également une mesure de la température de l'environnement. Le capteur échantillonne en permanence (24/24 365 jours par an) à une vitesse de 4 doubles mesures par seconde. L'objectif est d'extraire de cette masse de données, fortement bruitées par ailleurs, des informations intelligibles (et compactes).

La problématique consistait à détecter la présence (ou l'absence) d'êtres humains dans une pièce donnée, à partir de deux séries temporelles de températures calculées par un capteur installé dans la pièce. Ces deux températures sont la température ambiante de la pièce et la température du capteur.

V. METHODOLOGIE

Afin de pouvoir atteindre les objectifs et répondre à la problématique mentionnée dans le paragraphe précédent, nous avons suivi une méthodologie composée de cinq étapes :

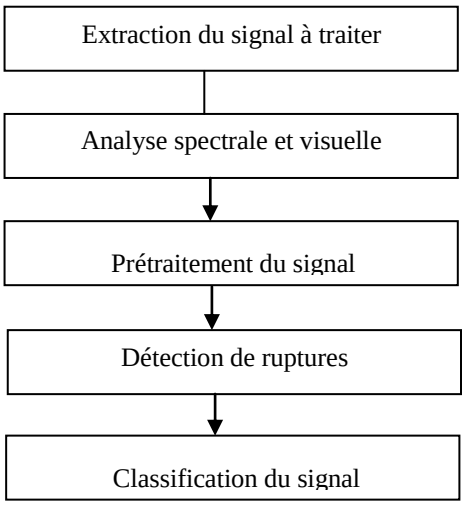

Fig 3 : les différentes étapes de traitement du signal

A. *Extraction du signal à traiter*

Afin de pouvoir refléter et caractériser les variations thermiques produites dans une pièce de l'habitat, nous avons soustrait la température cible de la température ambiante. Ces variations thermiques sont générées par la présence, les mouvements ou la sortie de la personne de son lieu de vie. La température cible est mesurée grâce aux reflets infrarouges générés par l'être humain et la température ambiante reflète la température de l'environnent de la personne.

B. *Analyse Spectrale et visuelle*

Avant de commencer à traiter le signal, afin d'extraire des informations utiles, nous procédons à l'analyse visuelle et fréquentielle du signal à traiter.

C. *Prétraitement du signal*

Cette étape représente le premier traitement opéré sur le signal. Elle consiste à éliminer toutes les mesures aberrantes et atténuer le niveau de bruit sans altérer les informations utiles. Dans cette étape nous utilisons le filtre médian pour nettoyer le signal de ses aberrations et les ondelettes pour éliminer le bruit.

D. *Détection de la rupture*

A l'aide des modèles statistiques, nous avons procédé à la détection des ruptures générées par la présence, les mouvements ou la sortie de la personne de son lieu de vie. Pour cela, nous avons expérimenté des modèles de type ARMA, ainsi que le Perceptron multi couches. Le calcul de la variance classique a été utilisé afin de segmenter le signal.

E. *Classification du signal*

Dans l'objectif de distinguer entre la présence et l'absence de la personne âgée, nous avons expérimenté et combiné des approches statistiques supervisées et non supervisées de type k-moyennes et k plus proches voisins afin de obtenir un algorithme de classification adaptatif.

VI. EXTRACTION DU SIGNAL A TRAITER

Le calcul de la différence entre la température cible et la température ambiante, nous permet d'avoir un seul paramètre qui intègre les deux mesures générées par la thermopile. Ce paramètre est un indicateur du changement thermique dans la pièce, sans tenir compte des changements de la température de l'environnement de la personne. Sur la figure ci-dessous, on remarque que ce paramètre permet de distinguer les périodes d'absence des périodes de présence de la personne dans le salon.

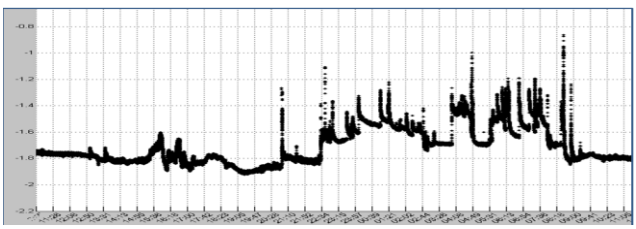

Fig 4 : Le calcul de la différence entre la cible et la température ambiante

VII. ANALYSE DU SIGNAL

A. *Analyse visuelle*

Après une première analyse visuelle, le signal généré par notre capteur thermique, pendant une nuit ou une journée, est non stationnaire. L'analyse visuelle a permet de mettre en évidence la non stationnarité et des asymétries du signal global. En revanche, ce signal peut être partitionné en zones stationnaires (homogènes).

