

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية
République Algérienne démocratique et populaire

وزارة التعليم العالي و البحث العلمي
Ministère de l'enseignement supérieur et de la recherche scientifique

جامعة سعد دحلب البليدة
Université SAAD DAHLAB de BLIDA

كلية التكنولوجيا
Faculté de Technologie

قسم الإلكترونيك
Département d'Électronique



Mémoire de Master

Mention Électronique
Spécialité : Instrumentation

Présenté par :

DJILI MOHAMED AMINE

&

ZAOUI ABDELATIF

Extraction des caractéristiques pertinentes du signal de la pression artérielle

Proposé par : M. Benslama Z.A & M. Benselama s.i.

Année Universitaire 2019-2020

Remerciements

Nous nous devons de remercier ALLAH le tout puissant pour toute la volonté et le courage qu'il nous a données pour l'achèvement de ce travail.

Nous tenons à remercier tous ceux qui nous aidé, conseillé et encouragé à fin de réaliser ce modeste travail.

On remercie aussi les professeurs chez qui on a pu assister durant notre cursus universitaire, on remercie tout particulièrement notre encadreur M.BENSLAMA, pour ses conseils avisés et ses remarques pertinentes.

Nous remercions les membres du jury d'avoir accepté d'étudier cette thèse.

Enfin nos remerciements vont à tous ceux qui ont contribué de près ou de loin pour l'aboutissement de ce travail.

ملخص:

تُستخدم إشارات الموجات النبضية مثل موجات ضغط الدم للتقييم الفسيولوجي في كل من الطب السريري والأجهزة الاستهلاكية ، لأنها تحتوي على ثروة من المعلومات حول وظيفة القلب والأوعية الدموية. لذلك فإن مشروعنا يعتمد على استخراج أفضل الميزات من إشارات ضغط الشرايين الفيزيولوجية وغير فسيولوجية واستخدام تلك المميزات مع المصنف المسمى شعاع الدعم الآلي لتصنيفها

كلمات المفاتيح: نظام القلب والأوعية الدموية-الضغط الشرياني- شعاع الدعم الآلي-التصنيف

Résumé : Les signaux d'onde pulsée tels que les ondes de pression artérielle sont utilisés pour l'évaluation physiologique à la fois en médecine clinique et dans les appareils grand public, car ils contiennent une mine d'informations sur la fonction cardiovasculaire.

Par conséquent, notre projet repose sur l'extraction des meilleures caractéristiques des signaux de pression artérielle physiologiques et non physiologiques et l'utilisation de ces caractéristiques avec un classificateur appelé Machine à vecteurs de support pour les classer.

Mots clés : système cardiovasculaire, pression artérielle, Machine à vecteurs de support, classification

Abstract: Pulsed wave signals such as arterial pressure waves are used for physiological assessment both in clinical medicine and in consumer devices, as they contain a wealth of information on cardiovascular function.

Therefore, our project relies on extracting the best features of physiological and non-physiological blood pressure signals and using these features with a classifier called Support Vector Machine to classify them.

Keywords: Cardiovascular system, Arterial pressure, support vector machine, Classification

Listes des acronymes et abréviations

RBF	: Radial basis function
ERM	: Empirical risk minimization
SRM	: Structural risk minimization
KNN	: K nearest neighbor
SVM	: Support vector machine
ANN	: Artificial neural network
IA	: Intelligence artificielle
IBP	: Invasiveblood pressure
Am	: Amplitude maximale des oscillations
Rd	: Ratio diastolique
Rs	: Ratio systolique
SB	: Sloped-based
HB	: Height-based
BVP	: Blood volume pulse
PIO	: Pression intraoculaire
RV	: Résistance vasculaire
QC	: Débit cardiaque
PP	: Pression Pulsée
PAM	: Pression artérielle moyenne
PA	: Pression Artérielle
A-T	: Auto- tensiomètres
PAS	: Pression artérielle systolique
PAD	: Pression artérielle diastolique

Table des matières

Introduction générale	1
I Le cœur humain, pressions et moyens de mesure	3
I.1 Introduction.....	3
I.2 Historique.....	3
I.3 Appareil cardiovasculaire.....	4
I.3.1 Le système cardiovasculaire.....	4
I.3.2 Le Sang	6
I.3.3 Structure de l'appareil cardiovasculaire	7
I.3.4 La circulation sanguine.....	8
I.3.5 Le Cycle cardiaque.....	11
I.4 Pression artérielle	14
I.4.1 Définition de la Pression artérielle (PA).....	14
I.4.2 Pression artérielle moyenne (PAM).....	15
I.4.3 Pression artérielle systolique (PAS).....	15
I.4.4 Pression artérielle diastolique (PAD).....	16
I.4.5 Pression pulsée (PP) ou différentielle.....	16
I.5 Moyens et méthodes de mesure de la PA.....	16
I.5.1 Mesures non-invasives	17
I.5.2 Calcul du PAS et du PAD d'un signal oscillométrique.....	20
I.5.3 Mesures invasives	21
I.6 Conclusion.....	23
II Reconnaissance de forme et classification des données acquis	24
II.1 Introduction.....	24
II.2 La chaîne de reconnaissance et de classification de formes.....	24

II.2.1	L'acquisition de données	25
II.2.2	Extraction de caractéristique clés.....	26
II.2.3	Types d'apprentissage automatique.....	32
II.2.4	Choix du classificateur.....	36
II.2.5	Principe de la technique SVM.....	40
II.2.6	SVM linéaire simple.....	41
II.2.7	Séparateurs à vaste marge.....	41
II.2.8	Noyau SVM.....	44
II.2.9	Pourquoi les SVM sont utilisés dans l'apprentissage Automatique ...	47
II.3	Conclusion.....	48
III	Expérience de la simulation.....	49
III.1	Introduction.....	49
III.2	Les Matériaux utilisés.....	49
III.2.1	Matériel (Hardware).....	49
III.2.2	Logiciel (Software).....	49
III.3	Les étapes de traitement.....	50
III.3.1	Collecte de données.....	51
III.3.2	Extraction des caractéristiques.....	55
III.3.3	Préparation des données pour l'entraînement et les tests.....	60
III.4	L'outil d'apprentissage automatique	64
III.4.1	Le taux de reconnaissance.....	72
III.5	Conclusion.....	73
	Conclusion générale.....	74

Liste des figures

Figure I-1 Principales veines et artères	5
Figure I -2 Schéma de la circulation	6
FigureI -3 Composition du sang	7
Figure I -4 Anatomie du cœur.....	8
Figure I -5 Circulation sanguine chez l'Homme	9
Figure I -6 Cycle de la circulation pulmonaire	10
Figure I -7 Cycle de circulation systémique	11
Figure I -8 Les phases du cycle cardiaque	11
Figure I -9 Contraction iso-volumique	12
Figure I -10 Contraction iso-volumique	12
Figure I -11 La relaxation iso-volumétrique.....	13
Figure I -12 La relaxation iso-volumétrique.....	13
Figure I -13 Courbe de la pression artérielle enregistrée au niveau de l'aorte	14
Figure I -14 Les méthodes de mesure de la Pa	16
Figure I -15 Méthode auscultatoire.....	17
Figure I -16 Différents composants du signal photopléthysmographique.....	19
Figure I -17 Oscillations de La PA	20
Figure II - 1 Les 11 emplacements où les données hémodynamiques sont disponibles. 26	26
Figure II - 2 Exemple graphe d'un signal pour extraction des caractéristiques	27
Figure II - 3 Types d'apprentissage automatique	32
Figure II - 4 Exemple d'un apprentissage supervisé.....	33
Figure II - 5 Exemple Apprentissage Non-supervisé.....	35
Figure II - 6 Principe de fonctionnement d'apprentissage par renforcement	36
Figure II - 7 Architecture de Réseau de neurones artificiels	37
Figure II - 8 Exemple de KNN	38
Figure II - 9 Exemples de quatre types de problème de discrimination binaire ou il s'agit de séparer les points bleus des croix rouges. La frontière de décision et représentée en noir	40
Figure II - 10 SVM linéaire	41

Figure II - 11 Problème de séparation linéaire à deux classes : quel est le meilleur hyperplan parmi tous ceux qui séparent les données ?	42
Figure II - 12 La distance entre les exemples d'apprentissage et ce séparateur	42
Figure II - 13 Le séparateur idéal correspond intuitivement à l'hyperplan qui passe « au milieu » entre les données sans préférence pour une classe ou une autre. C'est le séparateur de marge maximale.	43
Figure II - 14 Les « vecteurs de support » se trouvent à une distance égale à la marge d'un côté ou de l'autre de l'hyperplan de séparation.....	43
Figure III - 1 L'interface de MATLAB et la version utilisée.....	50
Figure III - 2 Base de données des signaux de différents sites de pression artérielle.....	51
Figure III - 3 Données non physiologiques brachiales	52
Figure III - 4 Données physiologiques brachiales	52
Figure III - 5 Les informations dans chaque cellule de tableau de données.....	53
Figure III - 6 représentation d'un battement de cœur unique dans le brachial non physiologique.....	53
Figure III - 7 Représentation d'un battement de cœur unique dans le brachial physiologique.....	54
Figure III - 8 Représentation d'un battement du cœur dans le brachial Physiologique dans 5 secondes.....	54
Figure III - 9 représentation d'un battement du cœur dans le brachial non Physiologique dans 5 secondes.....	55
Figure III - 10 La matrice de résultats	60
Figure III - 11 Résultat de vecteur H	61
Figure III - 12 La matrice de l'ensemble de formation de brachial non physiologique ..	62
Figure III - 13 La matrice de l'ensemble de formation de brachial physiologique.....	62
Figure III - 14 Matrice aléatoire prête pour l'entraînement.....	64
Figure III - 15 boîte d'outil de Matlab	65
Figure III - 16 L'outil d'apprentissage automatique.....	65
Figure III - 17 Sélectionner l'entrée et la cible.....	66
Figure III - 18 sélectionnement de ' Holdout validation 30 %'	67
Figure III - 19 le nuage de points de caractéristique dans la colonne 1 avec 2	68
FigureIII - 20 le nuage de points de caractéristique dans la colonne 1 avec 3	68

Figure III - 21 le nuage de points de caractéristique dans la colonne 1 avec 4	69
Figure III - 22 le nuage de points de caractéristique dans la colonne 2 avec 3	69
Figure III - 23 le nuage de points de caractéristique dans la colonne 2 avec 4	70
Figure III - 24 Type de classificateur SVM	70
Figure III - 25 Choisir le classificateur avec la fonction	71
Figure III - 26 L'entraînement de 70%	71
Figure III - 27 Après Le test sur le 30%	72
Figure III - 28 matrice de confusion	72

Liste des tableaux

Tableau II - 1 fonctionnalités que vous pouvez extraire d'un signal	27
---	----

Introduction générale

Avec l'entrée de la technologie dans notre monde et son invasion de nos maisons de manière majeure et son impact sur tous les aspects de nos vies, les chercheurs et scientifiques développent cette technologie dans le but de l'exploiter dans le domaine de la médecine et de la santé.

Cela a permis de développer divers aspects de la médecine, tels que la collecte d'informations, l'application de la recherche et des traitements, et même l'amélioration de la communication entre chercheurs et cliniciens, entre autres.

Pour l'évaluation physiologique en médecine clinique et dans les appareils grand public, des signaux d'onde de pouls tels que la pression artérielle sont utilisés, car ils contiennent une mine d'informations sur la fonction cardiovasculaire. Ils sont affectés à la fois par le cœur, avec des caractéristiques telles que la fréquence cardiaque et la taille de l'attaque cérébrale affectant sa durée et sa morphologie, et les vaisseaux sanguins, l'athérosclérose et les sites réflexes affectant sa forme. Ainsi, plusieurs indicateurs et algorithmes ont été proposés pour déduire l'état physiologique du système cardiovasculaire en analysant la morphologie des ondes de pouls. L'obtention d'ensembles de données complets pour évaluer les performances de ces indicateurs et algorithmes est une tâche complexe : il peut être difficile de mesurer avec précision des variables de référence (comme le débit cardiaque).

La mesure des ondes de pouls peut être compliqués sur tous les sites d'intérêt (en particulier les artères centrales) ; Les essais cliniques sont coûteux et prennent du temps ; Et les mesures in vivo sont sujettes à des erreurs expérimentales.

Pour faciliter ce processus, le groupe de recherche sur la modélisation hémodynamique a créé des ensembles de données d'ondes de pouls simulées représentant des échantillons de sujets réels à l'aide de la modélisation informatique du flux sanguin. Il s'agit d'une nouvelle approche rentable pour le développement préclinique et le test

d'algorithmes d'analyse des ondes de pouls dans un large éventail de maladies cardiovasculaires, d'une manière relativement rapide et peu coûteuse. Et les données se divisent en deux catégories : données physiologiques et données non physiologiques.

Dans notre projet avec l'aide de nos connaissances acquises au cours de notre cours pour développer certains programmes de simulation pour la collecte et l'acquisition des données que nous avons obtenues. L'étape suivante consistera à utiliser les données obtenues en appliquant des techniques de reconnaissance de forme

Après ça nous allons extraire les meilleures caractéristiques des données obtenues (signaux de pression artérielle) et les appliquer à un classificateur basé sur support vecteur machine qui fera l'entraînement et le test de classification

Dans le premier chapitre, nous couvrirons des généralités sur le système cardiovasculaire qui comprend la structure cardiovasculaire et la pression artérielle (sanguine) et comment la mesurer et la stocker.

Dans le deuxième chapitre, nous parlerons de la reconnaissance de forme et de la classification des données acquises, et nous parlerons de la machine à vecteurs de support et des fonctions qu'elle utilise

Dans le troisième et dernier chapitre, nous démontrerons toutes les techniques et l'outil que nous avons utilisé, et nous montrerons la simulation étape par étape

Nous terminerons ce travail par une conclusion qui résume les résultats obtenus au cours de nos travaux.

Chapitre I Le cœur humain, pressions et moyens de mesure

I .1 Introduction

Dans ce chapitre nous allons voir plusieurs informations qui nous permettent d'avoir une idée générale sur notre projet de fin d'étude, dans ce chapitre on va se projeter surtout sur le côté médecine (Circulation sanguine, anatomie du cœur ...etc.), ensuite on va définir la pression artérielle est cité aussi la différence entre la PAS, PAD et la PAM. Après à la fin on va développer les différentes méthodes de mesure de la pression artérielle.

I .2 Historique

C'est en 1628 que W. Harvey découvrit la circulation du sang. Il démontra, en évaluant la quantité de sang éjecté par le cœur à chaque contraction, qu'en une heure le cœur déplace une masse de sang égale à trois fois le poids du corps. C'est pourtant seulement en 1730 que la pression sanguine fut mesurée pour la première fois par S. Hales avec un manomètre relié par une canule à l'artère crurale d'un cheval. Cent ans plus tard, en 1828, J.L.M. Poiseuille fit les mêmes mesures avec un manomètre à mercure dont les unités (mm ou cm de mercure) sont encore utilisées en pratique médicale, en contradiction avec le système international d'unités accepté universellement aujourd'hui. La méthode courante en pratique clinique a été inventée en 1905 par P. Korotkow. Elle consiste à mesurer au manomètre la contre-pression exercée sur une artère par un brassard gonflable tout en auscultant l'artère.

Le principal avantage de cette méthode est qu'elle donne accès non plus uniquement à la pression artérielle systolique (PAS) mais également à la pression artérielle diastolique (PAD). C'est la méthode de référence des cliniciens ; elle est toujours utilisée de nos Jours en routine clinique. Elle est connue également sous le nom de méthode auscultatoire. L'évolution des méthodes de Mesures de la pression artérielle permet

aujourd'hui de disposer de mesures automatiques. Les appareils dévolus à ces mesures automatiques ou auto-tensiomètres (AT), utilisent majoritairement la méthode dite oscillométrique. Elle utilise également un brassard et un manomètre et est connue depuis le début du vingtième siècle.

Sa diffusion a commencé vers 1980, après la découverte d'algorithmes de calcul associés permettant l'évaluation de la pression artérielle systolique et diastolique. Les AT permettent au patient de contrôler lui-même sa pression quotidiennement.

I.3 Appareil cardiovasculaire

I.3.1 Le système cardiovasculaire

Le cœur et les vaisseaux sanguins constituent le système cardiovasculaire. Propulsé par le cœur, le sang circule dans tout l'organisme à travers un vaste réseau de vaisseaux sanguins. Trois types de vaisseaux assurent le transport du sang : les artères, les capillaires et les veines. Les contractions rythmiques du cœur propulsent le liquide rouge dans les artères. Celles-ci acheminent le sang du cœur à toutes les régions de l'organisme. Les capillaires, de minuscules vaisseaux, permettent ensuite les échanges entre le sang et les cellules grâce à leur paroi extrêmement fine. Le sang est ensuite réacheminé vers le cœur par les veines.

