



ISTIA  
École  
d'ingénieurs

Master Systèmes Dynamiques et Signaux

Rapport Bibliographique

---

# Objets connectés et suivi à domicile de patients traités pour un cancer

---

*Auteur :*  
M. Antoine JAMIN

*Jury :*  
Pr. Laurent HARDOUIN  
Pr. Anne  
HUMEAU-HEURTIER  
Dr. Jean-Baptiste FASQUEL  
Dr. Paul RICHARD

Version du  
7 mars 2017



# Remerciements

Tout d'abord je tiens à remercier Jean-Baptiste FASQUEL, mon tuteur qui m'a initié au monde de la recherche et qui m'a permis de réaliser mon projet dans les meilleures conditions.

Je tiens également à remercier Samir HENNI, docteur au CHU d'Angers, pour sa disponibilité et ses précieux conseils et explications.

Je tiens également à remercier l'ISTIA, le LARIS et leurs personnels pour m'avoir permis de faire ce master et ce stage importants pour mon avenir professionnel.

Pour finir, je tiens à remercier mes parents et ma sœur qui m'ont soutenu tout au long de l'année.



# Table des matières

<b>Introduction</b>	<b>1</b>
<b>1 L’essor des objets connectés</b>	<b>3</b>
1.1 Généralités . . . . .	3
1.2 Dans le domaine de la santé . . . . .	4
<b>2 Description de l’étude : projet DyVaa</b>	<b>5</b>
2.1 Présentation . . . . .	5
2.2 Le données du projet . . . . .	7
2.3 Les objectifs . . . . .	8
<b>3 Méthodologie envisagée</b>	<b>9</b>
3.1 Généralités . . . . .	9
3.2 Approche envisagée . . . . .	10
3.3 Entropie multi-échelle . . . . .	10
3.4 Stratégie : vue d’ensemble . . . . .	13
<b>Conclusion</b>	<b>15</b>



# Table des figures

2.1	Déroulement du traitement. . . . .	6
2.2	Pression artérielle moyenne de tous les patients. . . . .	8
3.1	L'analyse de séries temporelles. . . . .	9
3.2	Lien entre la forme physique et la complexité . . . . .	11
3.3	Détail du facteur d'échelle . . . . .	12
3.4	Détail de l'entropie de l'échantillon . . . . .	12





# Liste des acronymes

<b>DyVaa</b>	<i>Dysfonction Vasculaire induite par les AntiAngiogéniques</i>
<b>CHU</b>	<i>Centre Hospitalier Universitaire</i>
<b>M2M</b>	<i>Machine To Machine</i>
<b>IoT</b>	<i>Internet of Things ou Internet des objets</i>
<b>MSE</b>	<i>MultiScale Entropy ou Entropie Multi-échelle</i>
<b>PAS</b>	<i>Pression Artérielle Systolique</i>
<b>PAD</b>	<i>Pression Artérielle Diastolique</i>
<b>PAM</b>	<i>Pression Artérielle Moyenne</i>



# Introduction

Les objets connectés, ou internet des objets (IoT), désignent tout dispositif permettant d'être identifié, de faire des mesures, d'accomplir des tâches fixées tout en étant reliés à un réseau ouvert sur internet. L'IoT est un domaine en plein essor depuis une vingtaine d'année avec l'arrivée du smartphone. Tous ces objets collectent un nombre important de données et c'est pourquoi il est important de s'intéresser aux méthodes de traitement et d'analyse de celles-ci. Dans le domaine de la médecine, les objets connectés sont en pleine expansion avec pour but principal de collecter un maximum de données dans le but d'accompagner et d'améliorer le diagnostic médical.

Le projet DyVaa (Dysfonction Vasculaire induite par les AntiAngiogéniques) porté par le CHU d'Angers sur lequel nous travaillons consiste à suivre des patients atteints de cancer du rein par le biais d'un tensiomètre connecté et d'une procédure de mesure. Cette télé-médecine nous a permis de collecter un certain nombre de données sur les 28 patients de l'étude. Notre objectif principal est de traiter et d'analyser toutes ces données dans le but de regrouper les patients entre eux afin de pouvoir faire coïncider ces données avec le diagnostic médical.

Ce rapport est composé de trois grandes parties. Dans un premier temps, nous détaillerons le domaine des objets connectés . Dans un second temps, nous définirons précisément le projet DYVA. Pour finir, nous présenterons la stratégie envisagée et la méthode choisie.



# Chapitre 1

## L'essor des objets connectés

### 1.1 Généralités

Comme le soulignent les récentes études [1, 2], le domaine des objets connectés évolue continuellement depuis une vingtaine d'année. Il constitue un enjeu majeur futur dans le domaine des nouvelles technologies.