B. *Analyse spectrale*

Afin d'étudier les caractéristiques fréquentielles du signal, nous avons utilisé les FFT pour différentes fenêtres d'analyse.

Sur les deux figures 5 et 6, nous pouvons situer la rupture du signal générée par la présence humain. Nous remarquons que cette rupture est caractérisée par une fréquence haute. En termes de détection de rupture, l'analyse fréquentielle avec une fenêtre de 32 points est plus significative que l'analyse avec une fenêtre de 16 points (voire les figures ci-dessous).

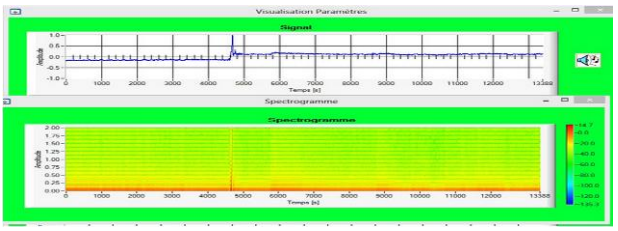

Fig 5: Spectrogramme avec une fenêtre de 16 points

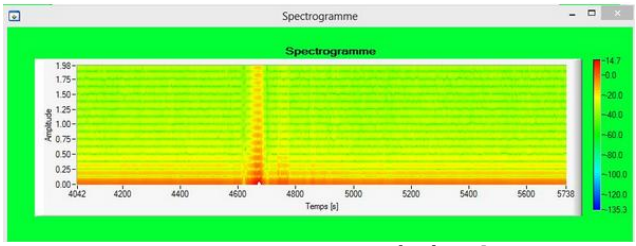

Fig 6 : Spectrogramme avec une fenêtre de 32 points

VIII. PRÉTRAITEMENT DU SIGNAL

A. *Le filtre median*

Le filtre médian est un type de filtre non linéaire qui s'applique sur une fenêtre de L échantillons (L représente la longueur de la trame et c'est un nombre impaire). Ce filtre délivre comme sortie la valeur correspondante à l'indice [13] après avoir ordonnées les L valeurs dans un ordre croissant ou décroissant. Ce filtre est non linéaire et non causal de type passe bas.

Le filtre médian à 3 points permet d'éliminer les pics qui correspondent aux données aberrantes. L'application de filtre médian sur une fenêtre de taille supérieur à 3 points élimine aussi ces pics. Donc le choix de la taille de la fenêtre d'analyse N dépend des traitements à effectuer sur la sortie de ce filtre.

B. *La décomposition en ondelettes*

Les ondelettes que l'on utilise souvent dans le cadre du traitement du signal monodimensionnel discret sont les ondelettes de Daubechies [14]. Concernant la transformée rapide en ondelettes (DWT), les fonctions sont définies par un jeu d'indice appelé : coefficients des filtres en ondelettes.

Les ondelettes de Daubechies à support compact sont décrites dans [15]. Ce sont des fonctions à p moments nuls et leur régularité augment avec p.

Le débruitage du signal en utilisant les ondelettes est une méthode non linéaire et non paramétrique. Cette forme non linéaire introduite par les ondelettes offre un moyen efficace pour éliminer le bruit sans altérer les informations utiles telles que la rupture du signal générée par la présence humaine. Avant d'utiliser des modèles statistiques pour extraire une information significative, et afin d'éviter le sur-apprentissage provoqué par l'apprentissage des signaux bruités, nous avions débruité notre série temporelle.

Afin de débruiter le signal, nous exploitons la transformée en ondelettes discrète pour décomposer la série chronologique. On transforme le signal en ondelettes, puis on élimine toutes les résolutions, les coefficients inferieurs à un certain seuil déterminé par différentes manières [16]. Ensuite, on reconstruit le signal avec les coefficients restants (figure 7) [17].