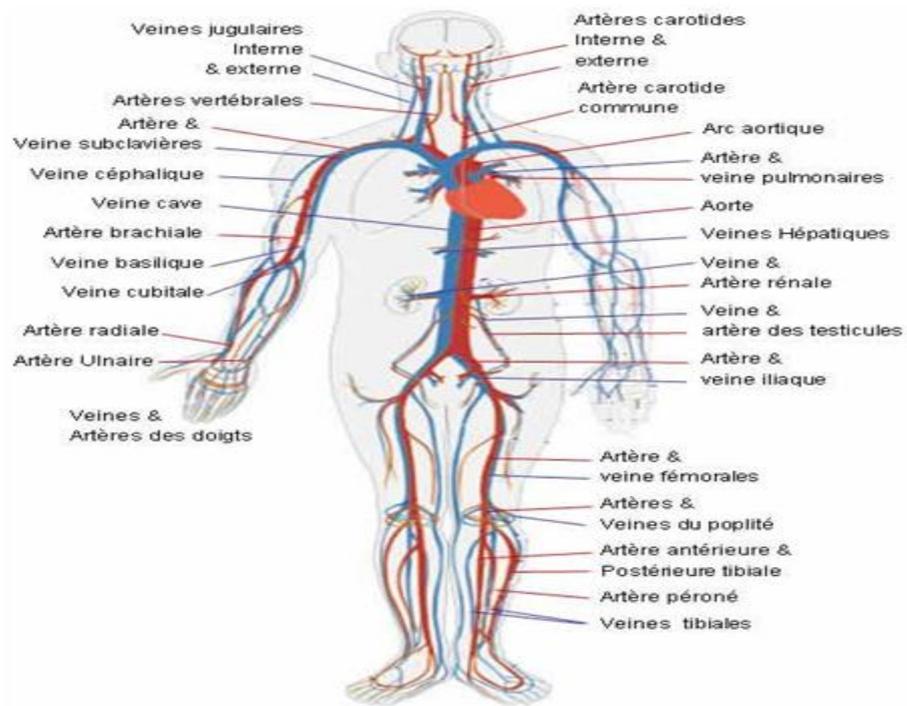


Figure I-1 Principales veines et artères

Les vaisseaux sanguins forment un réseau dont la longueur totale atteint 150 000 km ! Ils se répartissent en deux circuits distincts : la circulation pulmonaire et la circulation systémique. La circulation pulmonaire assure les échanges gazeux entre le sang et l'air contenu dans les poumons. La circulation systémique assure l'irrigation sanguine de tous les organes et tissus. Lorsque le cœur se contracte, ses deux ventricules éjectent simultanément le sang dans les deux circuits [1].

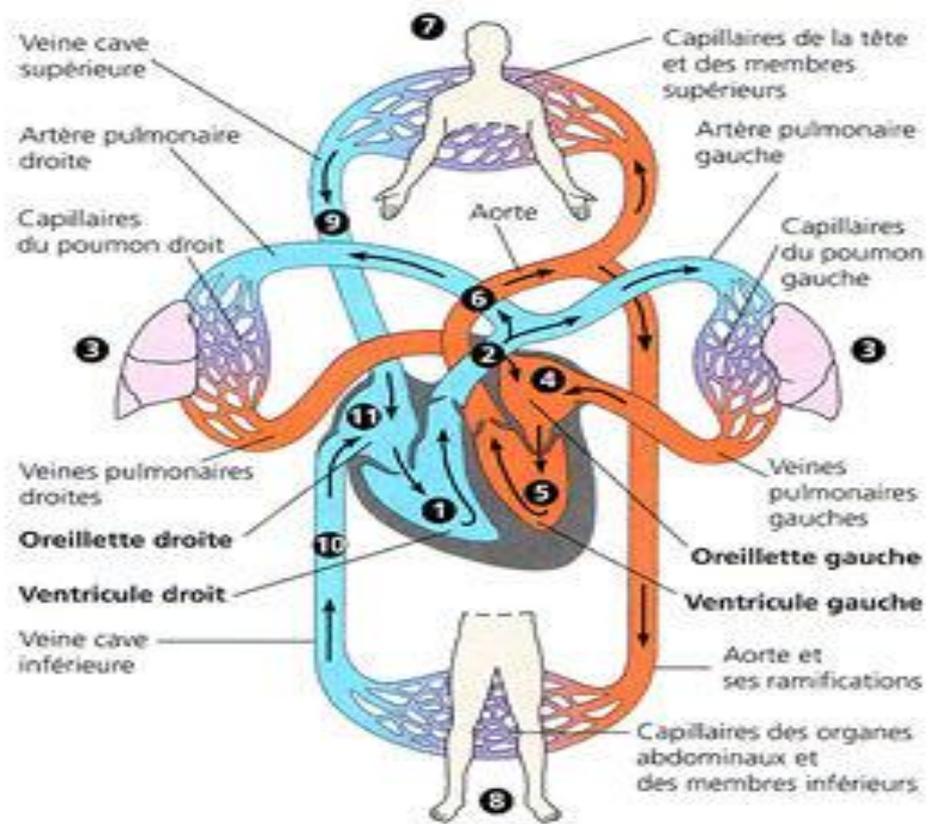


Figure I-2 Schéma de la circulation

I .3.2 Le Sang

Le sang est un liquide qui sert à diffuser l'oxygène nécessaire aux processus vitaux parmi tous les tissus du corps, et à y enlever les déchets produits. Chez les vertébrés, le sang est de couleur rouge. Il reçoit sa couleur de l'hémoglobine, un composé chimique contenant du fer, auquel l'oxygène se relie [2].

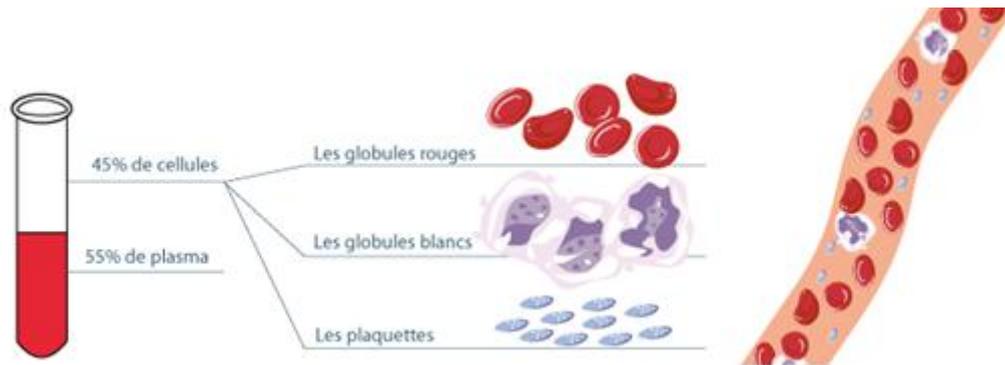


Figure I-3 Composition du sang

I .3.3 Structure de l'appareil cardiovasculaire

L'appareil cardiovasculaire ou système circulatoire est l'ensemble des structures anatomiques destinées à véhiculer le sang. Le système circulatoire comprend une pompe : le cœur et un ensemble de conduits (artères, artérioles, veines, etc.).

a Le cœur

Le cœur est un muscle creux comportant 4 cavités (2 oreillettes et 2 ventricules) Ce muscle est encore appelé myocarde, c'est un muscle strié qui se contracte automatiquement. Cet automatisme propre au muscle cardiaque est possible grâce à un tissu spécifique qui s'appelle le tissu nodal pourvu de qualités électriques. Le cœur a un circuit électrique incorporé. Le cœur comporte 4 valves qui évitent toute régurgitation entre les 4 cavités. Le sang y circule donc dans un seul sens. Le cœur comporte son propre réseau circulatoire qui l'alimente : il est vascularisé par les artères et les veines coronaires.

Il est innervé, en effet il est relié au système neurologique sympathique et parasympathique.

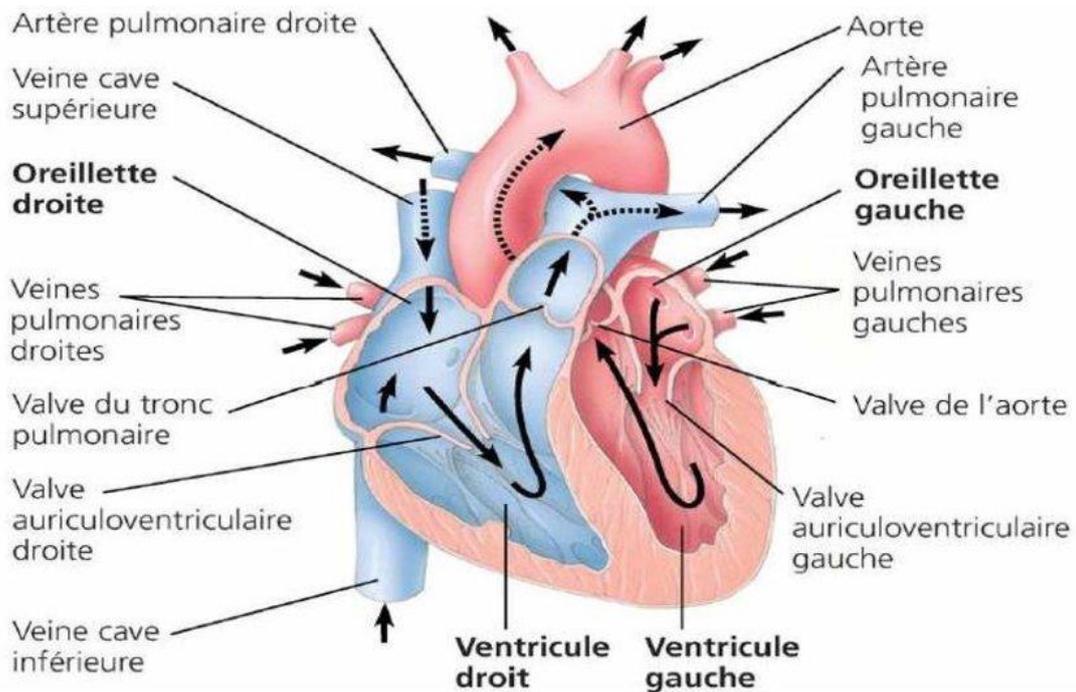


Figure I-4 Anatomie du cœur

I .3.4 La circulation sanguine

L'Homme, comme tous les vertébrés, possède un système circulatoire clos, contrairement à son système vasculaire lymphatique : le sang part du cœur en empruntant les artères puis les artérioles, il traverse le réseau capillaire soit au niveau des poumons (petite circulation ou circulation pulmonaire), soit au niveau des autres organes (grande circulation ou circulation systémique), puis il retourne au cœur par les veinules puis les veines. Les artères sont donc des vaisseaux sanguins qui vont du

cœur vers les organes, les veines ramenant inversement le sang des organes vers le cœur. Dans la grande circulation, les artères, partant du ventricule gauche, transportent donc du sang oxygéné rouge et les veines, revenant à l'oreillette droite, transportent du sang carbonaté bleu. Par contre, dans la petite circulation, les artères pulmonaires, partant du ventricule droit, transportent du sang carbonaté vers les poumons, et les veines pulmonaires ramènent à l'oreillette gauche du sang oxygéné.

Dans la grande circulation, les organes sont généralement vascularisés par une artère provenant d'une ramification de l'aorte qui part du ventricule gauche, et dont le qualificatif rappelle le nom de l'organe (artère rénale pour "artère du rein", artère humérale pour "artère de l'humérus", etc.). De façon comparable, les veines semblablement nommées se jettent dans les veines caves inférieure ou supérieure qui ramènent le sang vers l'oreillette droite [3].

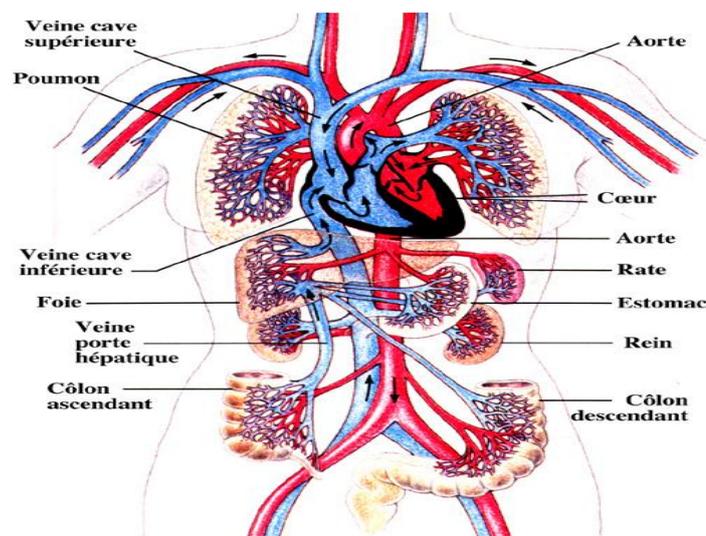


Figure I-5 Circulation sanguine chez l'Homme

a La circulation pulmonaire

La principale fonction de la circulation pulmonaire est sa contribution aux échanges gazeux. La circulation pulmonaire débute après les valves sigmoïdes pulmonaires à l'origine du tronc de l'artère pulmonaire qui reçoit le sang veineux mêlé éjecté par le ventricule droit. L'artère pulmonaire et ses branches se ramifient parallèlement aux voies aériennes. A leur entrée dans le poumon, les artères pulmonaires se rétrécissent progressivement. Les artères proximales ont une structure élastique ; les branches

périphériques, de plus faible calibre, ont une structure musculaire. Entre artères et veines s'interpose un réseau capillaire très dense qui assure les échanges gazeux. Le sang oxygéné est collecté par les veines pulmonaires et se draine dans l'oreillette gauche [4] .

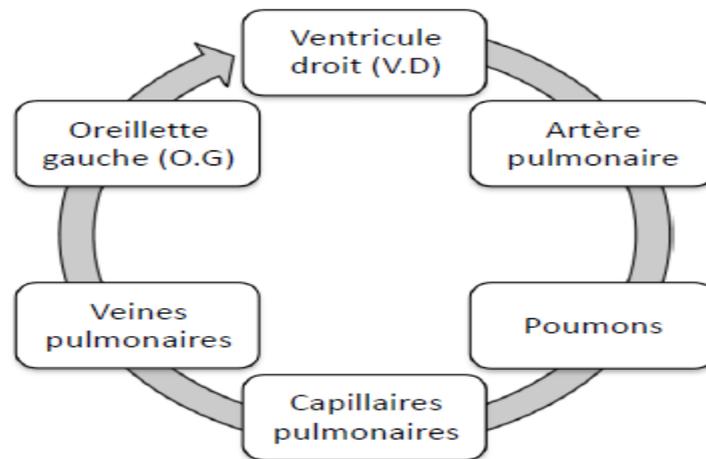


Figure I-6 Cycle de la circulation pulmonaire

b Circulation systémique

La circulation systémique se fait entre le cœur et tous les autres organes. Celle-ci prend naissance au niveau de l'hémi cœur gauche. Le sang hématosé quitte le cœur par une grosse artère, l'aorte. L'aorte se ramifie en artères et artérioles transportant le sang aux tissus. Après les échanges au niveau des capillaires, le réseau veineux ramène ensuite le sang appauvri en O₂ et enrichi en CO₂ jusqu'à l'hémi cœur droit auquel il s'abouche via les veines caves (inférieure et supérieure) [5].

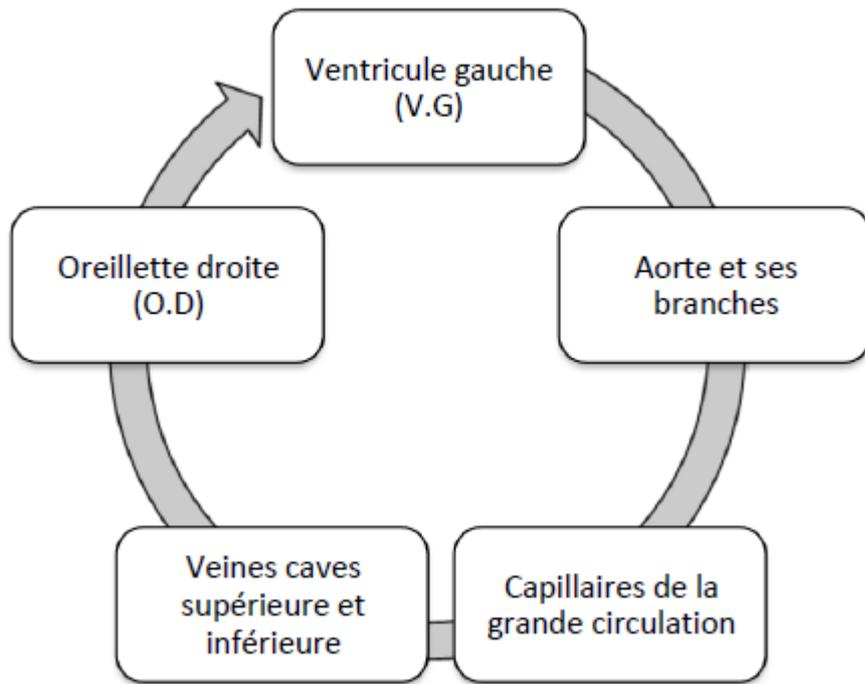


Figure I-7 Cycle de circulation systémique

I .3.5 Le Cycle cardiaque

La fréquence cardiaque correspond au nombre de battements du cœur pendant un laps de temps donné. Dans le cycle cardiaque on distingue quatre phases [6].

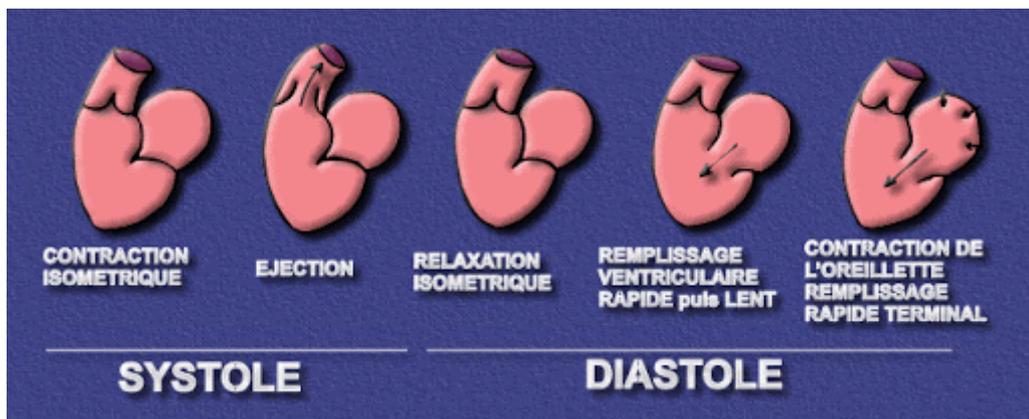


Figure I-8 Les phases du cycle cardiaque

a Les différentes phases de la systole ventriculaire :

Phase de contraction

Les ventricules sont remplis de sang et les valvules atrioventriculaires sont déjà fermées. Une pression est exercée sur le sang par contraction du myocarde. La pression n'est pas encore suffisamment élevée pour repousser les valvules sigmoïdes.

