Programme de Thèse de Doctorat

Université d'Angers, Ecole Doctorale Math-STIC

Projet de recherche sur 3 années : 2020 - 2023

« Modélisation des signaux ECG pour la détection et la prévention de pathologies cardiaques »

Mots clés: Signaux, apprentissage, pathologies cardiaques, ECG.

Candidat: M. Hassan SERHAL

Directeur de Thèse: Paul RICHARD, paul.richard@univ-angers.fr
Co-directeur: Mohamed Oueidat, mohoueidat@yahoo.com
Co-encadrant: Jean-Marie MARION, marion@uco.fr
Co-encadrant: Nassib ABDALLAH, nassib.abdallah@univ-angers.fr

Laboratoire d'accueil :

Laboratoire Angevin de Recherche en Ingénierie des Systèmes (LARIS) - EA 7315 Université d'Angers, 62 avenue Notre Dame du Lac 49000 ANGERS

1 - Contexte

Selon l'organisation mondiale de la santé (OMS), les maladies cardiovasculaires (MCV) sont alors la première cause de décès dans le monde chaque année, On estime à 17,9 millions le nombre de personnes qui meurent de maladies cardio-vasculaires, soit 31% de l'ensemble des décès dans le monde; quatre décès dus à des MCV sur cinq sont dus à des crises cardiaques et des accidents vasculaires cérébraux, et un tiers de ces décès surviennent prématurément chez des personnes de moins de 70 ans[1].

Selon différentes études [4][5], les maladies de toute gravité, des premiers stades de la maladie aux stades graves, peuvent être diagnostiquées en étudiant les signaux de l'ECG. Sans analyseurs d'électrocardiographie, l'efficacité des instruments médicaux pour diagnostiquer les maladies en utilisant les activités cardiaques ne serait pas aussi bonne qu'ils le sont en les utilisant [9].

Les analyseurs ECG extraient les informations utiles des signaux générés par l'activité électrique du cœur avec précision sur une longue période en mesurant les tensions des électrodes fixées à la poitrine, aux bras et aux jambes du patient [7].

L'ECG est un moyen rapide, sûr et indolore pour vérifier la fréquence et le rythme cardiaques, ainsi que les signes d'une éventuelle maladie cardiaque. Un ECG à douze dérivations est l'outil standard actuel et est utilisé par les cardiologues pour détecter diverses anomalies cardiovasculaires.

Cependant, les problèmes cardiaques ne sont pas toujours observés sur un enregistrement standard de 10 secondes à partir des mesures d'ECG à 12 dérivations effectuées dans les hôpitaux ou les cliniques. Par conséquent, la surveillance ECG à long terme qui suit l'état du cœur du patient à tout moment et en toute circonstance est devenue possible grâce au développement de nouvelles technologies de détection.

La plupart de ces dispositifs peuvent enregistrer les signaux ECG d'un patient au repos et à l'effort. Cependant, la lecture du grand nombre de signaux bruts d'électrocardiogrammes (ECG) provenant des capteurs prend beaucoup de temps. La détection automatique des anomalies des signaux ECG pourrait aider les médecins à diagnostiquer un problème cardiaque.

En pratique, l'interprétation de l'ECG est une question de reconnaissance des formes.

Dans un tracé typique, on peut voir cinq ondes caractéristiques. Elles sont appelées P, Q, R, S et T. L'onde P marque la dépolarisation lorsque les oreillettes se contractent; l'intervalle PR indique le temps nécessaire aux impulsions électriques pour se déplacer du nœud sinusal des oreillettes vers les muscles ventriculaires; le complexe QRS marque la dépolarisation et la contraction ventriculaire; l'intervalle QT est la repolarisation ventriculaire globale; l'onde T marque la fin de la repolarisation ventriculaire.

L'objectif de la détection des anomalies dans les signaux ECG consiste à trouver les fréquences, les battements et les rythmes cardiaques irréguliers. Pour atteindre cet objectif, un système de détection des anomalies doit être capable de les trouver sur toutes les séquences de battements cardiaques. De plus, le système examine l'ensemble de l'enregistrement pour détecter tout segment de rythme irrégulier, comme un intervalle RR irrégulier et des rythmes ectopiques. Par conséquent, un système de détection d'anomalies est composé de cinq sous-systèmes différents : élimination du bruit, détection des battements cardiaques, segmentation des battements cardiaques, classification des battements cardiaques et classification des rythmes.