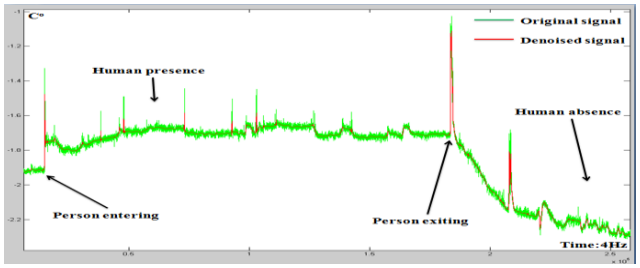

Fig 8: Résultat de débruitage du signal par les ondelettes

IX. DETECTION DE LA RUPTURE ET CLASSIFICATION DES SIGNAUX A L'AIDE DES MODELE STATISTIQUES

La modélisation des processus aléatoires permet de décrire l'évolution d'une grandeur physique en fonction du temps. La modélisation de ces processus aléatoires a pour objectif de déceler des tendances et déterminer des caractéristiques liées à ce système.

L'application de ces techniques de modélisation sur le signal généré par le capteur thermique, nous permettra d'analyser la série chronologique et d'interpréter ses différentes variations subites à des instants précis. Dans un premier temps nous avons expérimenté les modèles ARMA pour modéliser la stationnarité du signal. La deuxième section présente la modélisation non linéaire du signal. Des réseaux de neurones ont été utilises pour explorer un pattern non linéaire.

L'analyse visuelle nous a permis de mettre en évidence la non linéarité du signal généré pendant une journée, mais, des périodes de stationnarité peuvent être distinguées. Par conséquent, il peut être possible d'envisager une stationnarité "par morceaux", c'est-à-dire que le processus serait à peu près stationnaire sur des intervalles de temps fixés. Il ne reste plus alors qu'à modéliser cette composante stationnaire.

A. *La segmentation du signal*

Afin de segmenter notre série temporelle, on commence en premier lieu par chercher à déterminer s'il existe des variations en moyenne et en variance. Cela permet de démontrer la non stationnarité du signal à traiter. Une fois la base de données, contenant les relevés de température générés par le capteur thermique, "nettoyée", on peut tester des méthodes de segmentation des séries temporelles.

Notre méthode de segmentation s'appuie sur la détection de ruptures [19] du signal en variance [18]. afin de situer les composantes stationnaires de ce dernier. Cette étape fractionne la série temporelle en plusieurs épisodes. Un épisode est situé entre deux mouvements produits lors de l'intrusion du sujet dans son lieu de vie. Par conséquent le fractionnement du signal est basé sur la détection de mouvements de la personne dans son lieu de vie.

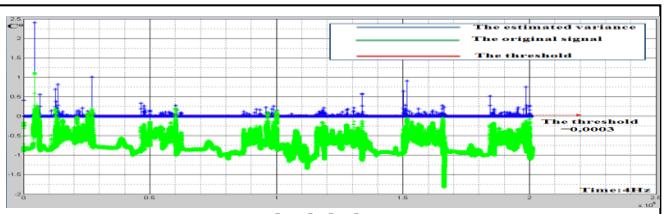

Fig 9: Calcul de la variance

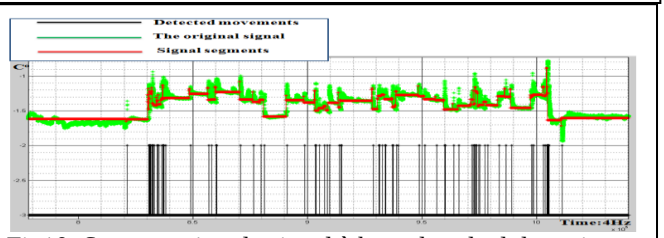

Fig10: Segmentation du signal à base de calcul de variance

B. *Le modèle ARMA, AR et MA*

Les modèles ARMA (Auto régressifs à moyenne ajustée) permettent de rendre compte du comportement d'un grand nombre de processus aléatoires stationnaires.

Les Modèles ARMA [20] permettent d'approcher une série temporelle uni-variée ou multi-variée. Dans notre cas, nous appliquerons des techniques relatives aux séries temporelles uni-variées. On considère les températures mesurées comme un ensemble d'observations discret sur lequel nous développerons ces techniques.