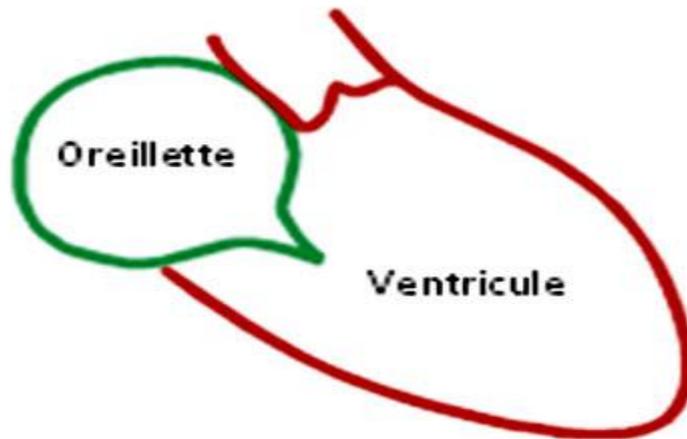


Figure I-9 Contraction iso-volumique

Phase d'éjection

La pression dans les ventricules dépasse maintenant la pression dans l'aorte et le tronc pulmonaire : les valvules sigmoïdes vont s'ouvrir et le sang sera éjecté dans les troncs artériels. À la fin de la phase d'éjection, les valvules sigmoïdes se referment car la pression dans les vaisseaux devient supérieure à celle dans les ventricules. La systole est terminée et la diastole commence.

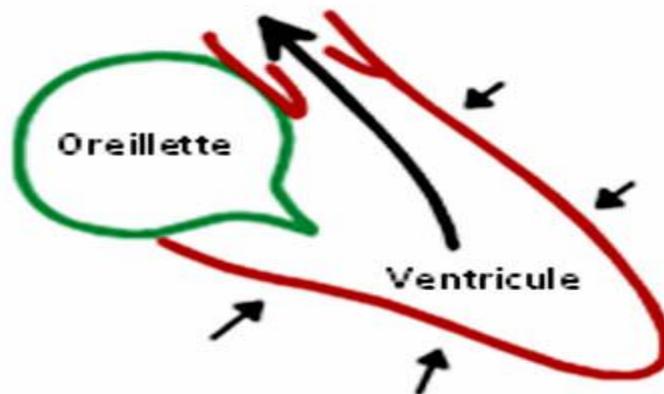


Figure I-10 Contraction iso-volumique

b Les différentes phases de la diastole ventriculaire

Phase de relaxation

Le relâchement du myocarde entraîne une diminution des pressions ventriculaires mais toutes les valvules restent encore fermées.

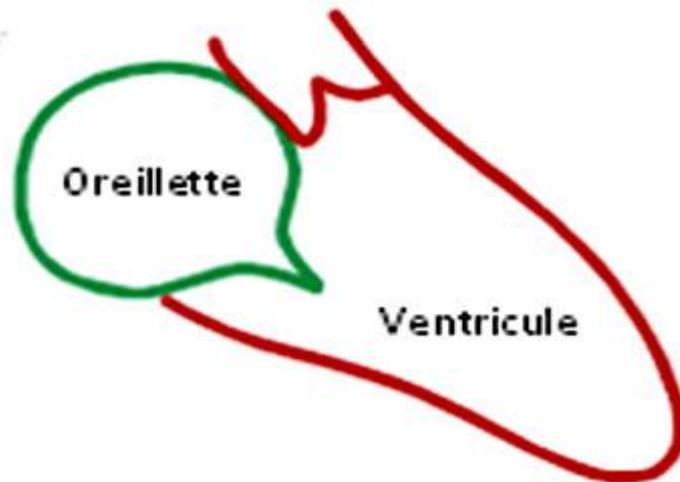


Figure I-11 La relaxation iso-volumétrique

Phase de remplissage

Les pressions ventriculaires sont maintenant descendues en dessous de celles des atriums, les valvules atrioventriculaires sont ouvertes et le sang passe des atriums vers les ventricules. Ce phénomène est passif – la contraction des atriums évoquée précédemment ne contribue qu'à environ 10 à 20 % du remplissage des ventricules lorsque la fréquence cardiaque est normale (plus chez les personnes âgées du fait de la diminution de l'élasticité du ventricule gauche. La phase de remplissage se termine avec la fermeture des valvules sigmoïdes – la nouvelle systole commence [7].

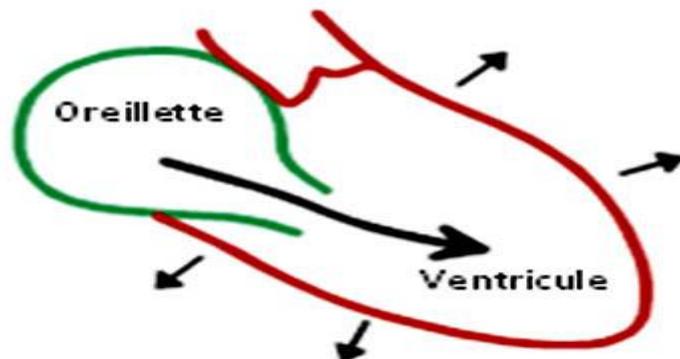


Figure I-12 La relaxation iso-volumétrique

I.4 Pression artérielle

I.4.1 Définition de la Pression artérielle (PA)

La Pression artérielle est la mesure prise lorsque le ventricule gauche du cœur se contracte et que le sang est projeté dans les artères [8].

Tout au long de son cheminement à travers le cœur, le sang exerce une pression sur les parois artérielles. C'est pourquoi on parle de pression artérielle. La PA permet d'évaluer la force et la quantité de sang pompée par le cœur, ainsi que la souplesse et l'état général des artères [9].

Au niveau des artères de gros calibres (aorte, artère pulmonaire) et moyen calibres (artère radiale humérale), la courbe de la PA peut être divisée en deux composantes : une première composante constante et continue qui représente la pression artérielle moyenne (PAM), et une seconde composante pulsatile qui représente les variations autour de la pression moyenne. Le maximum des variations correspond à la pression artérielle systolique (PAS) et le minimum à la pression artérielle diastolique (PAD). La différence entre la PAS et la PAD représente la pression pulsée (Voir Figure).

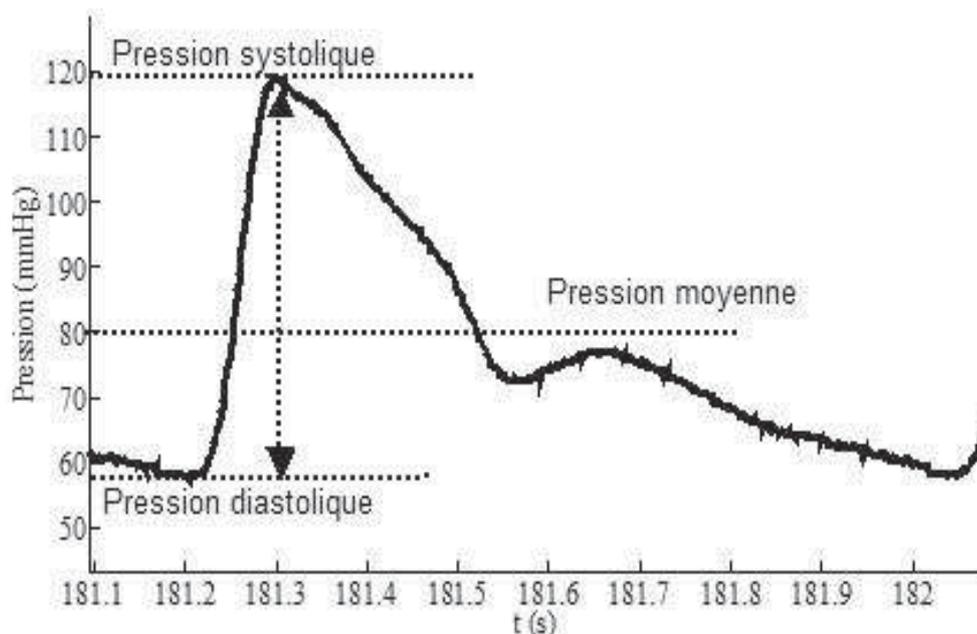


Figure I-13 Courbe de la pression artérielle enregistrée au niveau de l'aorte

I .4.2 Pression artérielle moyenne (PAM)

Est une pression théorique, équivalente à celle qui assurerait un débit de sang dans l'organisme identique tout au long des cycles cardiaques. Ses principaux déterminants sont :

Le débit cardiaque, dépendant de la fréquence du cœur (rythme cardiaque).

Les résistances vasculaires (déterminées par le nombre, le calibre et le degré d'élasticité des petites artères et artérioles).

$$PAM = RV \times QC$$

QC : étant le débit cardiaque exprimé en (ml/s)

RV : étant la résistance vasculaire exprimée en $\text{dynes} \cdot \text{s} \cdot \text{cm}^{-5} = 10^{-5} \text{ N} \cdot \text{s} \cdot \text{cm}^{-5}$

PAM : étant la pression artérielle moyenne exprimée en $10^{-1} \text{ N} \cdot \text{m}^{-2}$

Sachant que : $1 \text{ N} \cdot \text{m}^{-2} = 1 \text{ Pa} = 7,5 \times 10^{-3} \text{ mm Hg}$ [10].

-Ou $PAM = (PAS + 2 \times PAD) / 3$.

I .4.3 Pression artérielle systolique (PAS)

Lorsque le cœur se contracte, se vide et « pousse » le sang dans les artères, la pression qui s'exerce sur la paroi de l'artère est forte. Elle est qualifiée de maxima. Cette contraction cardiaque s'appelle la systole, on parle alors de tension (ou pression) systolique.

I .4.4 Pression artérielle diastolique (PAD)

Après la contraction du cœur pendant la systole, le cœur se relâche. Il se remplit et n'éjecte plus le sang dans la circulation. Pendant cette phase de décontraction, dite la diastole, la pression artérielle est moins élevée. Cette pression minimum est la pression diastolique [11].

I .4.5 Pression pulsée (PP) ou différentielle

C'est la différence entre la pression systolique et la pression diastolique. Le déterminant principal de la pression pulsée est constitué par les propriétés Viscoélastiques de la paroi des artères de gros et moyen calibres et ceux influençant les ondes incidentes et réfléchies de la PA. Alors que l'onde incidente est influencée par le débit systolique et la rigidité artérielle, l'onde réfléchie dépend de trois paramètres :

- la valeur du coefficient de réflexion (au site même de réflexion).
- la rigidité artérielle.
- la distance entre les sites de réflexion et de mesure.

I .5 Moyens et méthodes de mesure de la PA

La PA correspond donc à la pression du sang dans les artères. Alors que l'unité de mesure internationale est le pascal (Pa), l'usage médical veut que l'unité utilisée soit le millimètre de mercure (mm Hg) sachant que $1 \text{ Pa} = 7,5 \times 10^{-3} \text{ mm Hg}$. La mesure de la pression artérielle peut être effectuée soit de manière invasive directement dans l'artère, soit de manière non-invasive [12].

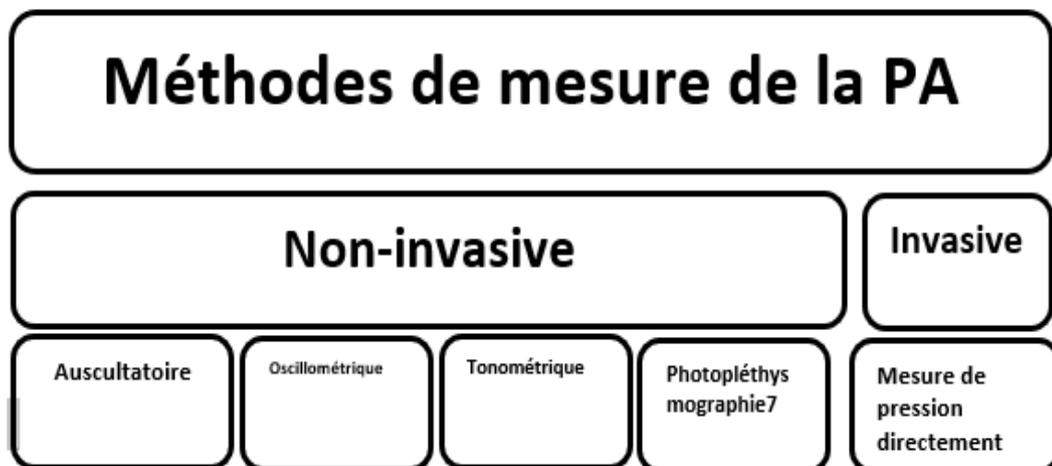


Figure I-14 Les méthodes de mesure de la Pa

I .5.1 Mesures non-invasives

a Méthode auscultatoire

L'opérateur doit s'équiper d'un brassard ainsi que d'un stéthoscope. Le brassard doit être de taille adaptée à la corpulence du patient. D'une façon générale, la hauteur doit être équivalente à 40% de la longueur du bras et la circonférence de la poche gonflable doit couvrir 80% de celle du bras. Le brassard est muni d'un manomètre qui doit permettre de visualiser la pression exercée par le gonflement de la poche.

La mesure s'effectue de préférence sur un patient au repos depuis 10 min et en décubitus dorsal. Il faut tout d'abord dégager le bras afin d'aposer le brassard sans être gêné par un vêtement. Celui-ci doit être appliqué sans bailler sur la peau du patient (il ne doit pas pouvoir glisser). La poche gonflable doit idéalement se trouver sur le trajet de l'artère humérale. Le bord inférieur du brassard doit se trouver à environ 2 cm du pli du coude.

A l'aide de la poire reliée au brassard, gonfler jusqu'à abolition du pouls radial plus 20 mm Hg (sur le cadran de mesure). Puis, avec le stéthoscope placé sur le trajet de l'artère humérale (au niveau du pli du coude) guetter l'apparition d'un pouls pendant le dégonflage lent et progressif du brassard [13].

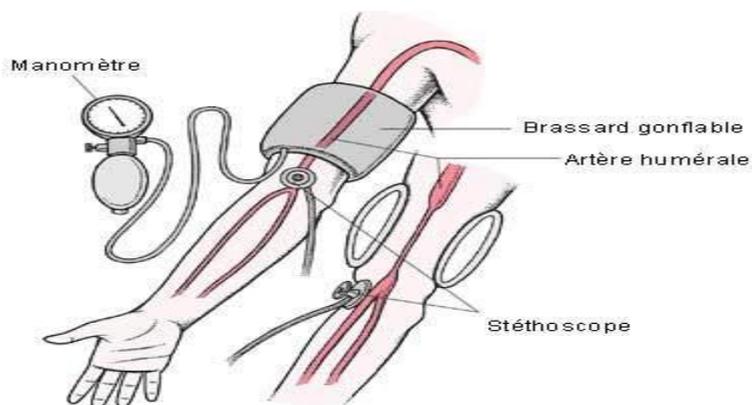


Figure I-15 Méthode auscultatoire

Les sons peuvent être décomposés en 5 phases

- Phase 1 = bruit soudain = systolique
- Phase 2 = baisse de l'intensité du bruit
- Phase 3 = augmentation du bruit au voisinage de la PAM
- Phase 4 = assourdissement du bruit

- Phase 5 = arrêt des bruits

b Méthode tonométrie

La tonométrie se base sur la relation entre la pression intraoculaire et la force nécessaire pour obtenir une déformation déterminée la forme naturelle de la cornée, les propriétés biomécaniques de la cornée, comme son épaisseur et son élasticité, peuvent affecter les mesures de la PIO. Les tonomètres peuvent être décrits comme étant avec ou sans contact et certains instruments sont portables

La méthode de tonométrie la plus répandue est la tonométrie à aplanation de Goldman, qui est considéré le standard de référence actuel sur le plan international pour mesurer la pression intraoculaire (PIO).il existe d'autres méthodes pour mesurer la pression à l'intérieur des yeux, notamment des méthodes alternatives de tonométrie appelées tonomètres à air et Tono Pen

Le Tonopen est un tonomètre portable tenu à la main qui détermine la PIO par contact avec la cornée (le contact central est recommandé). Le contact de la pointe de la sonde, provoque une aplanation/indentation d'une petite zone. Les collyres anesthésiques sont utilisés. Après quatre lectures valides, la mesure moyenne est affichée avec l'erreur standard [14].

Le TONOMETRE à air va projeter de l'air directement sur la cornée ce qui va créer une déformation de celle-ci grâce à la force du jet. Pour se faire, l'appareil aura besoin de 3 mesures afin de créer une moyenne de la pression intraoculaire (PIO), ce qui permettra de déterminer si il y a une pression normale ou excessive (hypertonie). Certains appareils sont aujourd'hui en capacité de prendre des mesures plus rapides et plus précises comme le tonomètre Pulsair Intellipuff qui grâce à son dispositif de 5ème génération offre non seulement un résultat définitif et toujours juste, mais se distingue aussi par un confort pour l'ophtalmologiste avec un matériel petit, silencieux, léger et simple d'utilisation [15].

c Méthode photo pléthysmographie

Lors de la circulation du sang dans les vaisseaux, il y'a une variation de leurs volumes. Ces variations sont dues à l'impulsion artérielle qui se propage lors de la circulation du sang ; le signal qui traduit ces variations de volume est connu par Pléthysmogramme. Ce signal peut être détecté de différentes manières, dans ce travail l'approche utilisée est celle qui utilise des moyens optiques. En fait compte tenu de l'interaction des

rayonnements optiques avec les différents tissus (voir Figure I.16), il est possible de détecter ces variations.