2 - Problématiques

L'analyse de l'électrocardiogramme (ECG) est au cœur du diagnostic des pathologies cardiovasculaires depuis son développement au XXe siècle. Les signaux de l'ECG reflètent l'activité électrique du cœur. Ainsi, les troubles du rythme cardiaque ou les altérations de la forme d'onde de l'ECG sont des preuves de problèmes cardiovasculaires sous-jacents, tels que les arythmies et les fibrillations.

Le processus d'identification et de classification de l'arythmie cardiaque est très pénible pour un être humain, car il est parfois nécessaire d'analyser chaque battement de cœur des enregistrements ECG, acquis par un moniteur holter par exemple, pendant des heures, voire des jours. En outre, il y a la possibilité d'une erreur humaine lors de l'analyse des enregistrements ECG, due à la fatigue. Un système entièrement automatique de classification de l'arythmie à partir des signaux acquis par un appareil ECG peut être divisé en quatre étapes, comme suit : 1) prétraitement du signal ECG; 2) segmentation du rythme cardiaque; 3) extraction des caractéristiques; et 4) apprentissage/classification. Dans chacune des quatre étapes, une action est entreprise et l'objectif final est la discrimination/identification du type de battement cardiaque.

Diverses bases de données librement accessibles sont composées de battements cardiaques regroupés dans les dossiers des patients, ce qui permet de créer une standardisation pour l'évaluation des méthodes de classification automatique de l'arythmie. Cette standardisation a été développée par l'"Association for the Advancement of Medical Instrumentation" (AAMI) et est spécifiée dans la norme ANSI/AAMI EC57:1998/(R)2008 [2] et définit le protocole pour effectuer les évaluations afin de s'assurer que les expériences sont reproductibles et comparables. L'utilisation de cinq bases de données est recommandée par la standardisation : MIT-BIH : The Massachusetts Institute of Technology ; EDB : The European Society of Cardiology Database ; AHA : La base de données de l'American Heart Association; CU : Creighton University;-NST : Noise Stress Test Database ; Cependant, la base de données la plus représentative pour l'arythmie est le MIT-BIH, et de ce fait, elle a été utilisée pour la plupart des recherches publiées. Elle a également été la première base de données disponible dans ce but et a été constamment affinée au fil des ans [3].

Le libre accès aux bases de données ECG a conduit au développement de nombreuses méthodes et approches de classification des anomalies ECG au cours des dernières décennies, favorisant les efforts productifs interdisciplinaires auxquels les ingénieurs, les physiciens et les chercheurs sont confrontés.

3 - Méthodologie

Récemment, un grand nombre de classificateurs ont été proposés pour la discrimination de l'arythmie. Les techniques proposées vont de simples classificateurs, tels que les discriminants linéaires (LD) [8][9][10] ou les arbres de décision [10] [11][12], à des techniques plus sophistiquées, telles que les réseaux de neurones traditionnels [13] [14][15][16] [17][18], les machines à vecteur de support (SVM) [14] [19][20][21] [22][23], les champs aléatoires conditionnels [24] et, plus récemment, les techniques d'apprentissage profond [18][25][26][27].

En outre, de nombreux travaux ont été consacrés à la recherche de la meilleure combinaison de caractéristiques, parfois même au développement de méthodes complexes de traitement du signal, et au choix du meilleur sous-ensemble (réduction de la dimension) pour la classification de l'arythmie [28]. D'une part, les choix populaires pour les caractéristiques d'entrée sont les caractéristiques morphologiques extraites du domaine temporel (telles que les intervalles entre les battements, les amplitudes, les zones) [8][19][20] [29], les caractéristiques du domaine fréquentiel [11][12][21] [22][30], les transformations en ondelettes [9][13] [14][15][16][23][31], les représentations complexes des battements cardiaques [21] ou les statistiques d'ordre supérieur (HOS) [9] [11][12][14]. D'autre part, des méthodes de sélection des caractéristiques, telles que l'analyse en composantes indépendantes (ICA) [23][31], l'analyse en

composantes principales (ACP) [23], l'optimisation par essaims particulaires (PSO) [21] ou les réseaux de neurones à propagation arrière par algorithme génétique (GA-BPNN) [28], ont été utilisées.