L'internet des objets (IoT) est défini par le fait que des objets puissent être identifiés, faire des mesures, accomplir des tâches tout en étant reliés à un réseau ouvert sur internet. Les objets connectés sont donc accessibles où l'on veut à n'importe quelle échelle fixée. Ils servent également à collecter des informations ce qui laisse apparaître une nouvelle discipline émergente, le "Big Data".

Il est important de faire une différence entre capteurs connectés, qui ont une architecture simple dans le seul but de collecter des données, et objets connectés dont l'architecture est plus complexe dans le but de collecter et traiter les données.

L'IoT était présente depuis longtemps dans le domaine industriel et notamment grâce à la technologie RFID permettant d'assurer le traçage informatique des produits fabriqués. En combinant cet aspect avec les modes de communication Machine To Machine (M2M) l'IoT est entré dans une nouvelle ère.

Les domaines d'activités des objets connectés sont multiples et voici donc une liste des principaux domaines :

- **Bâtiment** : domotique (consommation énergétique, lumières, chauffage, ...), ...
- **Industriel** : processus qualité (traçabilité,...), processus production, ...

- **Social** : récupération de données individuelles, conseil, ...
- **Santé** : ce domaine sera détaillé dans la partie 1.2.

Un des enjeux principal de l'IoT concerne la sécurité des données et des objets [3], le second concerne également le traitement de ces données car les objets connectés collectent un maximum d'informations mais comment devons nous les traiter, les interpréter, ...

## 1.2 Dans le domaine de la santé

Comme le soulignent les récentes études [4, 5, 6] les objets connectés (IoT) dans le domaine de la santé sont en pleine expansion avec pour but principal de collecter un maximum de données dans le but d'accompagner et d'améliorer le diagnostic médical ainsi que d'accompagner le patient dans le traitement de sa maladie.

Le domaine le plus émergent à l'heure actuelle est pour l'accompagnement des personnes à travers des objets connectés grands-publics de type montres connectées pour suivre son activité cardiaque, balance connectées pour suivre sa masse corporelle et bien plus encore [7]. Le milieu des personnes âgées est un domaine emprunt à une évolution importante ces dernières années [8].

Dans le domaines de l'oncologie, l'IoT est encore aux prémices d'un avenir certain [9]. Nous pouvons noter l'émergence de projets assurant le suivi de patient en cours de traitement cancéreux ainsi que pour d'autres types de maladie [10, 11, 12, 13].

# Chapitre 2

## Description de l'étude : projet DyVaa

### 2.1 Présentation

Notre projet consiste à suivre le traitement de patients atteints de cancer du rein par le biais d'un tensiomètre connecté permettant de récupérer la pression artérielle et le pouls plusieurs fois par jour de manière autonome. A l'heure actuelle le médecin reçoit ces données instantanément et le système émet une alerte (envoi d'un mail) à chaque fois que la tension dépasse un seuil fixé au préalable par le médecin. Les seuils fixés dans notre cas sont de 135mmHg pour la pression artérielle systolique et de 85mmHg pour la pression artérielle diastolique. Ce dispositif de suivi n'est pour le moment pas optimum car les médecins se retrouvent très rapidement submergés par une quantité d'alerte trop importante.

L'indicateur choisi est la pression artérielle car les reins ont un impact direct sur ce paramètre provoqué par le fait qu'ils sécrètent de la rénine. Cet indicateur nous semble donc tout à fait pertinent pour détecter les éventuelles dérives du traitement du patient. Cependant la tension est un paramètre très sensible car par exemple, elle varie en fonction d'éléments indépendants au traitement (heure, stress, saison [14] ...) ce qui nous oblige à améliorer la levée d'alerte qui ne doit pas se résumer à un simple dépassement de seuil mais doit prendre en compte un certain nombre de nouveaux paramètres.

Le traitement suit la figure 2.1. Le traitement est appliqué lors de la découverte (C0) d'une tumeur cancéreuse (représentée en hachuré sur la figure) au niveau du rein. Ensuite elle est traitée par chimiothérapie (C1) de type VEGF<sup>1</sup> qui tente de détruire les capillaires de la tumeur (représentés en rouge) pour empêcher son expansion (C1). Tout au long du traitement, le patient est suivi à distance par le tensiomètre connecté, il l'est également

---

1. Vascular Endothelial Growth Factor

par le biais de consultations régulières (entre 3 et 6 visites pour un traitement de 3 mois (C2, C3, ...)).