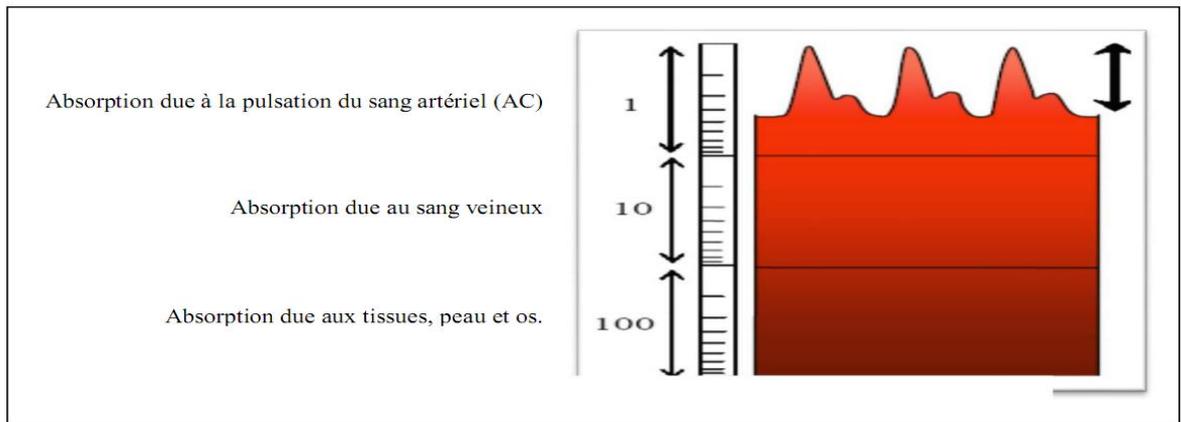


Figure I-16 Différents composants du signal photopléthysmographique

Le signal résultant est le Photopléthysmogramme. Cette technique de détection est connue par Photopléthysmographie optique. Elle permet à travers l'émission d'impulsion de lumière à des longueurs d'ondes déterminées sur un lit de capillaires et la détection de la lumière diffusée après absorption, de générer le signal photopléthysmogramme. Le signal ainsi détecté est en corrélation directe avec l'impulsion artérielle circulant dans les vaisseaux. Il est porteur de plusieurs grandeurs physiologiques traduisant l'activité cardio-vasculaire. On peut citer :

L'impulsion artérielle BVP (blood volume pulse) et qui représente le profil du signal photopléthysmogramme. Le rythme cardiaque : (nombre d'impulsion artérielle par minute). La saturation en Oxygène : (le rapport AC/DC du signal rouge sur le rapport de : AC/DC du signal infrarouge). L'encoche dichromatique : le point d'inflexion précédant le pic intermédiaire entre deux impulsions successives et qui correspond à la fermeture de la valve aortique. Temps de propagation de l'impulsion cardiaque : qui représente la différence temporelle entre le pic R du signal Electrocardiogramme et le pic du signal Photo pléthysmogramme [16].

d Méthode oscillométrique

Techniques oscillométriques, le brassard est gonflé (souvent la machine le fait automatiquement), puis progressivement dégonflé. La machine analyse les variations de pression dans le brassard pendant qu'elle le dégonfle. Quand la pression du brassard est proche de la pression sanguine, le changement de taille des artères à chaque battement, change la pression dans le brassard. L'analyse de ces variations de pression permet de

calculer ou mesurer la pression sanguine systolique, moyenne et diastolique. La fréquence cardiaque est aussi calculée en même temps [17].

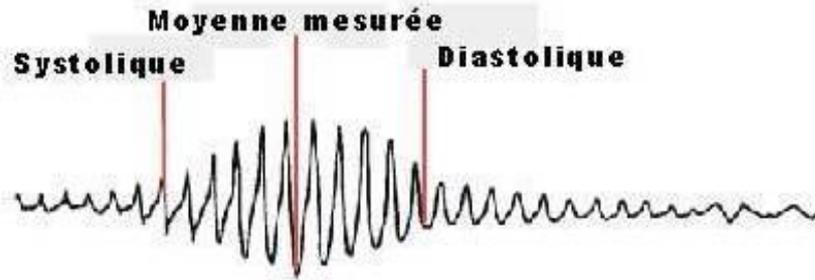


Figure I-17 Oscillations de La PA

I .5.2 Calcul du PAS et du PAD d'un signal oscillométrique

Un signal de pression oscillométrique comporte deux composantes. La première composante est liée au signal de pression artérielle et la deuxième est induite par la loi de pression linéaire de gonflage/dégonflage du brassard. Afin de calculer la pression artérielle systolique et diastolique, il est impératif d'extraire les oscillations induites par la pression artérielle du signal oscillométrique.

Il existe deux méthodes de calcul de la PAS et PAD. La première est basée sur le calcul des amplitudes crête à crête des oscillations de pression connu sous le nom « height-based(HB) » et la deuxième est basée sur le calcul de dérivées de l'enveloppe du signal oscillométrique connu sous le nom « sloped-based(SB) »

a La méthode HB

Dans ce cas les valeurs PAS et PAD sont basées sur la détermination des ratios appelés ratios systolique (Rs) et diastolique (Rd) par rapport à la PAM. Cette dernière correspond à la pression du brassard au moment de l'enregistrement des oscillations maximales (Am), Donc on aura :

$$\text{PAS} = R_s \times A_m$$

$$\text{PAD} = R_d \times A_m$$

PAS : pression artérielle systolique exprimée en mmHg

PAD : pression artérielle diastolique exprimée en mmHg

R_s : ratio systolique en mmHg/mmHg

Rd : ratio diastolique en mmHg/mmHg

Am : amplitude maximale des oscillations de pression en mmHg

Un calcul des amplitudes crête à crête des pics maximal et minimal du signal d'oscillations de pression suivi d'une extrapolation permet de déterminer les valeurs de la PAS et de la PAD.

Il n'existe pas de consensus concernant les valeurs de ratios à utiliser, le choix de ces valeurs diffère d'un fabricant à l'autre.

b La méthode SB

Cette méthode repose sur le calcul de la dérivée temporelle du signal oscillométrique. La détermination des points d'inflexion de l'enveloppe du signal oscillométrique permet de calculer la PAS et PAD. Les PAS et PAD sont déterminées aux points de dérivée minimale et maximale respectivement. La PAM est déterminée au point où la dérivée s'annule. Cette méthode nécessite de déterminer l'enveloppe du signal [18].

I .5.3 Mesures invasives

La pression sanguine invasive (intra-artérielle,IBP) est une technique utilisée couramment dans les unités de soins intensifs (ICU) mais aussi dans les blocs opératoires.

Cette technique nécessite la mesure directe de la pression artérielle par l'insertion d'une canule d'aiguille dans une artère adaptée. La canule doit être connectée à un système stérile, rempli de liquide, qui est connecté au moniteur électronique du patient. L'avantage de ce système est que la pression du patient est suivie en permanence, battement après battement, et que le signal afférent peut être affiché en temps réel (un graphique de pression en fonction du temps écoulé).

Il existe une très large gamme de moniteurs intégrant la fonction de suivi de pression invasive pour les traumatismes, les soins intensifs ou bien les salles d'opérations. La simple pression, pression duale, ou encore de multiples paramètres (pression / température /etc.) peuvent être suivis.

Un système de suivi de pression intra-artérielle est composé de 3 parties principales

- * L'appareil

- * Le transducteur

*Le moniteur.

L'appareil de mesure consiste en une canule artérielle connectée à un tube contenant une colonne continue de solution saline qui transmet la pression au transducteur. La ligne artérielle est également reliée à un système de rinçage pressurisé à 300mm de mercure.

Dans le cas de la mesure pression intra-artérielle, les transducteurs de MEMSCAP sont composés d'un diaphragme connecté à un élément MEMS piezorésistif aux bornes duquel est appliqué un courant électrique. Lorsqu'une pression s'exerce sur le diaphragme, ce dernier se déforme et étend l'élément MEMS, dont la résistance équivalente change, modifiant ainsi le signal de sortie électrique du système.

Le moniteur amplifie alors le signal de sortie du transducteur, filtre le bruit et affiche la forme de l'onde artérielle en temps réel à l'écran. Ils permettent également un affichage digital de la pression sanguine systolique, diastolique et moyenne.

La mesure de pression invasive a de nombreux avantages.

Le premier d'entre eux est qu'elle permet le suivi battement par battement de la pression sanguine. Ceci est très important pour des patients dont la pression sanguine peut changer radicalement (ex. lors d'une chirurgie vasculaire), ou pour lesquels un contrôle étroit de la pression sanguine est nécessaire (ex : patients blessés à la tête) ou bien encore pour les patients recevant des médicaments pour maintenir la pression sanguine constante.

Un second avantage de cette technique est qu'elle permet une mesure de pression très précise même à de très faibles pressions, comme par exemple pour des patients en état de choc.

Un troisième avantage réside dans l'amélioration du confort du patient, tout spécialement pour ceux nécessitant un suivi étroit de leur pression sanguine sur de longues périodes, comme dans les unités de soins intensifs. La pression invasive permet ainsi d'éviter les traumatismes répétés lors des nombreuses prises de pression sanguine. D'autres avantages de cette technique consistent dans le fait que le volume intra vasculaire peut être estimé à partir de la forme de la pression artérielle, et que la canule artérielle à demeure est commode pour le prélèvement de sang répétées [19].

I-6 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons vu des trucs qui nous ont permis d'avoir des idées générales sur le fonctionnement du corps humain notamment sur l'appareil cardiovasculaire et la circulation sanguine, ce qui est important dans ce mémoire de l'enrichir avec des informations pareilles.

Pour la classification des signaux de pression artérielle en signaux physiologiques ou non physiologiques nous avons choisi les techniques de reconnaissance de forme, cela sera détaillé dans le chapitre suivant

Chapitre II : Reconnaissance de forme et classification des données acquises

II .1 Introduction

Après avoir vu les signaux de la pression artérielle que nous allons classer. Dans ce chapitre nous allons voir les outils que nous avons choisis. En particulier les techniques de reconnaissance de forme.

Il existe de nombreux algorithmes et applications qui peuvent travailler avec les données obtenues et de nombreuses méthodes qui peuvent être utilisées pour analyser les données qui sont définies sur les choix de l'utilisateur qui peuvent le conduire à ce qu'il souhaite réaliser.

Dans ce chapitre, nous allons présenter certains de ces algorithmes et méthodes qui peuvent être utilisés pour atteindre ses objectifs.

II .2 La chaîne de reconnaissance et de classification de forme

Le domaine de la reconnaissance de forme concerne la découverte automatique des régularités dans les données grâce à l'utilisation d'algorithmes informatiques et l'utilisation de ces régularités pour mener des actions telles que la classification des données en différentes catégories.

Cette chaîne se compose de trois étapes principales au cours du processus :

- acquisition de données
- Extraction de caractéristiques clés
- choisir le bon classificateur

II .2.1 L'acquisition de données

Le groupe de recherche sur la modélisation hémodynamique a créé une base de données de plus de 3 300 sujets virtuels, chacun avec des formes d'onde de pouls artérielles distinctes. Pour chaque sujet, les formes d'onde de la pression artérielle, du débit sanguin et de la zone luminale sont disponibles à plusieurs endroits artériels, ainsi que les paramètres de la simulation (par exemple, les géométries des vaisseaux, le débit cardiaque, les vitesses des ondes de pouls) [20].

a La source de données

L'acquisition d'ensembles de données complets pour évaluer les performances de ces indices et algorithmes est généralement une tâche complexe: il peut être difficile de mesurer précisément les variables de référence (par exemple, le débit cardiaque); il est difficile d'étudier l'influence des propriétés cardiovasculaires individuelles sur l'onde de pouls in vivo car d'autres propriétés peuvent changer avec le temps; il peut être complexe de mesurer les ondes de pouls sur tous les sites d'intérêt (en particulier les artères centrales); les essais cliniques sont coûteux et prennent du temps; et les mesures in vivo sont sujettes à des erreurs expérimentales.

Pour faciliter ce processus, le groupe de recherche sur la modélisation hémodynamique a créé des ensembles de données d'ondes de pouls simulées représentatives d'échantillons de sujets réels à l'aide de la modélisation informatique du flux sanguin. Il s'agit d'une approche novatrice et rentable pour le développement et les tests précliniques d'algorithmes d'analyse des ondes de pouls dans un large éventail de conditions cardiovasculaires, d'une manière relativement rapide et peu coûteuse. Les bases de données d'ondes de pouls in silico nous permettent également de comprendre les mécanismes théoriques sous-jacents aux corrélations observées à partir de populations de sujets réels et de former des algorithmes d'apprentissage en profondeur pour l'analyse des ondes de pouls dans un large éventail de conditions physiologiques [21].

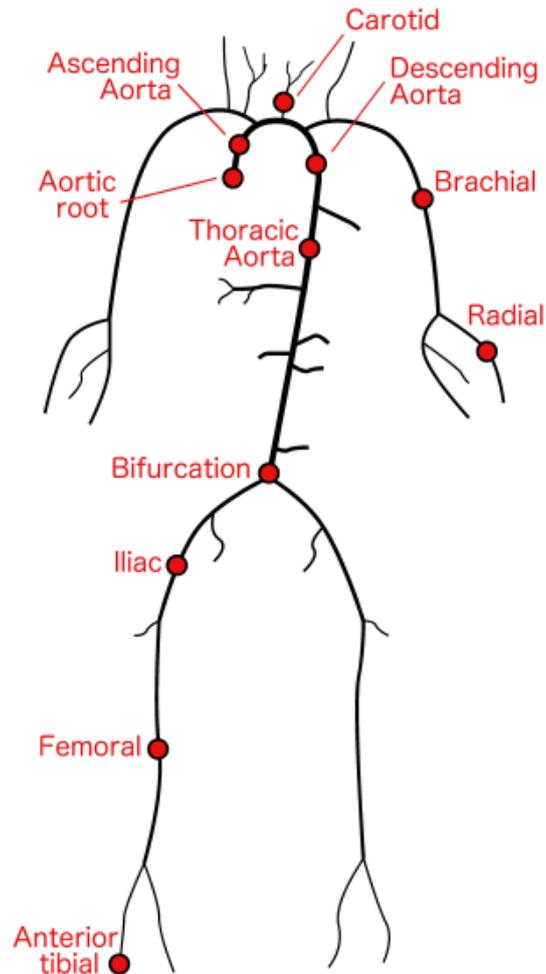


Figure II- 1 Les 11 emplacements où les données hémodynamiques sont disponibles

II .2.2 Extraction de caractéristique clés

L'extraction des caractéristiques et la réduction des dimensions sont nécessaires pour obtenir de meilleures performances pour la classification des signaux biomédicaux. Le but de l'extraction de caractéristiques est de trouver l'ensemble le plus compact et le plus informatif de caractéristiques (modèles distincts) pour améliorer l'efficacité du classificateur. De plus, l'extraction de caractéristiques est utilisée pour extraire des caractéristiques du signal d'origine afin de réaliser une classification fiable. L'extraction de caractéristiques est la partie la plus cruciale de la classification des signaux biomédicaux car les performances de classification peuvent être dégradées si les caractéristiques ne sont pas bien sélectionnées [22].

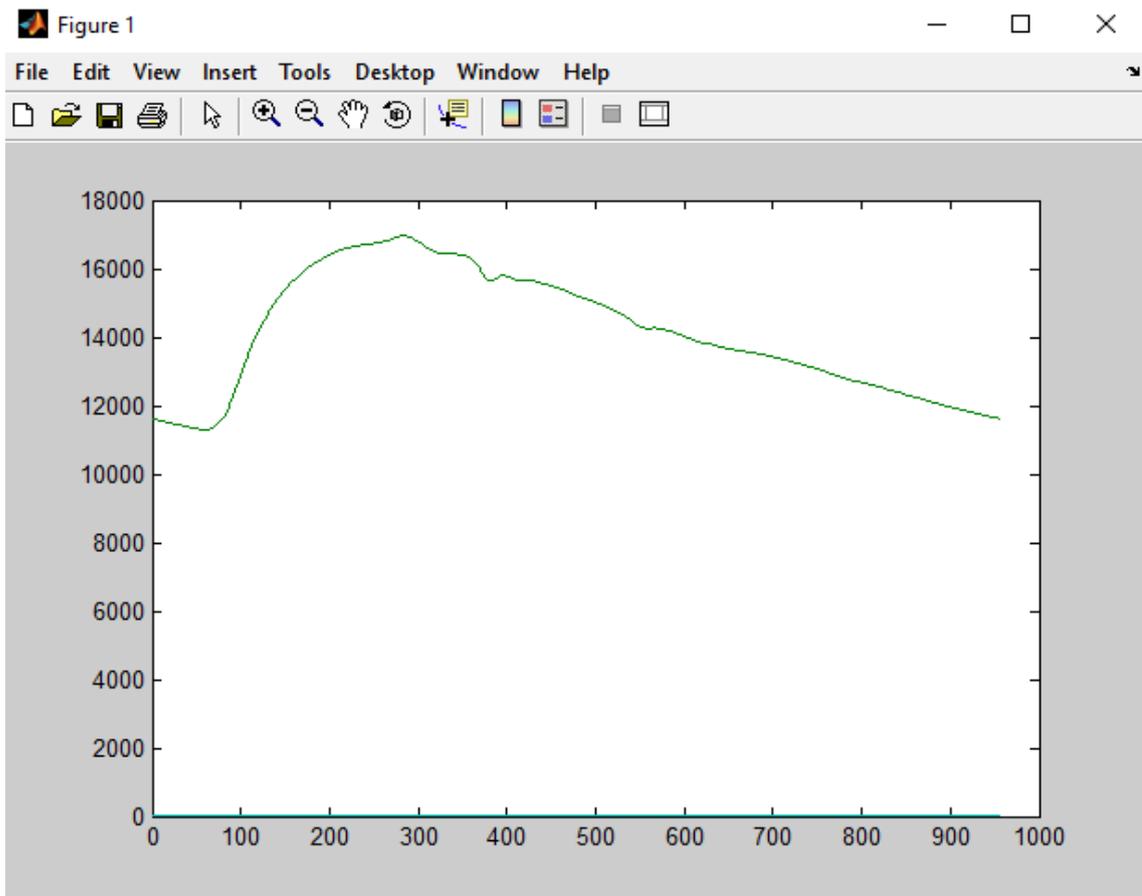


Figure II- 2 Exemple graphe d'un signal pour extraction des caractéristiques

Il existe de nombreuses fonctionnalités que vous pouvez extraire d'un signal. (Voir le tableau)

Tableau 2- 1 caractéristiques d'un signal

Caractéristique	Description
Amp	Amplitude du signal de segment
Medfreq	Médian fréquence du signal de segment
Mean	Valeur moyenne du signal de segment
Max	Valeur maximale du signal de segment
P2P	Amplitude crête à crête
Var	Variance du segment de signal
Std	Écart-type
RMS	Puissance quadratique moyenne
S2E	Valeur de début à fin
MAD	Moyen d'écart absolu
ZCR	Taux de passage à zéro
KS	Kurtosis
SMA	Zone d'amplitude du signal
Min	Valeur minimale du signal de segment
SE	Energie spectrale
E	Entropie spectrale
SC	Centroïde spectral
PF	Fréquence principale

Après de nombreux tests, nous avons sélectionné ces quatre caractéristiques :

a Médian fréquence du signal de segment (Medfreq)

La médiane est le nombre du milieu est un ensemble ordonné de données.