Notre méthodologie sera la suivante:

- Phase 1 Intégration des signaux cardiaques : des bases de données en libre accès seront utilisées, y compris la base de données du MIT BIH.
- Phase 2 Prétraitement du signal : des techniques de traitement du signal et des approches de traitement des données seront utilisées pour améliorer le rapport signal/bruit.
- Phase 3 Extraction de caractéristiques : des méthodes d'extraction de caractéristiques seront utilisées. En outre, de nouvelles méthodes d'extraction des caractéristiques pertinentes des signaux ECG peuvent être mises en œuvre pour améliorer la détection des anomalies cardiaques.
- Phase 4 Classification et prédiction : des méthodes probabilistes, de régression, d'apprentissage machine (supervisé ou non), d'apprentissage profond et autres seront utilisées pour construire un système de détection des anomalies cardiaques dans un premier temps. Ensuite, pour construire un système de prédiction de l'état cardiaque du patient qui aidera les médecins et consolidera leur diagnostique.

4 Objectifs

- 1 Prévoir les anomalies cardiaques est une question compliquée du point de vue du médecin. Le défi consiste à faire une étude approfondie des ECG afin de modéliser et de construire un système permettant de détecter les déformations ou les marqueurs qui reflètent et entraîneront des problèmes cardiaques.
- 2 Construire un système prédictif pour évaluer dans le temps, le risque de problèmes cardiaques majeurs (ce système pourrait être basée sur une approche multi signaux (emg,eda, etc.)).
- 3 Développer un système qui sera ensuite installé sur une carte électronique pour analyser l'ECG en temps réel et avertir le patient/médecin en cas de problèmes cardiaques.

5 - Organisation et suivi des travaux

- 1. Première année : bibliographie et examen des modèles existants.
- 2. Deuxième année : construction et adaptation du système de détection original, publication de la méthodologie et des résultats.
- 3. Troisième année : validation sur données réelles, rédaction du rapport de thèse, publication des résultats et intégration des modèles sélectionnés sur une carte électronique.

L'étudiant aura des réunions de suivi de travail régulières, à raison d'une réunion toutes les deux semaines. L'étudiant présentera ses progrès et les examinera avec ses superviseurs. Des publications doivent être faites dans des revues scientifiques internationales de bon niveau (indexées par Scopus et ayant un "Impact Factor" correct).

6 - Laboratoire d'accueil

LARIS

Ce projet de recherche impliquera également le Laboratoire Angevin de Recherche en Ingénierie des Systèmes (LARIS) dont les axes de recherche s'articulent autour des systèmes automatisés, de la robotique, du signal-image et de la réalité virtuelle, mais également de la fiabilité, de la qualité et des risques industriels. Le développement de ces axes s'appuie sur de nombreuses collaborations scientifiques aux niveaux local, national et international. Le LARIS a su également développer depuis plusieurs années des collaborations avec des partenaires industriels et institutionnels, au travers de projets de fin d'études d'étudiants de Master ainsi que de contrats de recherche et des projets européens, ceci en répondant à des attentes et à des problématiques industrielles.

7 - Encadrement scientifique

L'encadrement scientifique sera assuré à 25 % par Paul RICHARD, Maître de Conférences HDR (HC) en réalité virtuelle à l'Université d'Angers, à 25 % par Mohamed OUEIDAT, Professeur à l'Université Libanaise, à 25% par Jean-Marie MARION, Maître de Conférences à l'Université Catholique de l'Ouest et à 25 % par Nassib ABDALLAH, PostDoc à l'Université d'Angers.

8 - Localisation et temps de travail*

Le candidat effectuera son travail de recherche au Laboratoire Angevin de Recherche en Ingénierie des Systèmes dont les locaux sont situés 62 Avenue Notre-Dame du Lac,49000 Angers.