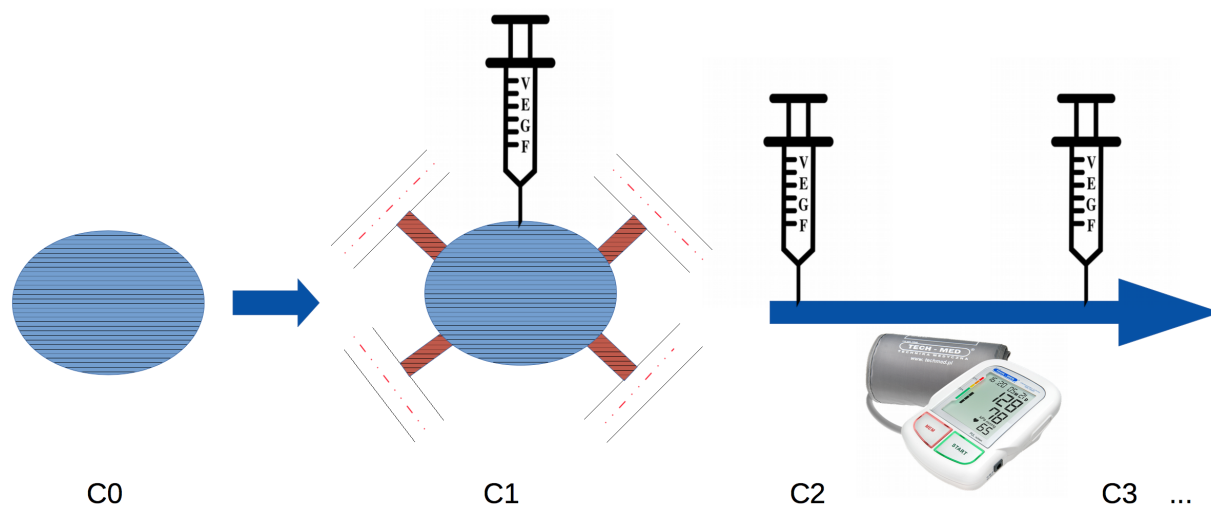


FIGURE 2.1 – Déroulement du traitement.

A chaque consultation le patient passe les examens suivants :

- Macro Echo-Doppler du cou et de l'artère rénale.
- Mesure Ambulatoire de la Pression Artérielle (MAPA) dans le but de connaître la vitesse d'onde de pouls.
- Capillaroscopie pour mesurer la densité des capillaires.
- Pression tissulaire transcutanée d'oxygène (TcPO<sub>2</sub>) permettant de savoir la quantité d'oxygène en cutanée.
- Iontophorèse dans le but de connaître la réactivité capillaire.

Pour suivre l'évolution de ce traitement, le médecin utilise la TomoDensitoMétrie (TDM appelé aussi plus communément scanner). Cette analyse permet de classer la maladie du patient en quatre catégories :

- Complete Response (CR) : disparition de la tumeur.
- Partial Response (PR) : la tumeur a diminué de plus de 20%.
- Stable Disease (SD) : la tumeur admet une diminution inférieure à 20%.
- Progressive Disease (PD) : la tumeur a augmenté.

Le traitement a comme effet de faire augmenter la pression artérielle chez le patient. Cette augmentation est signe que le traitement fonctionne bien, cependant une trop forte augmentation conduit à des risques importants non négligeables (AVC, Infarctus, ...). Ce point nous montre tout l'intérêt de pouvoir affiner notre modèle de suivi de tension pour pouvoir mieux adapter le traitement tout en minimisant les risques secondaires. Pour lutter



contre cette hausse importante de la pression artérielle, des antihypertenseurs peuvent être administrés dès le début du traitement (C1).

## 2.2 Le données du projet

Pour cette étude nous disposons de 8 patients traités pour un cancer du rein et suivis par télé-monitoring. Chaque semaine le patient prend sa tension pendant 4 jours une fois au réveil puis pendant 3 jours trois fois au réveil et trois fois au coucher (ces trois mesures doivent être espacées d'environ trois minutes).

Lors de ses prises de tension nous obtenons le données suivantes :

- Horodate : pour connaître le jour et l'heure de la mesure.
- Pression Artérielle Systolique (PAS) en mmHg (millimètre de mercure).
- Pression Artérielle Diastolique (PAD) en mmHg.
- Pouls : en battement par minutes (bpm)

Nous pouvons grâce à ses données calculer deux paramètres importants :

- Pression Artérielle Moyenne :  $PAM = \frac{PAS + 2 \times PAD}{3}$
- Présence ou non de « tension pincée » : si la différence entre la PAS et la PAD est inférieure à 4cmHg alors il y a présence du phénomène de « tension pincée ».