Dans une table de fréquences, les observations sont déjà disposées dans un ordre croissant. Nous pouvons obtenir la médiane en recherchant la valeur en position médiane.

S'il y a un nombre impair d'observations, la médiane est le nombre du milieu.

S'il y a un nombre pair d'observations, la médiane sera la moyenne des deux nombres centraux.

Dans MATLAB, nous pouvons déterminer ces valeurs en utilisant le

`freq = medfreq (x)` estime la fréquence normalisée médiane, `freq`, du spectre de puissance d'un signal dans le domaine temporel, `x`.

`freq = medfreq (x, fs)` estime la fréquence médiane en termes de fréquence d'échantillonnage, `fs`.

`freq = medfreq (pxx, f)` renvoie la fréquence médiane d'une estimation de densité spectrale de puissance (DSP), `pxx`. Les fréquences, `f`, correspondent aux estimations en `pxx`.

`freq = medfreq (sxx, f, rbw)` renvoie la fréquence médiane d'une estimation du spectre de puissance, `sxx`, avec une largeur de bande de résolution `rbw`.

`freq = medfreq (___, freqrange)` spécifie l'intervalle de fréquence sur lequel calculer la fréquence médiane. Cette syntaxe peut inclure toute combinaison d'arguments d'entrée des syntaxes précédentes, à condition que le deuxième argument d'entrée soit `fs` ou `f`. Si la deuxième entrée est passée comme vide, la fréquence normalisée sera supposée. La valeur par défaut de `freqrange` est la bande passante entière du signal d'entrée.

`[freq, power] = medfreq (___)` renvoie également la puissance de la bande, la puissance, du spectre. Si vous spécifiez une plage de fréquences, la puissance contient la puissance de la bande dans la plage de fréquences.

`medfreq (___)` sans argument de sortie trace le PSD ou le spectre de puissance et annoté la fréquence médiane.

b La valeur maximale (Max)

Ces valeurs sont la plus grande valeur qu'un signal prend sur un certain intervalle défini. La détection des pics dans les signaux est une étape importante dans de nombreuses applications de traitement du signal.

Dans MATLAB

$M = \max(A)$ renvoie le maximum d'éléments d'un tableau.

Si A est un vecteur, alors $\max(A)$ renvoie le maximum de A .

Si A est une matrice, alors $\max(A)$ est un vecteur de ligne contenant la valeur maximale de chaque colonne.

Si A est un tableau multidimensionnel, alors $\max(A)$ opère le long de la première dimension du tableau dont la taille n'est pas égale à 1, en traitant les éléments comme des vecteurs. La taille de cette dimension devient 1 tandis que les tailles de toutes les autres dimensions restent les mêmes. Si A est un tableau vide dont la première dimension a une longueur nulle, alors $\max(A)$ renvoie un tableau vide de la même taille que A .

c Moyen d'écart absolu (MAD)

L'écart absolu moyen est la moyenne de la valeur absolue des écarts à la moyenne. Autrement dit, c'est la distance moyenne à la moyenne. Bien qu'il soit moins utilisé

$$\text{Ecart absolu moyen} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |x_i - \bar{x}|$$

Dans MATLAB

$y = \text{mad}(X)$ renvoie l'écart absolu moyen des valeurs dans X .

Si X est un vecteur, alors mad renvoie la moyenne ou l'écart absolu médian des valeurs de X .

Si X est une matrice, alors mad renvoie un vecteur ligne contenant l'écart absolu moyen ou médian de chaque colonne de X .

Si X est un tableau multidimensionnel, alors mad opère le long de la première dimension non-singulière de X.

d Écart-type (Std)

L'écart type est une statistique qui mesure la dispersion d'un ensemble de données par rapport à sa moyenne et est calculé comme la racine carrée de la variance. L'écart type est calculé comme la racine carrée de la variance en déterminant l'écart de chaque point de données par rapport à la moyenne. Si les points de données sont plus éloignés de la moyenne, il y a un écart plus élevé dans l'ensemble de données ; ainsi, plus les données sont étalées, plus l'écart type est élevé.

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \mu)^2}$$

Dans Matlab

S = std (A) renvoie l'écart type des éléments de A le long de la première dimension du tableau dont la taille n'est pas égale à 1.

Si A est un vecteur d'observations, alors l'écart type est un scalaire.

Si A est une matrice dont les colonnes sont des variables aléatoires et dont les lignes sont des observations, alors S est un vecteur ligne contenant les écarts types correspondant à chaque colonne.

Si A est un tableau multidimensionnel, alors std (A) fonctionne le long de la première dimension du tableau dont la taille n'est pas égale à 1, en traitant les éléments comme des vecteurs. La taille de cette dimension devient 1 tandis que les tailles de toutes les autres dimensions restent les mêmes.

Par défaut, l'écart type est normalisé par N-1, où N est le nombre d'observations

II .2.3 Types d'apprentissage automatique

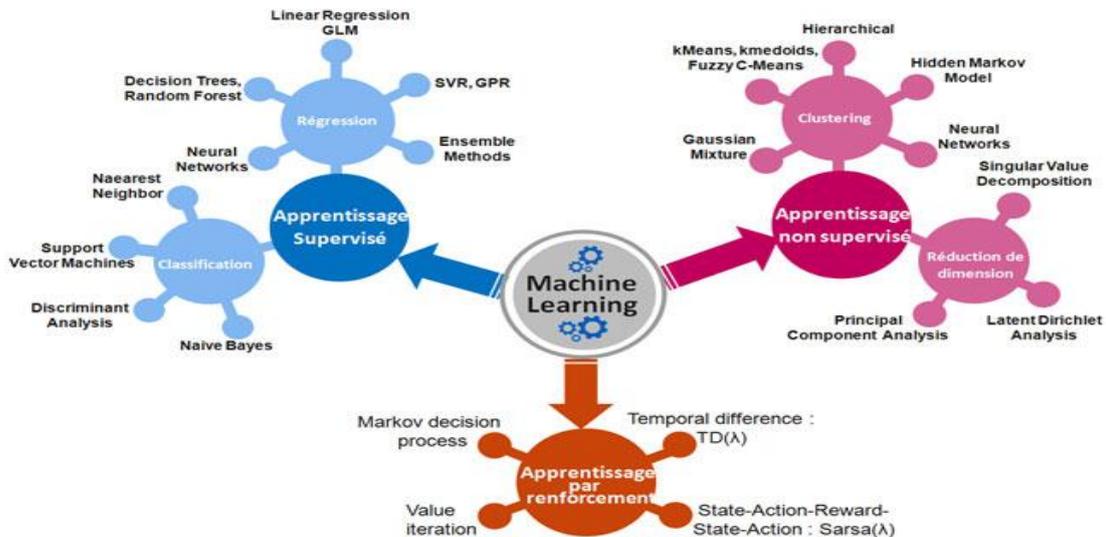


Figure II- 3 Types d'apprentissage automatique

Quelle que soit la méthode, il existe différentes façons de former des algorithmes d'apprentissage automatique, chacun avec ses propres avantages et inconvénients. Pour comprendre les avantages et les inconvénients de chaque type d'apprentissage automatique, nous devons d'abord examiner le type de données qu'ils ingèrent. Dans l'apprentissage automatique, il existe deux types de données étiquetées données et données non étiquetées.

Les données étiquetées ont à la fois les paramètres d'entrée et de sortie dans un modèle entièrement lisible par machine, mais nécessitent beaucoup de travail humain pour étiqueter les données, pour commencer. Les données non étiquetées n'ont qu'un seul ou aucun des paramètres sous une forme lisible par machine. Cela annule le besoin de main-d'œuvre humaine mais nécessite des solutions plus complexes.

Il existe également certains types d'algorithmes d'apprentissage automatique qui sont utilisés dans des cas d'utilisation très spécifiques, mais trois méthodes principales sont utilisées aujourd'hui [23].

a L'apprentissage supervisé

L'apprentissage supervisé est une forme d'apprentissage machine qui crée des modèles d'intelligence artificielle en se fondant sur des données d'apprentissage « étiquetées »,

C'est-à-dire que des humains ont qualifiées (ex : en listant les objets présents sur les milliers d'images du jeu d'entraînement pour indiquer à l'algorithme à établir des corrélations entre les caractéristiques d'une image et les objets qui y ont été identifiés).

Techniquement, l'apprentissage supervisé infère une fonction de données d'apprentissage étiquetées consistantes en un ensemble d'exemples d'apprentissage. Dans l'apprentissage supervisé, chaque exemple est un couple constitué d'un objet d'entrée (généralement un vecteur) et d'une valeur de sortie souhaitée (également appelé signal de supervision). Un algorithme d'apprentissage supervisé analyse les données d'apprentissage et produit une fonction inférée, qui peut être utilisée pour mapper de nouveaux exemples. Un scénario optimal consiste à définir correctement les classes de classe pour les instances invisibles. Cela nécessite que l'algorithme d'apprentissage soit généralisé à partir des données d'entraînement à des situations invisibles de manière « raisonnable » [24].

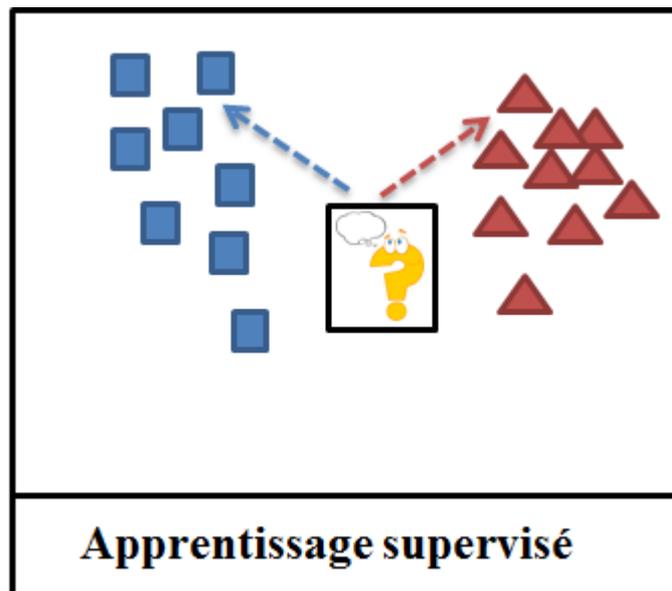


Figure II- 4 Exemple d'un apprentissage supervisé

b Apprentissage non supervisé

L'apprentissage non supervisé fait référence à l'utilisation d'algorithmes d'intelligence artificielle (IA) pour identifier des modèles dans des ensembles de données contenant des points de données qui ne sont ni classés ni étiquetés.

Les algorithmes sont ainsi autorisés à classer, étiqueter et / ou regrouper les points de données contenus dans les ensembles de données sans avoir aucun guidage externe dans l'exécution de cette tâche.

En d'autres termes, l'apprentissage non supervisé permet au système d'identifier par lui-même des modèles dans des ensembles de données.

Dans un apprentissage non supervisé, un système d'IA regroupera les informations non triées en fonction des similitudes et des différences, même si aucune catégorie n'est fournie.

Les algorithmes d'apprentissage non supervisé peuvent effectuer des tâches de traitement plus complexes que les systèmes d'apprentissage supervisé. De plus, soumettre un système à un apprentissage non supervisé est un moyen de tester l'IA.

Cependant, l'apprentissage non supervisé peut être plus imprévisible qu'un modèle d'apprentissage supervisé. Bien qu'un système d'IA d'apprentissage non supervisé puisse, par exemple, déterminer seul comment trier les chats des chiens, il peut également ajouter des catégories imprévues et indésirables pour faire face aux races inhabituelles, créant ainsi un désordre au lieu de l'ordre.

Les systèmes d'IA capables d'apprentissage non supervisé sont souvent associés à des modèles d'apprentissage génératif, bien qu'ils puissent également utiliser une approche basée sur la récupération (qui est le plus souvent associée à un apprentissage supervisé). Les chatbots, les voitures autonomes, les programmes de reconnaissance faciale, les systèmes experts et les robots font partie des systèmes qui peuvent utiliser des approches d'apprentissage supervisé ou non supervisé, ou les deux [25].

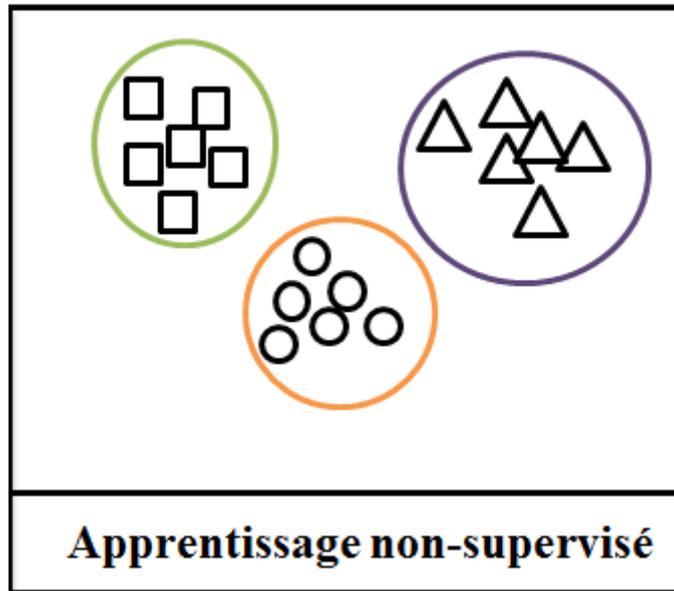


Figure II- 5 Exemple Apprentissage Non-supervisé

c Apprentissage par renforcement

Le Reinforcement Learning est une méthode d'apprentissage pour les modèles de Machine Learning. Pour faire simple, cette méthode consiste à laisser l'algorithme apprendre de ses propres erreurs. Afin d'apprendre à prendre les bonnes décisions, l'intelligence artificielle se retrouve directement confrontée à des choix. Si elle se trompe, elle est » pénalisée «. Au contraire, si elle prend la bonne décision, elle est » récompensée «. Afin d'obtenir toujours plus de récompenses, l'IA va donc faire de son mieux pour optimiser sa prise de décisions.

Le développeur du modèle de Machine Learning se contente de fixer les règles qui déterminent si l'IA sera punie ou récompensée. Cependant, elle ne donne à cette dernière aucun indice ni aucune suggestion pour l'aider à prendre les bonnes décisions. L'intelligence est donc livrée à elle-même. Elle commencera par prendre des décisions totalement aléatoires et, de récompense en récompense, développera sa propre méthode pour accomplir systématiquement la tâche qui lui est confiée. Ainsi, cette méthode d'apprentissage présente l'avantage fascinant de laisser la machine faire preuve de » créativité « ...