De multiple modèles ARMA peuvent être élaborés. Afin de sélectionner un modèle, qui se généralise à d'autres séries chronologiques de même type, nous séparerons deux ensembles de données d'un même segment. Le premier ensemble nous sert à établir les paramètres du modèle et le deuxième ensemble d'observations, nous permettra d'estimer la capacité de "généralisation" du modèle.

Au début de l'analyse du processus, le choix de l'ordre du modèle *(p,q)* se fait de manière arbitraire , comme nous ne disposons pas d'une méthode permettant de définir les valeurs de p et q. L'étape suivante s'appuie sur la méthode Levinson Durbin pour estimer et ajuster les coefficients du modèle. L'estimation des coefficients du modèle génère une erreur d'estimation. La troisième étape consiste à tester le modèle élaboré sur les données de test. La dernière étape de modélisation permet d'estimer la performance du modèle

élaboré en calculant les résidus (la différence entre la valeur prédite par le modèle et la valeur mesurée). Nous utilisons la variance d'erreur d'estimation des coefficients du modèle afin

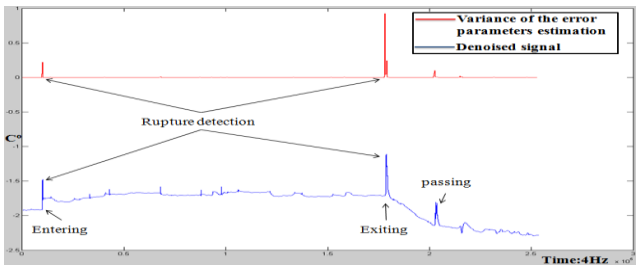

Fig 11: Résultat d'application du modèle ARMA(2,0)

de détecter les ruptures du signal

C. *Réseau de neurones : Perceptron multi couche*

Un réseau de neurones sans couche cachée est uniquement capable de classifier les données linéairement séparables ou opérer une régression linéaire. En revanche, le perceptron multi couches non linéaire comprend au moins trois couches: la première couche est appelée la couche d'entrée (le nombre de ses neurones correspond au nombre de variables explicatives d'une donnée). La dernière couche est la couche de sortie (le nombre de ses neurones correspond au nombre de variables explicatives d'une donnée de sortie). Une couche intermédiaire, appelée la couche cachée, c'est celle qui sépare la couche d'entrée de la couche de sortie. Son nombre de neurones définit le niveau de complexité du processus à modéliser (le niveau de fluctuation du processus). En outre, la couche d'entrée et la couche cachée contiennent un neurone supplémentaire, appelé le neurone biais. Ce neurone a une valeur fixe et joue le même rôle que l'ordonnée à l'origine des modèles de régression classiques. Normalement, chaque noud d'une couche est relié avec tous les autres nouds de la couche suivante par un paramètre appelé poids.

Afin de sélectionner l'architecture du réseau MLP, nous avons découpé notre base de données en trois ensembles: un ensemble d'apprentissage contenant 3 jours d'enregistrement, un ensemble de validation contenant une journée d'enregistrement et un ensemble de test représentant également une journée d'enregistrements. L'ensemble de test permet d'estimer la performance du modèle élaboré. L'architecture choisie est représentée dans le tableau suivant :

Nbr in	Nbr hidden	Nbr out
13	1	1

Les erreurs générées à l'élaboration de ce modèle :

Nbr itér	Erreur d'apprentissage	Erreur de validation	Erreur de test
2000	***2.5695***	***5.1365***	***25.8064***

L'erreur d'apprentissage nous permet d'optimiser les paramètres du modèle, la méthode de rétro propagation du gradient est utilisée pour estimer un minimum local. Par conséquent, les paramètres d'initialisation jouent un rôle majeur. Afin de choisir l'architecture du modèle, l'erreur de validation nous permet de choisir le nombre de nœuds dans la couche cachée. L'erreur de test reflète la performance de notre modèle.

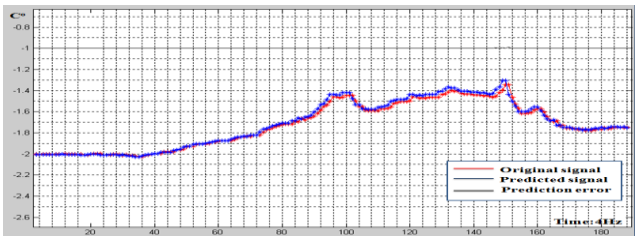

Fig 12 : Résultat de la prédiction du réseau de neurone

Nous utilisons l'erreur de prédiction du réseau de neurones afin de détecter la rupture.