Pour comparer l'échantillon de patients suivis par télé-monitoring nous disposons également de 20 patients traités pour un cancer du rein. Leurs tensions sont prises à la même fréquence que dans le premier cas, mais celles-ci sont reportées dans un carnet remis au médecin à chaque consultation. Ce deuxième échantillon admet les mêmes types de données, cependant l'horodate ne contient pas l'heure de la mesure. Dans ce cas, le pouls n'est quant à lui pas renseigné, c'est pourquoi nous focaliserons notre étude uniquement sur la pression artérielle.

Après extraction des données, nous avons obtenu les courbes de la figure 2.2.

La première étape de cette extraction a été de faire un recadrage temporel des patients afin de pouvoir les comparer dans une même fenêtre. Nous avons donc remplacé l'horodatage par un numéro de mesure.

Ensuite une fois ce recadrage fait nous avons décidé de faire trois regroupements possibles, par moyenne journalière et demi-journalière ou bien par mesures séparées, afin de voir les résultats en fonction du niveau de détail.

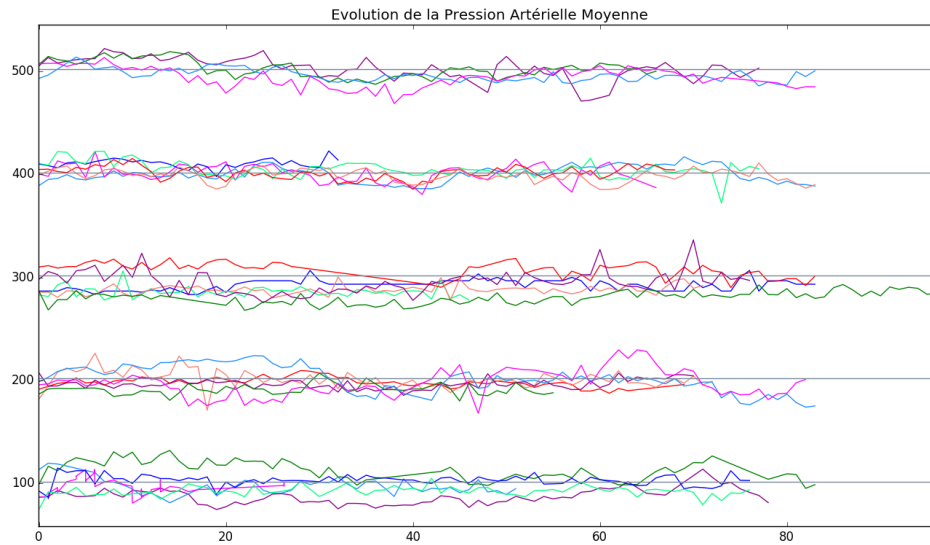


FIGURE 2.2 – Pression artérielle moyenne de tous les patients.

*La pression artérielle moyenne est calculée en prenant les valeurs moyennes journalières de la systole et la diastole. Les courbes sont regroupées par 5 et décalées de 100 unités afin d'améliorer la lisibilité*

## 2.3 Les objectifs

Nous pouvons distinguer deux objectifs principaux à cette étude.

Le premier objectif, à court terme, est de voir si la tension, mesurée quotidiennement, permet de distinguer des groupes ayant des propriétés particulières selon d'autres variables. Par exemple, établir un lien entre les tensions et l'évolution de la tumeur (voir partie 2.1). A terme, l'objectif sera de prédire l'évolution de la pathologie, d'évaluer au plus tôt l'efficacité du traitement, et d'affiner la levée d'alerte.

Le second objectif, à long terme, est de comparer les patients suivis par le dispositif connecté et ceux suivis par le biais d'un carnet papier afin de déterminer l'impact du télé-monitoring dans le diagnostic final du médecin.

# Chapitre 3

## Méthodologie envisagée

Dans notre cas d'étude l'objet connecté nous transmet des séries temporelles, c'est pourquoi nous devons nous intéresser à leurs analyses. Dans un premier temps nous allons lister trois grandes méthodes pour le traitement de ce type de signaux et dans un second temps nous détaillerons la méthode que nous souhaitons approfondir tout au long de notre étude.

### 3.1 Généralités

Dans notre étude nous disposons de signaux temporels pour chaque patient, le but de l'analyse est de pouvoir dégager des descripteurs à ces signaux afin de caractériser chaque signal. Nous appliquerons par la suite des algorithmes de "clustering" sur ces descripteurs dans le but de dégager plusieurs groupes de patients. Ces groupes seront par la suite proposés aux médecins qui établiront le lien entre nos groupes de patients et le diagnostique. Cette procédure est illustrée par la figure 3.1.