De plus, cette méthode d'apprentissage s'apparente fortement à celle de l'être humain qui apprend de ses erreurs dès sa naissance et tout au long de sa vie. Cependant, contrairement aux êtres humains, l'intelligence artificielle peut effectuer des milliers de

tentatives simultanément. La seule limite est la puissance de calcul de l'infrastructure sur laquelle l'algorithme est exécuté... [26]

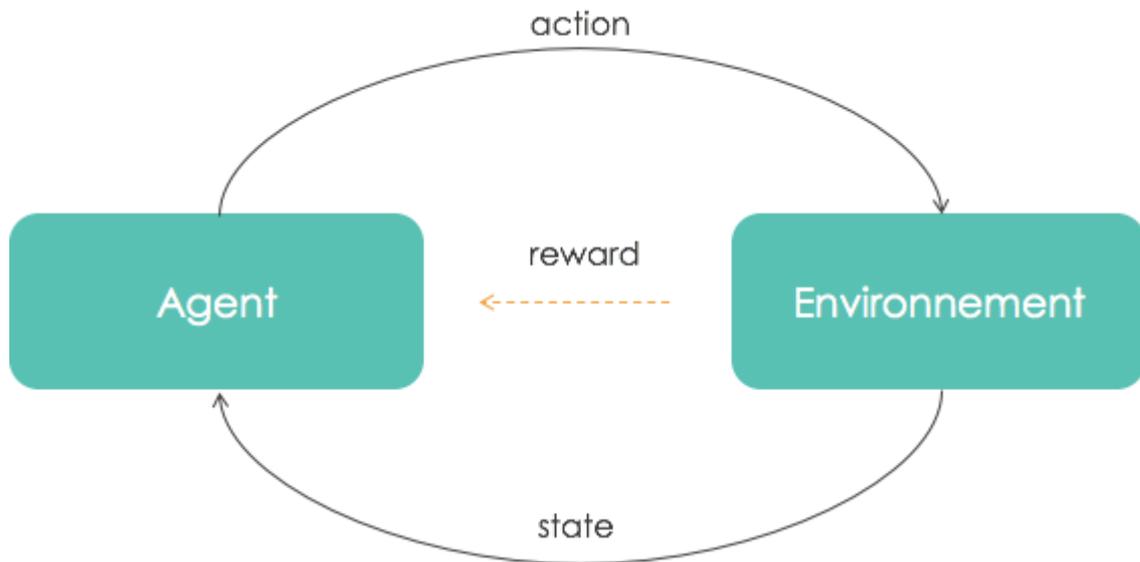


Figure II- 6 Principe de fonctionnement d'apprentissage par renforcement

II .2.4 Choix du classificateur

a Réseau de neurones artificiels (Artificial Neural Network)

Un réseau neuronal artificiel est la partie d'un système informatique conçu pour simuler la façon dont le cerveau humain analyse et traite les informations. C'est le fondement de l'intelligence artificielle (IA) et résout des problèmes qui s'avèreraient impossibles ou difficiles selon les normes humaines ou statistiques. Les ANN ont des capacités d'auto-apprentissage qui leur permettent de produire de meilleurs résultats à mesure que davantage de données deviennent disponibles.

Les réseaux de neurones artificiels sont construits comme le cerveau humain, avec des nœuds de neurones interconnectés comme une toile. Le cerveau humain possède des centaines de milliards de cellules appelées neurones. Chaque neurone est constitué d'un corps cellulaire qui est responsable du traitement des informations en transportant les informations vers (entrées) et éloignées (sorties) du cerveau [27].

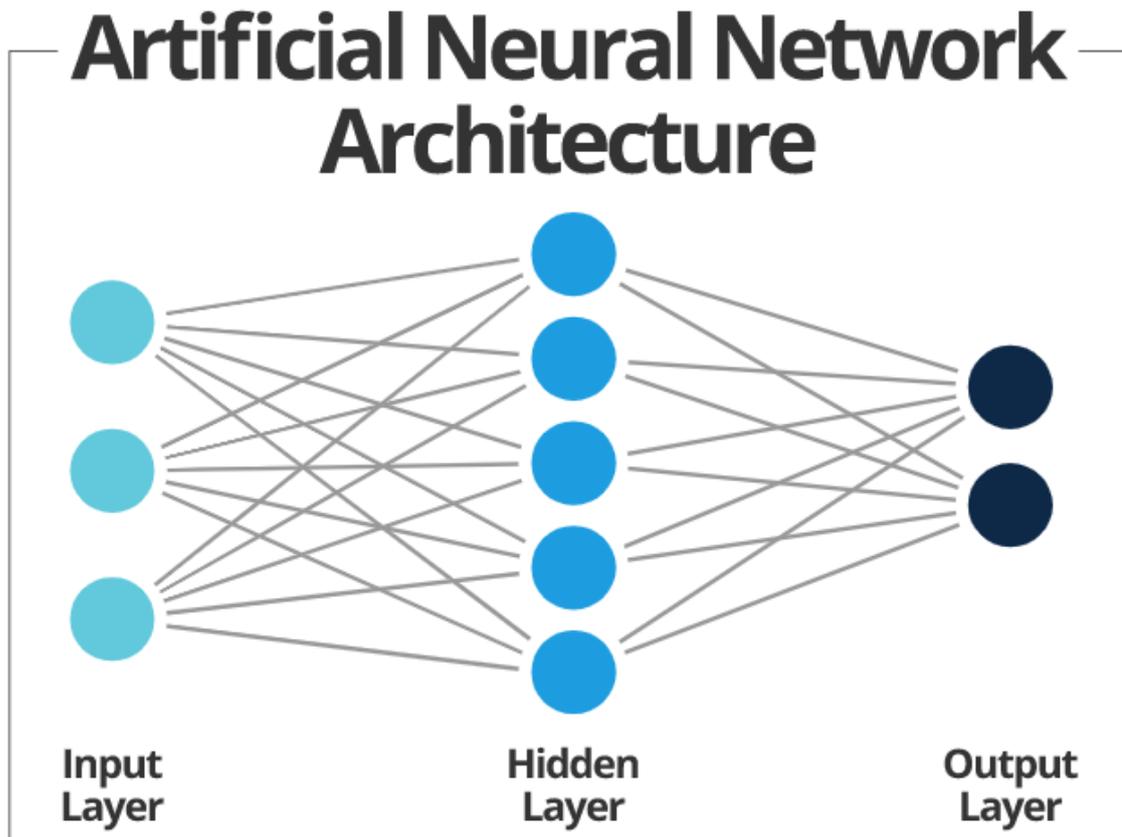


Figure II- 7 Architecture de Réseau de neurones artificiels

b Voisin le plus proche K (K-NearestNeighbor)

(k-NN voire KNN ou méthode des k plus proches voisins) : k-NN est un algorithme standard de classification qui repose exclusivement sur le choix de la métrique de classification. Il est “non paramétrique” (seul k doit être fixé) et se base uniquement sur les données d’entraînement.

L’idée est la suivante : à partir d’une base de données étiquetées, on peut estimer la classe d’une nouvelle donnée en regardant quelle est la classe majoritaire des k données voisines les plus proches (d’où le nom de l’algorithme). Le seul paramètre à fixer est k, le nombre de voisins à considérer (voir figure).

Les métriques les plus souvent choisies sont la distance usuelle dite euclidienne (comme dans la figure) et la distance de Mahalanobis (qui tient compte de la variance – du point de vue statistique – et de la corrélation entre les données). Bien que l’algorithme puisse fonctionner avec ces métriques par défaut, il est généralement bien meilleur quand il est utilisé avec une métrique adaptée aux données, métrique qui peut être calculée à partir

d'heuristiques connues liées au problème (par exemple la distance euclidienne pondérée).

Les points faibles de cet algorithme sont : d'une part, son coût en puissance de calcul (pour prédire l'image d'un nouveau point, on doit calculer sa distance à tous les autres), d'autre part le fait de devoir conserver toutes les données d'entraînement en mémoire (k-NN convient donc plutôt aux problèmes d'assez petite taille). Il est également important de noter que cet algorithme est vulnérable à la « curse of dimensionality » : le nombre de données nécessaires pour avoir un bon estimateur croît potentiellement de manière exponentielle avec la dimension, autrement dit avec la complexité de la représentation des données. Pour ces raisons, k-NN est assez peu utilisé dans sa forme première mais plutôt avec des versions améliorées qui limitent partiellement ces défauts [28].

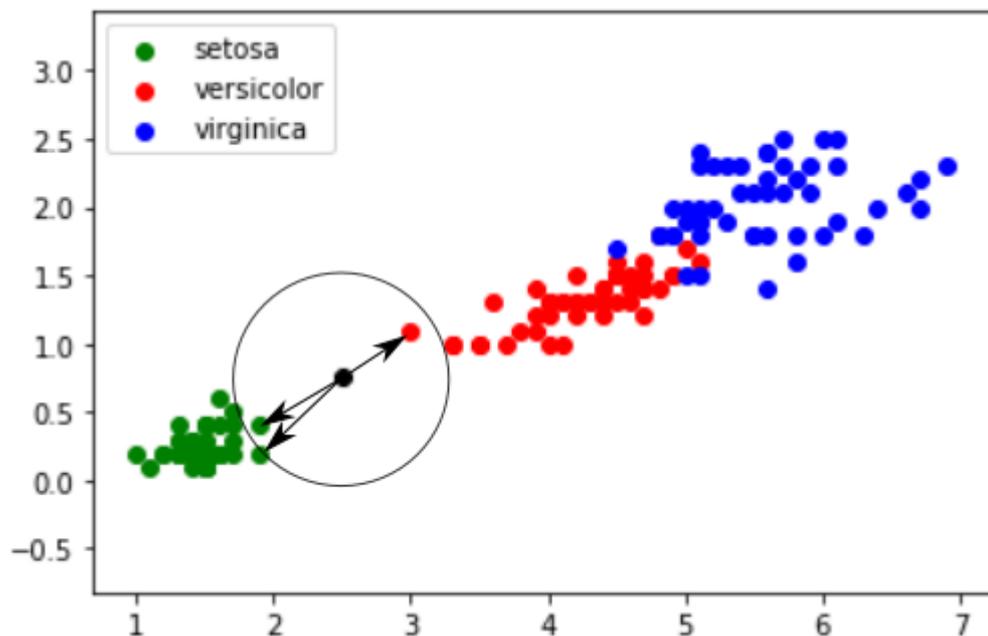


Figure II- 8 Exemple de KNN

c Support vector machines(SVM)

Support Vector Machine (SVM) a été introduit pour la première fois en 1992, introduit par Boser, Guyon et Vapnik. Les machines vectorielles de support (SVM) sont un ensemble d'apprentissage supervisé connexe méthodes utilisées pour la classification et la régression. Ils appartiennent à une famille de linéaires généralisés

classificateurs. En d'autres termes, Support Vector Machine (SVM) est une classification et une régression outil de prédiction qui utilise la théorie de l'apprentissage automatique pour maximiser la précision prédictive tout en évitant automatiquement le sur-ajustement des données. Les machines à vecteurs de support peuvent être définies comme des systèmes qui utilisent l'espace d'hypothèses d'une fonction linéaire dans un espace de caractéristiques de grande dimension, formé avec un algorithme d'apprentissage de la théorie de l'optimisation qui implémente un biais d'apprentissage dérivé de théorie de l'apprentissage statistique. La machine vectorielle de support était initialement populaire avec le NIPS communauté et fait maintenant partie intégrante de la recherche sur l'apprentissage automatique dans le monde entier. SVM devient célèbre quand, en utilisant des cartes de pixels comme entrée ; il donne une précision comparable à sophistiqué réseaux de neurones avec des fonctionnalités élaborées dans une tâche de reconnaissance d'écriture manuscrite [29]. C'est aussi être utilisé pour de nombreuses applications, telles que l'analyse de l'écriture manuscrite, l'analyse du visage, etc., en particulier pour la classification des modèles et les applications basées sur la régression. Les fondations de Support Vector Les machines (SVM) ont été développées par Vapnik [30] et ont gagné en popularité grâce à de nombreux des caractéristiques prometteuses telles que de meilleures performances empiriques. La formulation utilise le risque structurel Principe de minimisation, qui s'est avéré supérieur [31], au principe empirique traditionnel Principe de minimisation des risques, utilisé par les réseaux de neurones conventionnels. SRM minimise une limite supérieure du risque attendu, où ERM minimise l'erreur sur les données d'entraînement. Il est cette différence qui dote SVM d'une plus grande capacité à généraliser, ce qui est l'objectif apprentissage statistique. Les SVM ont été développés pour résoudre le problème de classification, mais récemment, ils ont été étendus pour résoudre les problèmes de régression [32].

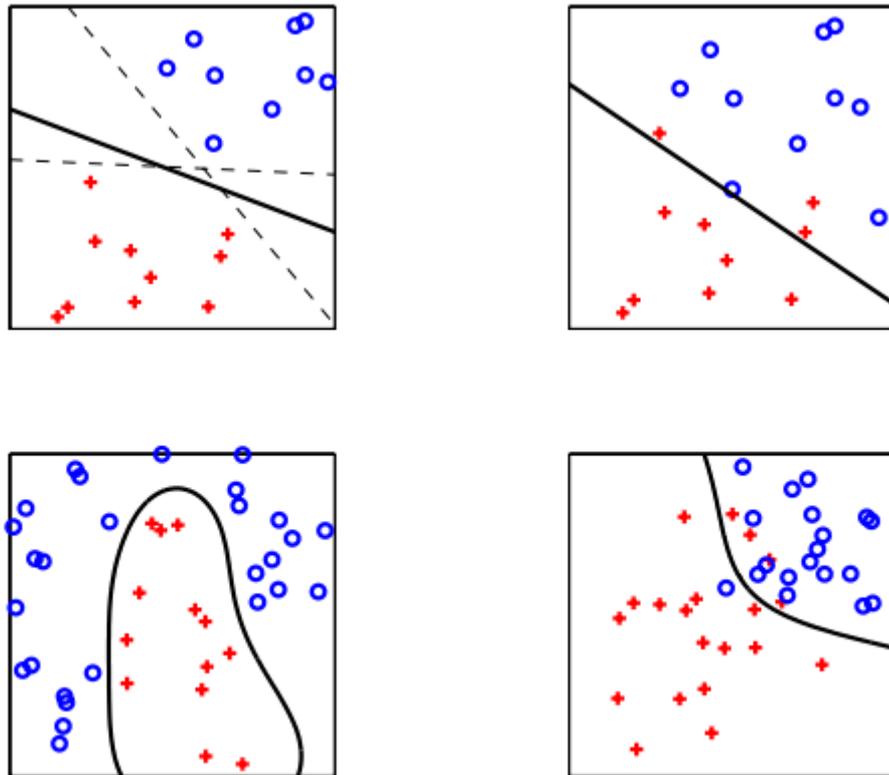


Figure II- 9 Exemples de quatre types de problème de discrimination binaire ou il s'agit de séparer les points bleus des croix rouges. La frontière de décision est représentée en noir

II .2.5 Principe de la technique SVM

Cette technique est une méthode de classification à deux classes qui tente de séparer les exemples positifs des exemples négatifs dans l'ensemble des exemples. La méthode cherche alors l'hyperplan qui sépare les exemples positifs des exemples négatifs, en garantissant que la marge entre le plus proche des positifs et des négatifs soit maximale. Cela garantit une généralisation du principe car de nouveaux exemples pourront ne pas être trop similaires à ceux utilisés pour trouver l'hyperplan mais être situés d'un côté ou l'autre de la frontière. L'intérêt de cette méthode est la sélection de vecteurs supports qui représentent les vecteurs discriminant grâce auxquels est déterminé l'hyperplan. Les exemples utilisés lors de la recherche de l'hyperplan ne sont alors plus utiles et seuls ces vecteurs supports sont utilisés pour classer un nouveau cas, ce qui peut être considéré comme un avantage pour cette méthode [33].

II .2.6 SVM linéaire simple

Classificateur SVM linéaire simple fonctionne en établissant une ligne droite entre deux classes. Cela signifie que tous les points de données d'un côté de la ligne représenteront une catégorie et les points de données de l'autre côté de la ligne seront placés dans une catégorie différente. Cela signifie qu'il peut y avoir un nombre infini de lignes parmi lesquelles choisir.

Ce qui rend l'algorithme SVM linéaire meilleur que certains des autres algorithmes, comme les k-plus proches voisins, c'est qu'il choisit la meilleure ligne pour classer vos points de données. Il choisit la ligne qui sépare les données et qui est la plus éloignée possible des points de données du placard [34].

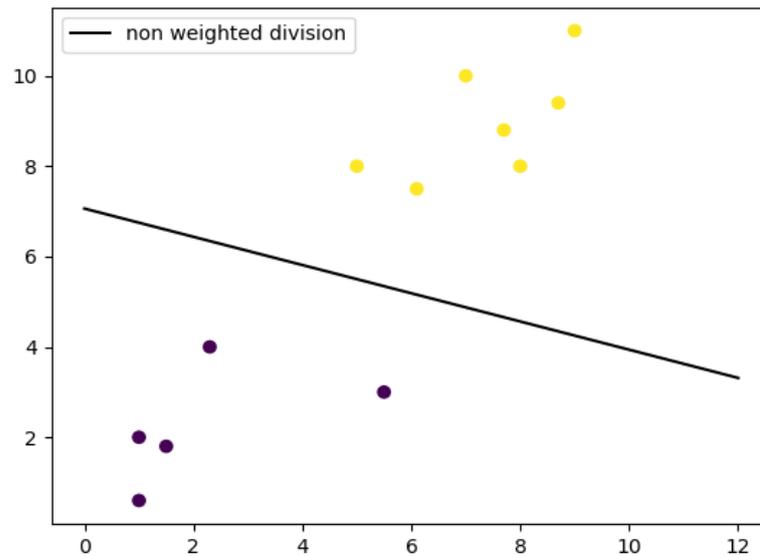


Figure II- 10 SVM linéaire

II .2.7 Séparateurs à vaste marge

Pour un problème de classification linéaire on suppose que les deux classes (-1 et +1) sont séparables par un hyperplan, la fonction f a donc la forme :

$$f(x) = \sum_{i=1}^n w_i x_i + b = \langle w, x \rangle + b$$

Où w est le vecteur orthogonal à l'hyperplan et b est le déplacement par rapport à l'origine.