Il sera également amené a travaillé dans le service cardiaque de l'hôpital Ain W Zain pour la partie collecte des données, interprétation et validation des résultats.

Temps de travail : plein temps sur 3 années.

9- Financement

Dans le cadre de son programme a la promotion sociale par l'éducation et la recherche, la présidente de la fondation Hariri pour le développement humain durable, Bahia HARIRI, certifie que la fondation assure une bourse d'un montant mensuel de 1400 euros couvrant les trois années de thèse (attestation de bourse jointe au dossier).

10 - Références bibliographiques

- [1] World Health Organization. Cardiovascular Diseases. 2017. Available online: https://www.who.int/health-topics/cardiovasculardiseases/ (accessed on 4 March 2020).
- [2] ANSI/AAMI, Testing and reporting performance results of cardiac rhythm and ST segment measurement algorithms, American National Standards In-stitute, Inc. (ANSI), Association for the Advancement of Medical Instru-mentation (AAMI), ANSI/AAMI/ISO EC57, 1998-(R)2008 (2008).
- [3] G. B. Moody, R. G. Mark, The impact of the MIT-BIH ar-rhythmia database, IEEE Engineering in Medicine and BiologyMagazine 20 (3) (2001) 45{50
- [4] Correia S, Miranda J, Silva L, Barreto A. Lab view and Matlab for ECG Acquisition, Filtering and Processing. 3rd International Conference on In-tegrity, Reliability and Failure, Porto/Portugal, 2009.

- [5] Haque AKMF, Ali H, Kiber MA, Hasan MdT. Detection of Small Variations of ECG Features Using Wavelet. ARPN J Eng Appl Sci 2009; 4: 27-30.
- [6] Tan L. Digital Signal Processing Fundamentals and Applications. DeVry University Decatur, Georgia, 2008.
- [7] Zipes, D.P.; Libby, P.; Bonow, R.O.; Mann, D.L.; Tomaselli, G.F.Braunwald's Heart Disease E-Book: A Textbook of Cardiovascular Medicine; Elsevier Health Sciences: Philadelphia, PA, USA, 2018
- [8] de Chazal P, O'Dwyer M, Reilly RB. Automatic classi cation of heartbeats using ECG morphology and heartbeat interval features. IEEE Trans Biomed Eng. (2004) 51:1196{206. doi: 10.1109/TBME.2004. 827359
- [9] Mar T, Zaunseder S, Mart nez JP, Llamedo M, Poll R. Optimization of ECG classi cation by means of feature selection. IEEE Trans Biomed Eng. (2011) 58:2168{77. doi: 10.1109/TBME.2011.2113395
- [10] Krasteva V, Jekova I, Leber R, Schmid R, Abacherli R. Superiority of clas-si cation tree versus cluster, fuzzy and discriminant models in a heartbeat classi cation system. PLoS ONE. (2015) 13:e0140123. doi: 10.1371/jour-nal.pone.0140123
- [11] Sultan Qurraie S, Ghorbani Afkhami R. ECG arrhythmia classi cation using time frequency distribution techniques. Biomed Eng Lett. (2017) 7:325{32. doi: 10.1007/s13534-017-0043-2
- [12] Ghorbani Afkhami R, Azarnia G, Tinati MA. Cardiac arrhythmia clas-si cation using statistical and mixture modeling features of ECG signals. Pattern Recognit Lett. (2016) 70:45{51. doi: 10.1016/j.patrec.2015.11.018
- [13] Dokur Z, Olmez T. ECG beat classi cation by a novel hybrid neu-ral network. Comput Methods Programs Biomed. (2001) 66:167{81. doi: 10.1016/S0169-2607(00)00133-4
- [14] Elhaj FA, Salim N, Harris AR, Swee TT, Ahmed T. Arrhythmia recog-nition and classi cation using combined linear and nonlinear features of ECG signals. Comput Methods Programs Biomed. (2016) 127:52{63. doi: 10.1016/j.cmpb.2015.12.024
- [15] Martis RJ, Acharya UR, Min LC. ECG beat classi cation using PCA, LDA, ICA and discrete wavelet transform. Biomed Signal Process Control. (2013) 8:437{48. doi: 10.1016/j.bspc.2013.01.005
- [16] Inan OT, Giovangrandi L, Kovacs GTA. Robust neural-network-based clas-si cation of premature ventricular contractions using wavelet transform and timing interval features. IEEE Trans Biomed Eng. (2006) 53:2507{15. doi: 10.1109/TBME.2006.880879
- [17] Javadi M, Ebrahimpour R, Sajedin A, Faridi S, Zakernejad S. Improving ECG classi cation accuracy using an ensemble of neural network modules. PLoS ONE. (2011) 6:e24386. doi: 10.1371/journal.pone.0024386
- [18] Kiranyaz S, Ince T, Gabbouj M. Real-time patient-speci c ECG classi ca-tion by 1-D convolutional neural networks. IEEE Trans Biomed Eng. (2016) 63:664{75. doi: 10.1109/TBME.2015.2468589
- [19] Zhang Z, Dong J, Luo X, Choi KS, Wu X. Heartbeat classi cation using disease-speci c feature selection. Comput Biol Med. (2014) 46:79{89. doi: 10.1016/j.compbiomed.2013.11.019
- [20] Huang H, Liu J, Zhu Q, Wang R, Hu G. A new hierarchical method for interpatient heartbeat classi cation using random projections and RR inter-vals. Biomed Eng Online. (2014) 13:90. doi:10.1186/1475-925X-13-90
- [21] Garcia G, Moreira G, Menotti D, Luz E. Inter-patient ECG heartbeat clas-si cation with temporal VCG optimized by PSO. Sci Rep. (2017) 7:10543. doi: 10.1038/s41598-017-09837-3
- [22] Raj S, Ray KC, Shankar O. Cardiac arrhythmia beat classi cation using DOST and PSO tuned SVM. Comput Methods Programs Biomed. (2016) 136:163{77. doi: 10.1016/j.cmpb.2016.08.016