A. *La méthode de classification automatique :des k-moyennes*

La méthode des k-moyennes figure parmi les méthodes de quantification vectorielles les plus utilisées. Avant de détailler l'application de cette méthode sur les données thermiques produites par notre capteur thermique, il nous semble nécessaire de présenter son principe et ses concepts mathématiques :

$$\mathrm{I}(W,X)=\sum_{z_i\in \mathrm{A}}\left\|z_i-w_{X(z_i)}\right\|^2=\sum_{c} I_c$$

Avec

$$\mathrm{I}_c=\sum_{z_i\in \mathrm{A}}\left\|z_i-w_c\right\|^2$$

Cette méthode consiste à déterminer l'ensemble des vecteurs référents *W* et la fonction d'affectation *X* en minimisant la fonction du coût :

La quantité *Ic* représente l'inertie d'un sous-ensemble de données Pc par rapport à un vecteur wc la minimisation de I revient implicitement à former une partition des observations en sous-ensembles compacts.

Les k-moyenne procèdent de façon itérative afin de minimiser la fonction d'inertie *I*. la figure 13 nous montre les

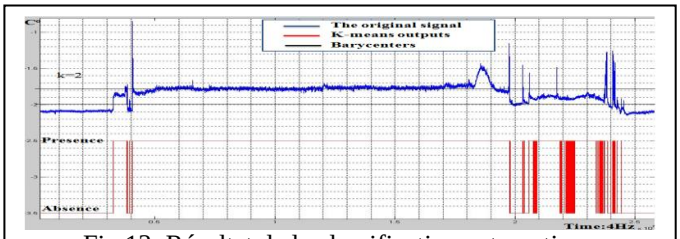

Fig 13: Résultat de la classification automatique

regroupements générés par cette méthode.

B. *La méthode de k-plus-proches voisins*

Afin de construire un modèle de classification, nous avons utilisé la méthode KNN [20]. Après l'utilisation de la méthode K-moyennes pour séparer deux ensembles d'observations, nous devons identifier un modèle de classification afin de distinguer entre ces deux classes. La méthode KNN est un algorithme supervisé, par conséquent, chaque groupe de données généré par le modèle des k-moyennes a été étiqueté à l'aide d'autres capteurs tels que le capteur sonore et les détecteurs de mouvement. Afin d'élaborer le modèle de classification et estimer ses performances, nous avons utilisé une base de données enregistrée dans des conditions réelles pendant 5 jours.

	Les classes estimées	
Les classes réelles	***Présence***	***Absence***
Présence	1782860	20118
Absence	50320	18702

Les résultats montrent que le taux de faux positif est 2,71% et le taux de faux négatif est de 1,09%. Donc, le taux de faux positif est supérieure au taux de faux négatif, cela est dû à l'inertie thermique de la pièce qui se refroidir lentement. Sans oublier, que cela dépend de la position des capteurs thermiques et le nombre de personnes entrants ou sortants de la pièce.

C. *Discussion*

La pente de la dérive et la différence entre la température moyenne basse et la température moyenne haute influencent la performance du modèle de classification.

Donc une différence importante entre la température moyenne basse et la température moyenne haute facilite la discrimination entre la présence et l'absence de la personne dans son lieu de vie. De plus, comme le montre la figure ci-dessous, plus la pente de la dérive du signal est lente plus nous avons d'erreurs.

La montée de la température provoquée par la présence humaine génère une dérive brutale, par conséquent, nous avons moins d'erreur. Dans notre cas, nous avons 1.07% d'erreurs selon notre base de données analysée.

La sortie de la personne de son lieu de vie génère une dérive moins brutale due à l'inertie thermique de la pièce, par conséquent, nous avons plus d'erreur. Dans notre cas, nous avons 3.6% d'erreurs selon notre base de données analysée. Cela reste toujours dépendant de nombre de personnes et de positionnement des capteurs thermiques.

X. CONCLUSION

Le problème majeur de cette méthode de classification adaptative non supervisée est la nécessitée de disposer de l'ensemble des séries temporelles à traiter. Néanmoins, dans la plupart des cas, il sera possible d'apprendre les paramètres du modèle sur un historique des données et d'utiliser celui-ci pour réaliser en ligne la classification des mesures produites par le capteur. Il faudra cependant veiller à s'assurer que les paramètres pré-calculés restent pertinents pour traiter les nouvelles données et éventuellement procéder aux réactualisations nécessaires de ces paramètres.