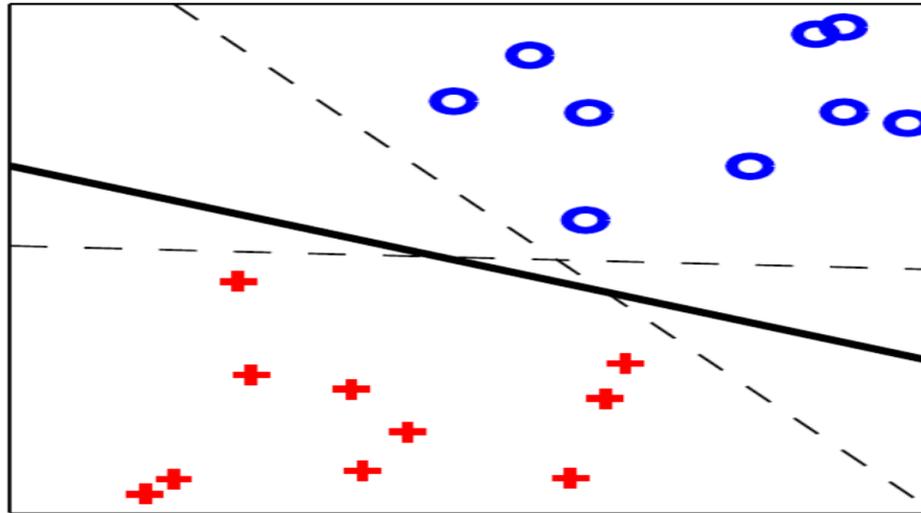


Figure II- 11 Problème de séparation linéaire à deux classes : quel est le meilleur hyperplan parmi tous ceux qui séparent les données ?

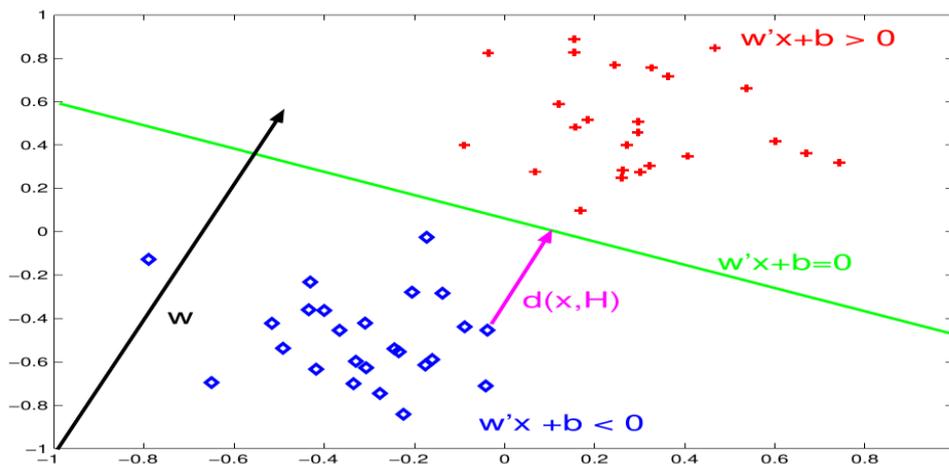


Figure II- 12 La distance entre les exemples d'apprentissage et ce séparateur

Pour juger la qualité d'un hyperplan en tant que séparateur on utilise la distance entre les exemples d'apprentissage et ce séparateur. Plus précisément, la « marge » d'un problème d'apprentissage est définie comme la distance entre le plus proche exemple d'apprentissage et l'hyperplan de séparation. Pour un hyperplan H on a :

$$\text{Marge}(H) = \min_{x_i} d(x_i, H)$$

Les SVM linéaires cherchent le séparateur (l'hyperplan de séparation) qui maximise la marge. On appelle cela « séparateur à vaste marge ».

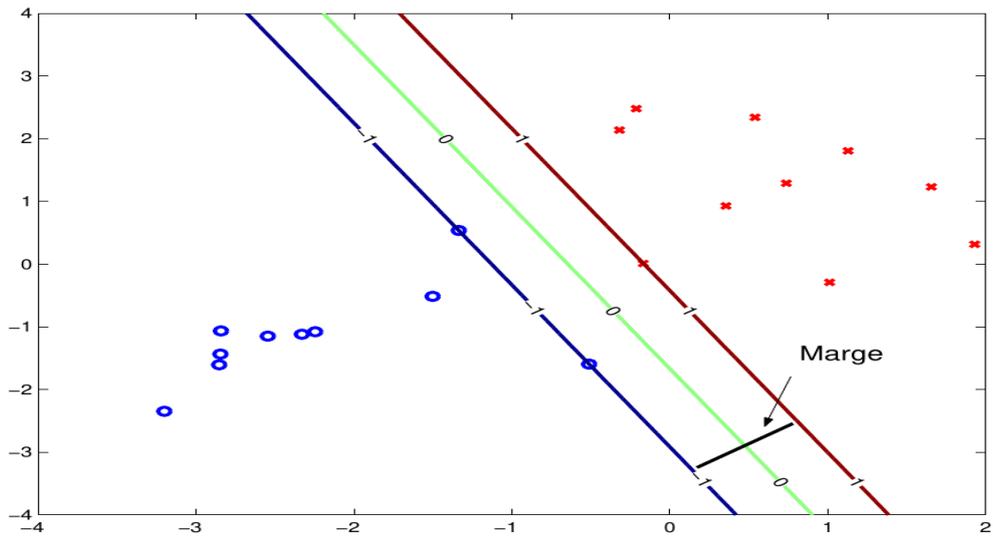


Figure II- 13 Le séparateur idéal correspond intuitivement à l'hyperplan qui passe « au milieu » entre les données sans préférence pour une classe ou une autre. C'est le séparateur de marge maximale.

Les éléments de la classe 1 les plus proches de ce séparateur se trouvent à la même distance du séparateur que les éléments les plus proches de la classe 2 (cette distance est égale à la marge). Ces éléments, soit d'une classe soit de l'autre, s'appellent « vecteurs de support ».

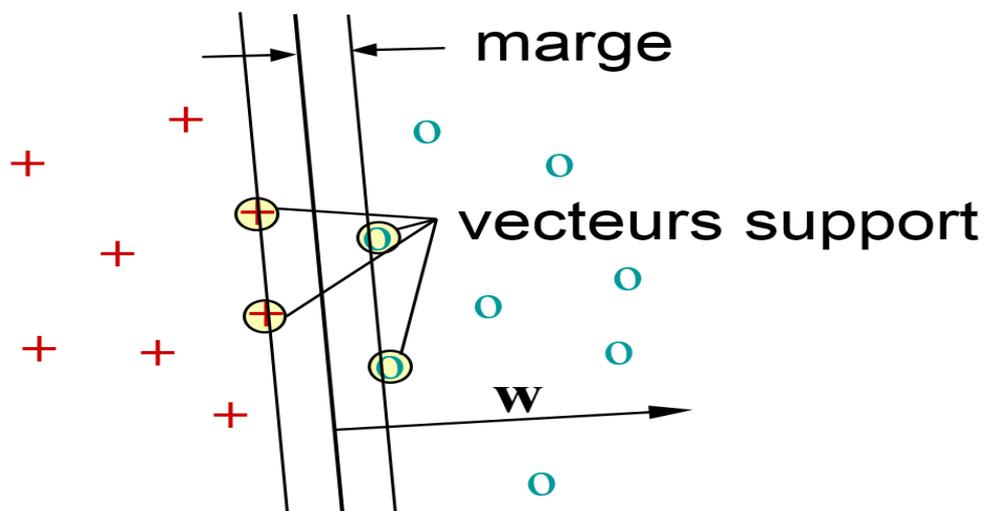


Figure II- 14 Les « vecteurs de support » se trouvent à une distance égale à la marge d'un côté ou de l'autre de l'hyperplan de séparation

Intuitivement, ce sont les vecteurs de support qui déterminent le séparateur (par l'intermédiaire de la fonction distance et de leur configuration géométrique).

Une fois le séparateur $f(x)$ trouvé, la classification d'un nouvel exemple se fait par une simple décision à seuil zéro :

$f(x)=0$: l'élément se trouve sur la frontière de séparation, pas de décision,

$f(x)>0$: classe 1,

$f(x)<0$: classes 0 [35].

II .2.8 Noyau SVM

Offre plus de flexibilité pour les données non linéaires, car vous pouvez ajouter plus de fonctionnalités pour s'adapter à un hyperplan au lieu d'un espace bidimensionnel.

Les algorithmes SVM utilisent un ensemble de fonctions mathématiques définies comme le noyau. La fonction du noyau est de prendre des données en entrée et de les transformer dans la forme requise. Différents algorithmes SVM utilisent différents types de fonctions du noyau. Ces fonctions peuvent être de différents types. Par exemple, linéaire, non linéaire, polynomiale, fonction de base radiale et sigmoïde.

Introduisez les fonctions du noyau pour les données de séquence, les graphiques, le texte, les images, ainsi que les vecteurs. Le type de fonction de noyau le plus utilisé est RBF. Parce qu'il a une réponse localisée et finie sur tout l'axe des x.

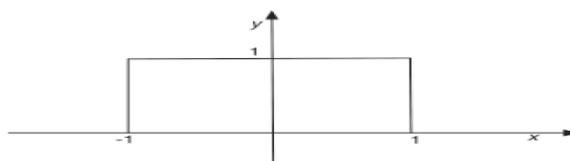
Les fonctions du noyau renvoient le produit interne entre deux points dans un espace de fonctionnalités approprié. Ainsi en définissant une notion de similarité, avec peu de coût de calcul même dans des espaces de très grande dimension [36].

a Règles du noyau

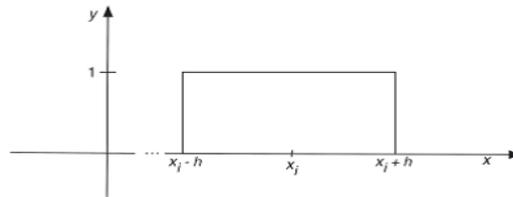
Définissez le noyau ou une fonction de fenêtre comme suit :

$$K(\bar{x}) = \begin{cases} 1 & \text{if } \|\bar{x}\| \leq 1 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

Cette valeur de cette fonction est 1 à l'intérieur de la boule fermée de rayon 1 centrée à l'origine, et 0 sinon. Comme le montre la figure ci-dessous :



Pour un x_i fixe, la fonction est $K(z-x_i)/h = 1$ à l'intérieur de la boule fermée de rayon h centrée en x_i , et 0 sinon comme le montre la figure ci-dessous :



Ainsi, en choisissant l'argument de $K(\cdot)$, vous avez déplacé la fenêtre pour qu'elle soit centrée au point x_i et de rayon h .

b Exemples de Noyau SVM

Voyons quelques noyaux courants utilisés avec les SVM et leurs utilisations :

Noyau polynomial :

Il est populaire dans le traitement d'image.

L'équation est :

$$K(x, x') = (\alpha + \beta \langle x, x' \rangle)^d$$

Où d est le degré du polynôme.

Noyau gaussien :

C'est un noyau à usage général ; utilisé lorsqu'il n'y a aucune connaissance préalable des données. L'équation est :

$$k(x, y) = \exp\left(-\frac{\|x - y\|^2}{2\sigma^2}\right)$$

Fonction de base radiale gaussienne (RBF)

C'est un noyau à usage général ; utilisé lorsqu'il n'y a aucune connaissance préalable des données.

L'équation est :

$$k_\sigma(x, x') = \exp\left(-\frac{\|x - x'\|^2}{2\sigma^2}\right)$$

Noyau RBF de Laplace

C'est un noyau à usage général ; utilisé lorsqu'il n'y a aucune connaissance préalable des données.

L'équation est :

$$K(x, x') = \exp(-\sigma \|x - x'\|)$$

Noyau tangent hyperbolique

Nous pouvons l'utiliser dans les réseaux de neurones.

L'équation est :

$$K(x, x') = \tanh(\alpha + \beta \langle x, x' \rangle)$$

Fonction de Bessel du premier type Kernel

Nous pouvons l'utiliser pour supprimer le terme croisé dans les fonctions mathématiques. L'équation est :

$$k(x, y) = \frac{J_{v+1}(\sigma \|x - y\|)}{\|x - y\|^{-n(v+1)}}$$

Où J est la fonction de Bessel de premier type.

II .2.9 Pourquoi les SVM sont utilisés dans l'apprentissage automatique

Les SVM sont utilisés dans des applications telles que la reconnaissance de l'écriture manuscrite, la détection des intrusions, la détection des visages, la classification des e-mails, la classification des gènes et dans les pages Web. C'est l'une des raisons pour lesquelles nous utilisons les SVM dans l'apprentissage automatique. Il peut gérer à la fois la classification et la régression sur des données linéaires et non linéaires.

Une autre raison pour laquelle nous utilisons les SVM est qu'ils peuvent trouver des relations complexes entre vos données sans que vous ayez besoin de faire beaucoup de transformations par vous-même. C'est une excellente option lorsque vous travaillez avec des ensembles de données plus petits contenant des dizaines à des centaines de milliers d'entités. Ils trouvent généralement des résultats plus précis par rapport à d'autres algorithmes en raison de leur capacité à gérer de petits ensembles de données complexes.

Voici quelques-uns des avantages et inconvénients de l'utilisation des SVM.

Les Avantages

- Sa grande précision de prédiction
- Fonctionne bien sûr de plus petits data sets
- Ils peuvent être plus efficace car ils utilisent un sous-ensemble de points d'entraînement.

Les inconvénients

- Ne convient pas à des jeux de données plus volumineux, car le temps d'entraînement avec les SVM peut être long
- Moins efficace sur les jeux de données contenant du bruit et beaucoup d'oublier [37].

II .3 Conclusion

Après avoir vu les différentes méthodes et algorithmes, nous avons choisi le SVM comme classificateur en raison de sa précision et de son adoption avec ces données particulières que nous avons, et nous allons l'utiliser comme dernier bloc de notre chaîne de reconnaissance pour classer les données mentionnées précédemment

Chapitre III La Simulation

III .1 Introduction

Le but de cette partie du manuscrit est de trouver et d'extraire les meilleures caractéristiques des signaux de la pression artérielle, ce qui nous aiderait à atteindre le taux de reconnaissance le plus élevé.

Nous présenterons d'abord les matériaux utilisés et les algorithmes que nous avons utilisés pour extraire ces caractéristiques, puis nous parlerons du meilleur classificateur qui peut utiliser les caractéristiques extraites pour la classification du signal

Après cela, nous injecterons les fonctionnalités que nous avons extraites à l'apprenant de l'application logicielle qui déterminera le taux de reconnaissance

Nous parlerons également de l'outil logiciel qui fait l'entraînement et teste les données

III .2 Les matériaux utilisés

III .2.1 Matériel (Hardware)

Pour le matériel, nous avons utilisé un ordinateur de bureau Intel ® Core ™ CPU i5-3470 avec une vitesse d'horloge de 3.20 GHz et alimenté avec 8Go de mémoire aléatoire (RAM)

III .2.2 Logiciel (Software)

Pour la partie logicielle que nous avons programmée sous le 2020a version de Matlab (version 1.0.0.1) et c'est un langage de programmation informatique qui utilise des calculs et des algorithmes pour analyser de grandes quantités de données et les présenter dans des formats visuellement attrayants. Certaines fonctionnalités de MATLAB

incluent calcul de données numériques, modélisation et simulation de données, analyse des données.

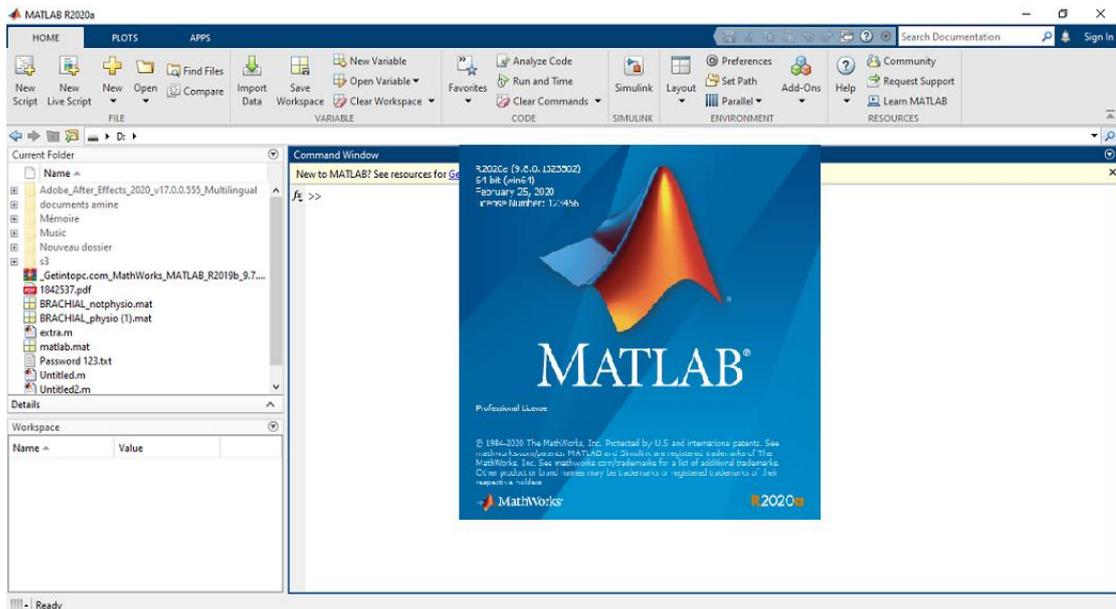


Figure III- 1 L'interface de MATLAB et la version utilisée

Matlab propose un groupe d'applications qui sont compilées ou enregistrées dans la boîte à outils, c'est donc le logiciel le plus adapté à nos applications, il nous offre en termes de traitement et d'extraction des fonctionnalités nécessaires à notre étude, il dispose d'une boîte à outils qui effectue l'entraînement et les tests pour la classification de support vector machine.