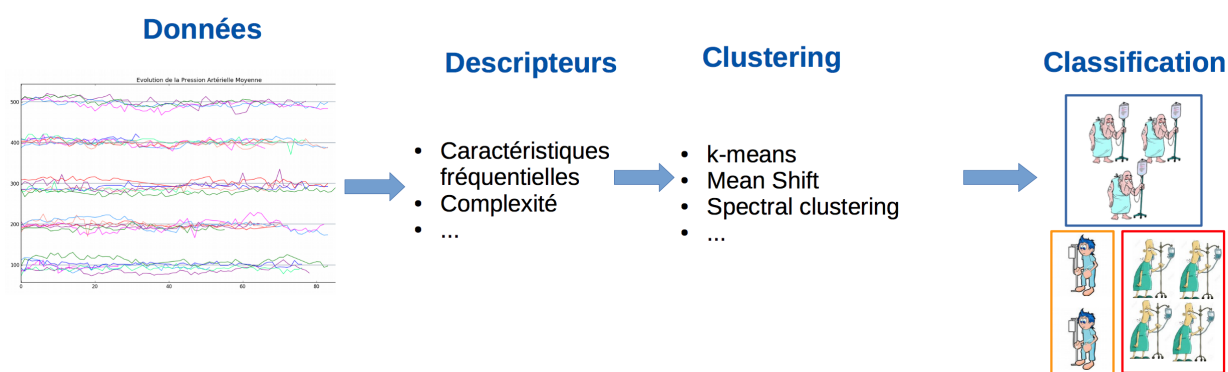


FIGURE 3.1 – L'analyse de séries temporelles.

## 3.2 Approche envisagée

Pour pouvoir classifier les séries temporelles les unes par rapport aux autres il faut, dans un premier temps, faire un traitement des signaux afin d'extraire des descripteurs pertinents sur lesquels peuvent être appliqués des techniques de "clustering" [15, 16, 17].

D'après [15], qui propose un état de l'art récent sur le "clustering" de séries temporelles, plusieurs approches peuvent être envisagées. Par exemple, on peut considérer une caractérisation des séries par analyse fréquentielle, en utilisant les coefficients issus des techniques telles que la DCT ("Discrete Cosine Transform") ou encore les ondelettes. On pourrait également essayer d'approcher ces séries par une fonction mathématique, telle qu'un polynôme, dont les coefficients serviraient de descripteurs.

Notre stratégie va plutôt consister à s'intéresser à la mesure de complexité par entropie multi-échelle afin de construire les descripteurs, en vue de permettre une bonne discrimination des séries temporelles. Ce choix est motivé en partie par [18] qui démontre qu'il existe un lien direct entre l'état de santé d'une personne et la complexité de ces signaux physiologiques. Comme l'illustre la figure 3.2, plus la personne est en forme alors plus la complexité de ses signaux physiologiques est élevée. Par cette mesure de complexité, nous espérons pouvoir caractériser la réaction d'un patient au traitement : si le traitement fonctionne alors l'entropie devrait augmenter (augmentation de la complexité).

Ce choix est également motivé par l'expertise de l'équipe ISISV du Laris sur cette classe de méthode [19, 20, 21]. La section suivante (3.3) a pour objectif de présenter le principe de cette approche.

## 3.3 Entropie multi-échelle

L'entropie multi-échelle (MSE) est une méthode qui permet de mesurer la complexité d'une série temporelle [19, 21, 22, 23].

La particularité de cette approche par l'entropie c'est qu'elle se réalise sur plusieurs échelles. Cette approche admet deux étapes.

La première est de constituer un signal grossier ("coarse-graining") permettant de représenter la dynamique de la série temporelle à différentes échelles. Si on prend un signal

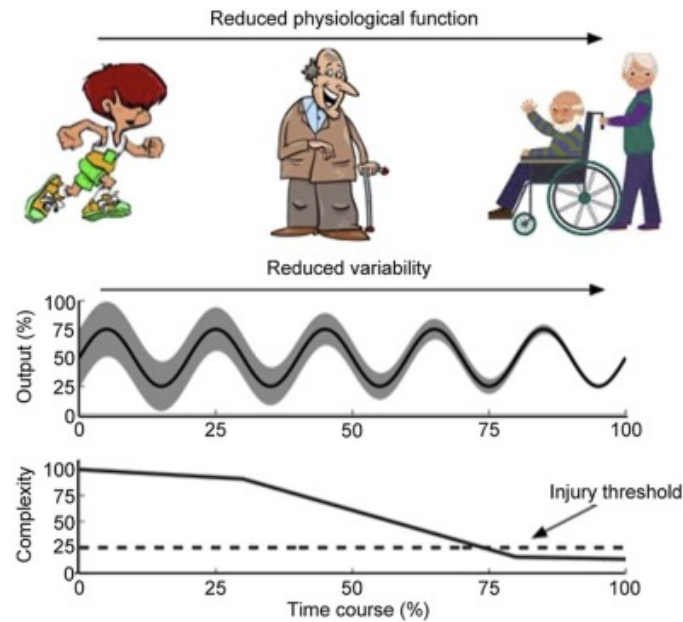


FIGURE 3.2 – Lien entre la forme physique et la complexité  
*Cette figure est extraite de la référence bibliographique [18].*