- [23] Ye C, Kumar BVKV, Coimbra MT. Heartbeat classi cation using mor-phological and dynamic features of ECG signals. IEEE Trans Biomed Eng. (2012) 59:2930{41. doi: 10.1109/TBME.2012.2213253
- [24] De Lannoy G, Francois D, Delbeke J, Verleysen M. Weighted conditional random elds for supervised interpatient heartbeat classi cation. IEEE Trans Biomed Eng. (2012) 59:241{7. doi: 10.1109/TBME.2011.2171037
- [25] Wu Z, Ding X, Zhang G. A novel method for classi cation of ECG ar-rhythmias using deep belief networks. Int J Comput Intell Appl. (2016) 15:1650021. doi: 10.1142/S1469026816500218
- [26] Acharya UR, Oh SL, Hagiwara Y, Tan JH, Adam M, Gertych A, et al. A deep convolutional neural network model to classify heartbeats. Comput Biol Med. (2017) 89:389{96. doi: 10.1016/j.compbiomed.2017.08.022
- [27] Rahhal MMA, Bazi Y, Alhichri H, Alajlan N, Melgani F, Yager RR. Deep learning approach for active classi cation of electrocardiogram signals. Inf Sci. (2016) 345:340{54. doi: 10.1016/j.ins.2016.01.082
- [28] Li H, Yuan D, Ma X, Cui D, Cao L. Genetic algorithm for the optimization of features and neural networks in ECG signals classi cation. Sci Rep. (2017) 7:41011. doi: 10.1038/srep41011
- [29] Ort nS,SorianoMC,AlfarasM,MirassoCR.Automatedreal-time method for ventricular heartbeat classi cation.Comput Methods Programs Biomed.(2019) 169:1{8. doi: 10.1016/j.cmpb.2018.11.005
- [30] Zidelmal Z, Amirou A, Ould-Abdeslam D, Merckle J. ECG beat classi cation using a cost sensitive classi er. Comput Methods Programs Biomed. (2013) 111:570{7. doi: 10.1016/j.cmpb.2013.05.011
- [31] Ye C, Kumar BVK, Coimbra MT. An automatic subject-adaptable heart-beat classi er based on multiview learning. IEEE J Biomed Health Inform. (2016) 20:1485{92. doi: 10.1109/JBHI.2015.2468224