References

[1] S. Katz, T. D. Downs, H. R. Cash, and R. C. Grotz, "Progress in development of the index of ADL", The Gerontologist, 1970, p. I, 20-30.

[2] www.quovadis.ibisc.univ-evry.fr

[3] www.CompanionAble.net

[4] J.C. Lin : 'Non-invasive microwave measurement of respiration,' Proc. IEEE, vol. 63, p. 1530, 1975.

[5] Eric Campo, Sylvain Bonhomme, Marie Chan, Daniel Esteve :' Remote tracking patients in retirement home using wireless multi sensor system'

[6] D. Wesierski, P. Horain, and Z. Kowalczuk. EBE : 'Elastic Blob Ensemble for coarse human tracking.' In International Conference on Image Processing, pages 1625-1628, 2012a

[7] D. Istrate, E. Castelli, M. Vacher, L. Besacier, J. F. Serignat : ' Information Extraction from Sound for Medical Telemonitoring ', IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine, vol. 10, no. 2, april 2006

[8] K. Freiberger : ' Development and Evaluation of Source Localization Algorithms for Coincident Microphone Arrays' Diploma Thesis, Institute of Electronic Music and Acoustics (IEM), Univeristy of Music and Performing Arts Graz, Austria

[9] T. Guettari, P.Aguilar, J. Boudy, H. Medjahed, D. Istrate, J-L. Baldinger, I. Belfeki, M.Opitz, M. Maly-Persy : 'Multimodal Localization in the Context of a Medical Telemonitoring System' 32nd Annual International Conference of the IEEE EMBS Buenos Aires, Argentina, August 31 -September 4, 2010 978-1-4244-4124-2

[10] D.Brulin , E. Courtial ,G.Allibert :'Position Estimation Joint 48th IEEE Conference on Decision and Control and 28th Chinese Control Conference Shanghai, P.R. China, December 16-18, 2009 978-1-4244-3872-3

[11] Theodore L. Bergman, Adrienne S. Lavine , Frank P. Incropera, David P. DeWitt : 'Fundamentals of Heat and Mass Transfer' Book, Hardcover : 1080 pages ,Edition : 7, April 12, 2011

[12] Safa kasap : 'Thermoelectric effects in metals : thermocouples'S O.Kasap 1997 - 2001 An e-Booklet.

[13] Chang,D.C,Wu,W.R.(2000).Feedback median filter for robust preprocessing of glint noise.IEEE Transaction on Aerospace and Electronic Systems,22(6) :213-221.

[14] Valent,C, (1999) A Really Friendly to Wavelets. http:/perso.wanadoo.fr/polyvalens/clemens/wavelets/wavelets.html

[15] Mallat.S.(2000).Une exploration des signaux en ondelettes ISBN 2-7302-0733-3 Les Editions de l'Ecole Polythchniques.

[16] M.Misit, Y.Misit, G. opperhein and J.M.Poggi, Threshold selective using Stein's Unbiased Risk Estimate, 12 Mars 96.

[17] Coifman R. and Wickerhauser M., Experiments with Adapted Wavelet De-Noising for Medical Signals and Images. In Metin Akay editor, Time-Frequency and Wavelets in Biomedical Engineering, pp. 323-346, 1998. Infrared (PIR) Sensor Networks 'IEEE SENSORS 2010 Conference 978-1-4244-8168-2.

[18] Chao Sun, David Stirling, Christian Ritz, Claude Sammut :'Variance-wise Segmentation for a Temporal-Adaptive SAX' Proceedings of the Tenth Australasian Data Mining Conference (AusDM 2012), Sydney, Australia

[19] Dominique Picard 'Testing and Estimating Change-Points in Time Series'Advances in Applied Probability,Vol. 17, No. 4. (Dec., 1985), pp. 841-867.

[20] Cui Hongfang, Shan Rui :'ARMA model parameter optimized estimate method'2010 First ACIS International Symposium on Cryptography, and Network Security, Data Mining and Knowledge Discovery,E-Commerce and Its Applications, and Embedded Systems.978-0-7695-4332- 1/2010 IEEE