$x$  de longueur  $N$  son signal grossier sera défini de la manière suivante :

$$y_j^{(\tau)} = \frac{1}{\tau} \sum_{i=(j-1)\tau+1}^{j\tau} x_i \quad (3.1)$$

Avec  $\tau$  le facteur d'échelle et  $1 \leq j \leq \frac{N}{\tau}$ .

La figure 3.3 permet d'imager et de détailler ce qu'est le facteur d'échelle lorsqu'il est égal à 2 et 3 et son impact sur la série temporelle  $x$  et son signal grossier obtenu  $y$ .

Le seconde étape consiste à calculer l'entropie de l'échantillon ("Sample Entropy") pour chaque signal grossier de la série temporelle de base, ceci revient donc à avoir l'entropie à différentes échelles.

L'entropie de l'échantillon noté SampEn mesure la probabilité d'une séquence de  $m$  points consécutifs comparée à la probabilité d'une autre séquence de  $m + 1$  points consécutifs (à une tolérance près).

$$SampEn(m, r) = \lim_{N \rightarrow \infty} -\ln \frac{A^m(r)}{B^m(r)} \quad (3.2)$$

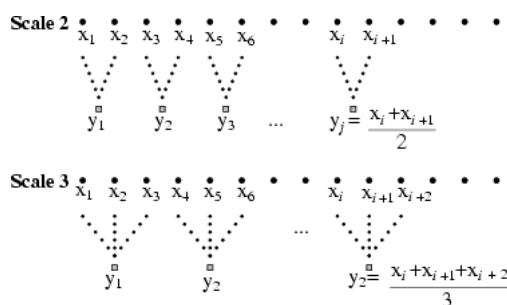


FIGURE 3.3 – Détail du facteur d'échelle  
 Cette figure est extraite de la référence [24]

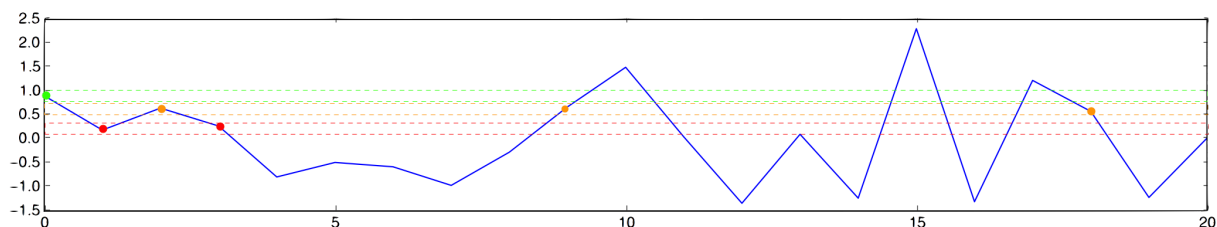


FIGURE 3.4 – Détail de l'entropie de l'échantillon

Avec  $r$  la tolérance,  $m$  la longueur du modèle,  $A^m(r)$  la probabilité que deux séquences correspondent pour  $m + 1$  points et  $B^m(r)$  la probabilité que deux séquences correspondent pour  $m$  points.

La figure 3.4 nous permet de visualiser le principe d'entropie de l'échantillon, nous avons pris un signal quelconque et nous avons fixé un  $m = 2$  ce qui nous fait prendre au maximum les trois premier point représentés respectivement en vert, rouge et orange. La tolérance est représentée par le pointillés de la couleur du point concerné. On peut donc déterminer quelle est la probabilité pour qu'un point se retrouve dans cet intervalle sur une série de longueur  $m$  ou  $m + 1$ .

Plus le signal sera irrégulier et incertain (comme par exemple un bruit blanc) alors plus son entropie d'échantillon sera élevée et si le signal est régulier et prévisible, alors celle-ci tendra vers 0.

## 3.4 Stratégie : vue d'ensemble

La première partie de l'étude consistera à étudier la pertinence de l'entropie multi-échelle à pouvoir distinguer les classes de population, en particulier par rapport à l'évolution (mesurée à posteriori) des tumeurs. Pour la méthode de "clustering", nous considérerons des méthodes classiques (e.g. k-means, mean-shift, spectral clustering).

La seconde partie de l'étude pourra consister à distinguer les classes de population par rapport à d'autres variables physiologiques qui nous seront fournies par nos collègues du CHU d'Angers.

Enfin, nous envisagerons également de comparer l'entropie mutli-échelle, pour cette application, avec d'autres méthodes plus classiques telle que celle basée sur l'analyse fréquentielle multi-échelle (ondelettes).





# Conclusion et perspectives

Comme le démontre l'étude [18] l'analyse de nos données temporelles par l'entropie mutli-échelle nous semble être le choix le plus pertinent dans le but de dégager des descripteurs significatifs. Ces descripteurs correspondront à la complexité du signal de chaque patient car celle-ci varie en fonction de l'état physiologique de l'individu. Nous pourrons si le temps nous le permet tout de même essayer d'appliquer d'autres méthodes telles que la modélisation polynomiale ou les ondelettes.

Dans la littérature nous n'avons pas trouvé d'exemple de traitement de données émises par un tensiomètre connecté, ceci démontre l'intérêt réel de ce projet. L'objectif final à savoir réussir à modéliser et classifier la réaction de chaque patient à son traitement est un enjeu majeur dans le monde de la médecine 2.0.



# Bibliographie

- [1] Andrew Whitmore, Anurag Agarwal, and Li Da Xu, “The Internet of Things—A survey of topics and trends,” *Information Systems Frontiers*, vol. 17, no. 2, pp. 261–274, 2015.
- [2] Nicolas Seydoux, Mahdi Ben Alaya, Nathalie Hernandez, Thierry Monteil, and Ollivier Haemmerlé, “Sémantique et Internet des objets : d’un état de l’art à une ontologie modulaire,” in *26es Journées francophones d’Ingénierie des Connaissances*, (Rennes, France), June 2015.
- [3] Rohit Goyal and Nicola Dragoni, “Why Hackers Love eHealth Applications,” *Proceedings of the 3rd EAI International Conference on IoT Technologies for HealthCare (HealthyIoT), 2016, LNICST*, 2016.
- [4] Yuehong YIN, Yan Zeng, Xing Chen, and Yuanjie Fan, “The internet of things in healthcare : An overview,” *Journal of Industrial Information Integration*, vol. 1, pp. 3–13, Mar. 2016.
- [5] François-André Allaert and Noël-Jean Mazen, “Évaluation des objets connectés et des applications de santé,” *Actualités Pharmaceutiques*, vol. 55, pp. 29–32, May 2016.
- [6] S. M. R. Islam, D. Kwak, M. H. Kabir, M. Hossain, and K. S. Kwak, “The Internet of Things for Health Care : A Comprehensive Survey,” *IEEE Access*, vol. 3, pp. 678–708, 2015.
- [7] Eleonora Borgia, “The Internet of Things vision : Key features, applications and open issues,” *Computer Communications*, vol. 54, pp. 1–31, Dec. 2014.
- [8] M. Pavel, H. B. Jimison, I. Korhonen, C. M. Gordon, and N. Saranummi, “Behavioral Informatics and Computational Modeling in Support of Proactive Health Management and Care,” *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 62, pp. 2763–2775, Dec. 2015.
- [9] Benoît BROUARD, Pascale BARDO, Marina VIGNOT, Clément BONNET, and Stéphane VIGNOT, “E-santé et m-santé : état des lieux en 2014 et apports potentiels en oncologie,” *Bulletin du Cancer*, vol. 101, pp. 940–950, Nov. 2014.
- [10] Fabrice Denis, Senna Yossi, Anne-Lise Septans, Alexandre Charron, Eric Voog, Olivier Dupuis, Gérard Ganem, Yoann Pointreau, and Christophe Letellier, “Improving Survival in Patients Treated for a Lung Cancer Using Self-Evaluated Symptoms Reported

- Through a Web Application.,” *American Journal of Clinical Oncology*, vol. Publish Ahead of Print, 2015.
- [11] Xavier Rafael-Palou, Alexander Steblin, and Eloisa Vargiu, “Remotely Supporting Patients with Obstructive Sleep Apnea at Home,” in *Internet of Things Technologies for HealthCare : Third International Conference, HealthyIoT 2016, Västerås, Sweden, October 18-19, 2016, Revised Selected Papers* (Mobyen Uddin Ahmed, Shahina Begum, and Wasim Raad, eds.), pp. 119–124, Cham : Springer International Publishing, 2016.
- [12] Antoine Jamin, Jean-Baptiste Fasquel, Mehdi Lhommeau, Eva Cornet, Sophie Abadie-Lacourtoisie, Samir Henni, and Georges Leftheriotis, “An Aggregation Plateform for IoT-Based Healthcare : Illustration for Bioimpedancemetry, Temperature and Fatigue Level Monitoring,” in *Internet of Things Technologies for HealthCare : Third International Conference, HealthyIoT 2016, Västerås, Sweden, October 18-19, 2016, Revised Selected Papers* (Mobyen Uddin Ahmed, Shahina Begum, and Wasim Raad, eds.), pp. 125–130, Cham : Springer International Publishing, 2016.
- [13] Ethan Basch, Allison M. Deal, Mark G. Kris, Howard I. Scher, Clifford A. Hudis, Paul Sabbatini, Lauren Rogak, Antonia V. Bennett, Amylou C. Dueck, Thomas M. Atkinson, Joanne F. Chou, Dorothy Dulko, Laura Sit, Allison Barz, Paul Novotny, Michael Fruscione, Jeff A. Sloan, and Deborah Schrag, “Symptom Monitoring With Patient-Reported Outcomes During Routine Cancer Treatment : A Randomized Controlled Trial,” *Journal of Clinical Oncology*, vol. 34, pp. 557–565, Feb. 2016.
- [14] Hiroshi Takeuchi, Naoki Kodama, and Shingo Takashi, “Time-Series Data Analysis of Long-Term Home Blood Pressure Measurements in Relation to Lifestyle,” p. 5, 2015.
- [15] Saeed Aghabozorgi, Ali Seyed Shirkhorshidi, and Teh Ying Wah, “Time-series clustering – A decade review,” *Information Systems*, vol. 53, pp. 16–38, Oct. 2015.
- [16] T. Warren Liao, “Clustering of time series data—a survey,” *Pattern Recognition*, vol. 38, pp. 1857–1874, Nov. 2005.
- [17] Eric Biernat and Michel Lutz, *Data science : fondamentaux et études de cas – Machine learning avec Python et R*. Blanche, Eyrolles, Oct. 2015.
- [18] Michael A. Busa and Richard E.A. van Emmerik, “Multiscale entropy : A tool for understanding the complexity of postural control,” *Journal of Sport and Health Science*, vol. 5, pp. 44–51, Mar. 2016.
- [19] Anne Humeau-Heurtier, “The Multiscale Entropy Algorithm and Its Variants : A Review,” *Entropy*, vol. 17, no. 5, 2015.
- [20] A. Humeau-Heurtier, G. Mahe, S. Durand, and P. Abraham, “Multiscale Entropy Study of Medical Laser Speckle Contrast Images,” *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 60, pp. 872–879, Mar. 2013.
- [21] A. Humeau, G. Mahe, F. Chapeau-Blondeau, D. Rousseau, and P. Abraham, “Multiscale Analysis of Microvascular Blood Flow : A Multiscale Entropy Study of La-

- 
- ser Doppler Flowmetry Time Series,” *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 58, pp. 2970–2973, Oct. 2011.
- [22] S M Pincus, “Approximate entropy as a measure of system complexity.,” *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, vol. 88, pp. 2297–2301, Mar. 1991.
- [23] Joshua S. Richman and J. Randall Moorman, “Physiological time-series analysis using approximate entropy and sample entropy,” *American Journal of Physiology - Heart and Circulatory Physiology*, vol. 278, p. H2039, June 2000.
- [24] “Multiscale entropy analysis.” <https://physionet.org/physiotools/mse/tutorial/>.

---

**Résumé** — Le domaine des objets connectés est en pleine émergence et ces objets génèrent un nombre important de données c’est pourquoi il est primordial de développer des outils d’analyse et de traitement de celles-ci. Les jeux de données prennent généralement la forme de séries temporelles et donc l’enjeu sera de faire du clustering de celles-ci.

Le projet DyVaa sur lequel nous intervenons consiste à faire du suivi de patient atteint de cancer du rein à distance par le biais d’un tensiomètre connecté. Nous devons donc traiter les données des patients dans le but de relier les cluster des séries temporelles au diagnostic médical.

Ce rapport est composé de trois grandes parties. Dans un premier temps, nous détaillerons le domaine des objets connectés . Dans un second temps, nous définirons précisément le projet DyVaa. Pour finir nous verrons les méthodes de traitements des données du projet.

**Mots clés** : objets connectés, cancer du rein, séries temporelles, clustering.

---

**Abstract** — Internet of Things (IoT) is an emerging field and things generates a big quantity of data. This is why we need to use algorithm to analyze and process these. Data are similarly approach like times series. The aim is to cluster this kind of series.

We work on DyVaa project and it consists to follow-up patients who have kidney cancer with en connected tensiometer. We must process all the patient data in order to link cluster of times series and the medical diagnostic.

This report is compose by three parts. In a first time, we detail the IoT field. In a second time, we define precisely DyVaa project. In a third part, we explain methods of data processing.

**Keywords** : internet of things, kidney cancer, times series, clustering.

---