III .3 Les étapes de traitement

Notre travail se compose de trois étapes principales

- Collecte de données
- Extraction de fonctionnalités
- Préparation des données pour l'entraînement et les tests

III .3.1 Collecte de données

Base de données de plus de 3 300 sujets virtuels, chacun avec des formes d'onde de pouls artérielles distinctives. Pour chaque sujet, la tension artérielle est disponible à plusieurs endroits artériels, ainsi que les paramètres de la simulation

Les données sont triées par emplacement artériel et enregistrées dans des fichiers au format Matlab d'environ 300 Mo chacun

Physiological data	Non-Physiological data
<input checked="" type="checkbox"/> Aortic Root	<input type="checkbox"/> Aortic Root
<input checked="" type="checkbox"/> Ascending Aorta	<input type="checkbox"/> Ascending Aorta
<input checked="" type="checkbox"/> Descending Aorta	<input type="checkbox"/> Descending Aorta
<input checked="" type="checkbox"/> Thoracic Aorta	<input type="checkbox"/> Thoracic Aorta
<input checked="" type="checkbox"/> Carotid	<input type="checkbox"/> Carotid
<input checked="" type="checkbox"/> Brachial	<input type="checkbox"/> Brachial
<input checked="" type="checkbox"/> Radial	<input type="checkbox"/> Radial
<input checked="" type="checkbox"/> Aorto-iliac bifurcation	<input type="checkbox"/> Aorto-iliac bifurcation
<input checked="" type="checkbox"/> Iliac	<input type="checkbox"/> Iliac
<input checked="" type="checkbox"/> Femoral	<input type="checkbox"/> Femoral
<input checked="" type="checkbox"/> Anterior tibial	<input type="checkbox"/> Anterior tibial

*Figure III- 2 Base de données des signaux de différents sites de pression artérielle
a Types de données*

Les données que nous avons divisées en deux catégories

Physiologie

Non physiologie

Et c'est une variété de pression artérielle en 11 points dans l'artère réseau (Brachial, Iliac, Femoral, Carotid...)

Nous avons choisi le Brachial (physiologique et non physiologique) à traiter dans notre simulation

Chaque brachiale physiologique et non physiologique contient beaucoup d'informations dans un tableau de cellules (3325 pour Physiologique et 3339 pour non physiologique). Alors on a 6664 cellules au total.

Variables - BRACHIAL_NOTPHYSIO

	1	2	3	4	5	6
1	1x1 struct					
2						
3						
4						
5						
6						
7						
8						
9						
10						
11						
12						
13						
14						

Variables - BRACHIAL_NOTPHYSIO

	3335	3336	3337	3338	3339	3340
1	1x1 struct					
2						
3						
4						
5						
6						
7						
8						
9						
10						
11						
12						
13						
14						

Figure III- 3 Données non physiologiques brachiales

Variables - BRACHIAL_PHYSIO

	1	2	3	4	5	6
1	1x1 struct					
2						
3						
4						
5						
6						
7						
8						
9						
10						
11						
12						
13						
14						

Variables - BRACHIAL_PHYSIO

	3322	3323	3324	3325	3326
1	1x1 struct	1x1 struct	1x1 struct	1x1 struct	
2					
3					
4					
5					
6					
7					
8					
9					
10					
11					
12					
13					
14					

Figure III- 4 Données physiologiques brachiales

Ce tableau se compose de 1 ligne et 3325 colonnes (1x3325) pour physiologique brachiales et 1 ligne et 3339 colonnes (1x3339) pour non physiologique brachiales et

chaque cellule contenue dans le tableau a ses informations uniques stockées à l'intérieur et il représente la mesure sur un sujet vivant (Humain). Et il est représenté comme suit

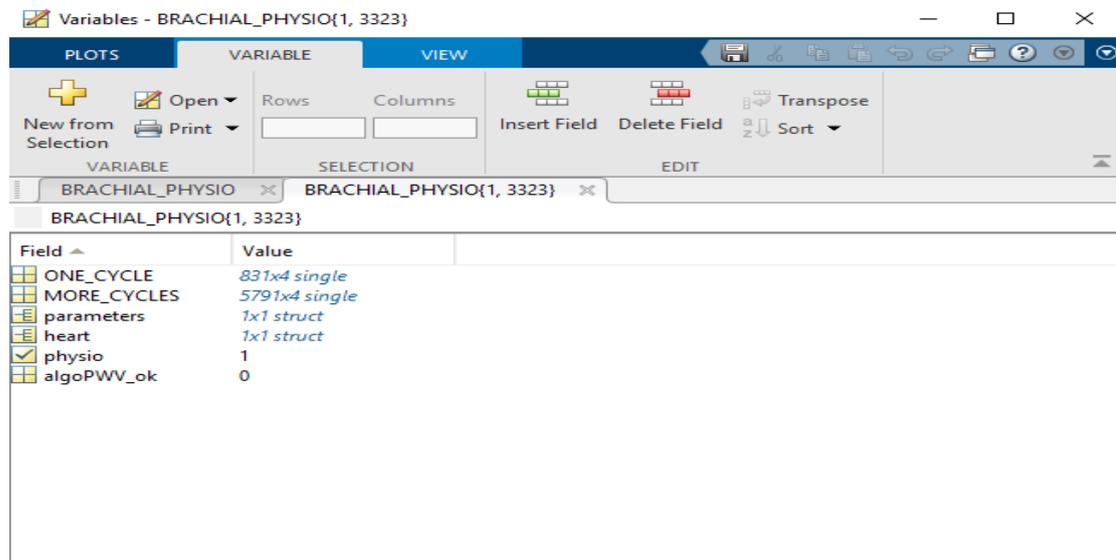


Figure III- 5 Les informations dans chaque cellule de tableau de données

b Les signaux obtenus

Comme nous l'avons vu sur la figure 5, il existe deux types de signaux graphiques :

One cycle (cycle unique) : représente la pression artérielle dans brachial en un seul battement du cœur

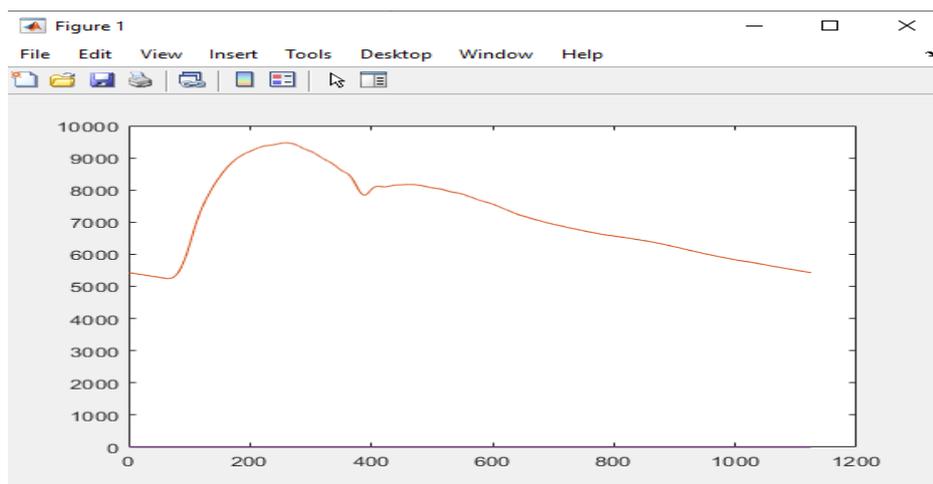


Figure III- 6 représentation d'un battement de cœur unique dans le brachial non physiologique

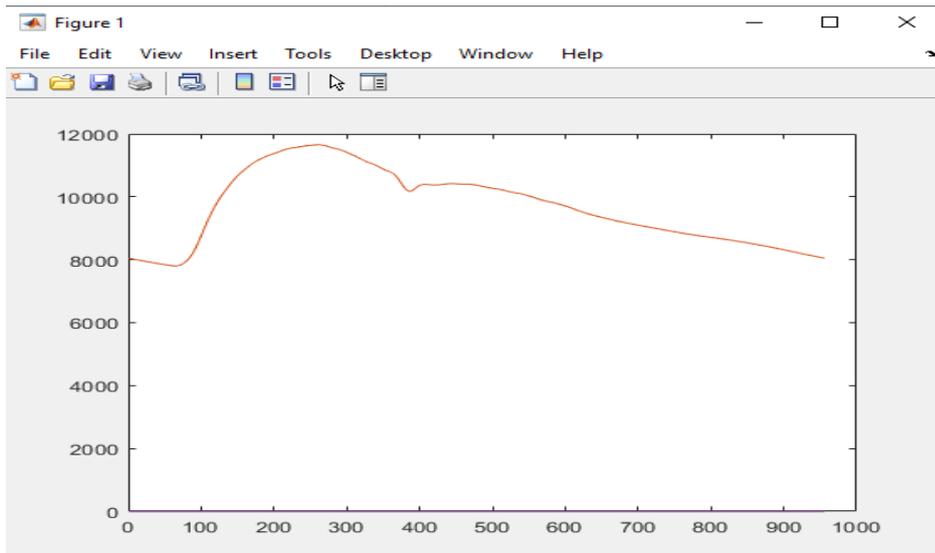


Figure III- 7 Représentation d'un battement de cœur unique dans le brachial physiologique

More cycle (plus de cycle) : représente la pression artérielle dans le brachial en 5 seconde du battement cœur

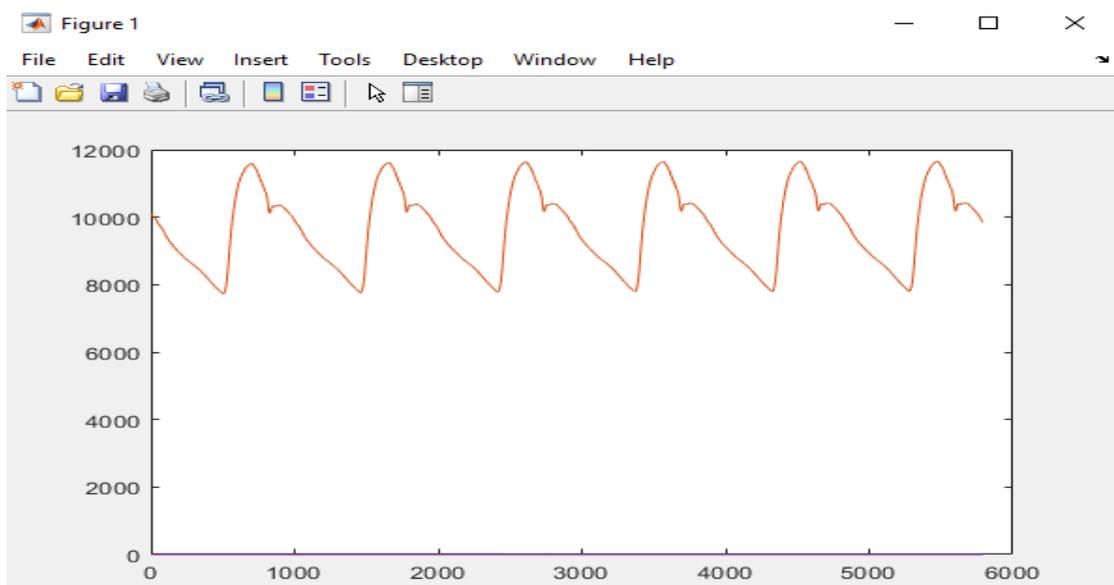


Figure III- 8 Représentation d'un battement du cœur dans le brachial Physiologique dans 5 secondes

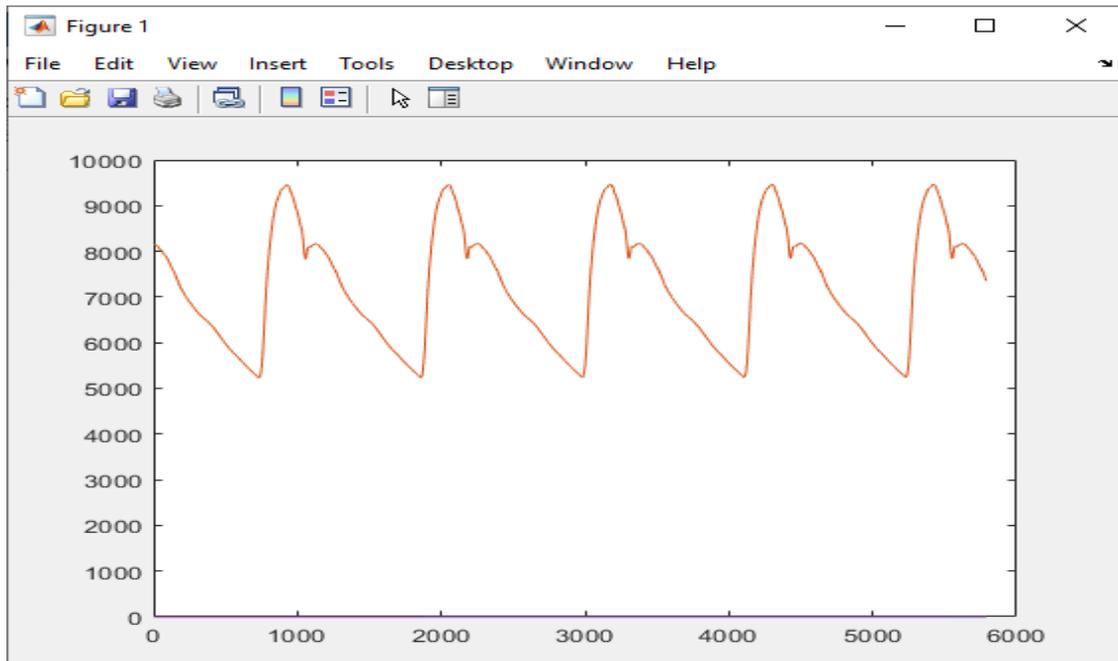


Figure III- 9 représentation d'un battement du cœur dans le brachial non Physiologique dans 5 secondes

Ces graphiques de signaux ne représentent que la pression artérielle d'une personne au niveau de la brachiale par rapport aux centaines d'autres, donc ce sera différent à chaque fois que nous prenons les mêmes informations pour créer une figure graphique à partir des autres.

Dans notre sujet, nous allons utiliser le cycle unique pour l'extraction des caractéristiques et la classification

III .3.2 Extraction des caractéristiques

En reconnaissance des formes, les caractéristiques (ou features en anglais) sont les propriétés mesurables d'un phénomène physique observé. L'extraction de caractéristiques discriminantes est une étape fondamentale du processus de reconnaissance, préalable à la classification. Les caractéristiques sont généralement numériques.

Nous voulons d'abord extraire de chaque cellule de l'ensemble de données (qui contient le signal de pression artériel pour une personne) 4 caractéristiques et les mettre dans un vecteur, chaque fois que nous extrayons une entité nous la plaçons dans une matrice. À la fin ce sera une matrice de (4x3325) pour brachial physiologique et (4x3339) pour non brachial physiologique

Pour importer l'ensemble de données dans Matlab, nous utilisons la commande :

```
load('BRACHIAL_notphysio')
```

Après l'importation de données dans Matlab, nous devons développer un algorithme qui collecte toutes les données enregistrées à l'intérieur :

La commande est

```
NP=(BRACHIAL_NOTPHYSIO{1,2}.ONE_CYCLE);
```

'BRACHIAL_NOTPHYSIO' c'est le nom des données que nous avons importées pour les fonctions d'extraction

{1,2} Le premier numéro est le numéro de ligne, et dans nos données, nous n'avons qu'une seule ligne, donc le premier numéro sera toujours 1. Et Le deuxième numéro est le numéro de colonne qui est variable qui est dans ce cas est lié à la seconde, et c'est une seule cellule des données

'ONE_CYCLE' et il sélectionne l'onglet que nous utilisons pour obtenir les informations (voir figure 3.5)

Après avoir importé et appelé une cellule spécifique, nous pouvons extraire toutes les caractéristiques que nous voulons

Dans notre étude, nous allons extraire ces 4 fonctionnalités (Médian Fréquence, Valeur maximale, Moyen d'écart absolu, Écart-type)

a Médian fréquence :

Alors pour Médian fréquence on utilise la commande :

```
NP=(BRACHIAL_NOTPHYSIO{1,2}.ONE_CYCLE);  
Ml=medfreq(NP)
```

Résultat

```
M1 =  
  
1×4 single row vector  
  
0.0019    0.0014    0.0019    0.0014
```

La deuxième commande calcule la fréquence médiane du signal que nous avons, mais comme vous pouvez le voir, la réponse était comme un vecteur de 4, et cela est dû à la nature de nos données. Donc nous avons besoin de modifier la commande d'origine pour obtenir une valeur unique

Donc on va ajouter "max ()" pour nous donner la valeur maximum dans le vecteur de réponse.

La nouvelle commande

```
NP=(BRACHIAL_NOTPHYSIO{1,2}.ONE_CYCLE);  
M1=max (medfreq (NP) )
```

Résultat

```
M1 =  
  
single  
  
0.0019
```

b Valeur maximale :

Ces valeurs sont la plus grande valeur qu'un signal prend sur un certain intervalle défini. Pour la même explication nous avons ajouté 'max ()' pour chaque commande d'extraction

La commande

```
VMx=max (max (NP) ) ;
```

c Moyen d'écart absolu :

La troisième caractéristique que nous pourrions extraire de la base de données dont nous disposons est le moyen d'écart absolu. Nous avons choisi cette fonctionnalité car elle permet de distinguer un signal de différentes classes

La commande :

```
D1=max(mad(NP));
```

'mad (NP)' renvoie l'écart absolu moyen des valeurs de NP.

'max' la même explication comme l'extraction de médian fréquence.

d Écart-type :

Est une statistique qui mesure la dispersion d'un ensemble de données par rapport à sa moyenne et est calculé comme la racine carrée de la variance

La commande

```
SD1=max(std(NP));
```

'std(NP)' renvoie l'écart type des éléments de NP

'max' la valeur maximale dans le vecteur de repense

e Vecteur de caractéristique :

La dernière étape de ce processus consiste à placer les caractéristiques que nous avons extraites avant de former ce que nous appelons un vecteur de caractéristiques.

La commande

```
VNP=[ D1' M1' VMx' SD1']
```

Cette commande formera le vecteur ressemblant à ceci:

1.4229e+03	0.0019	1.3123e+04	1.6351e+03
------------	--------	------------	------------

Nous avons plus de 3 000 cellules, mais nous n'avons extrait que 4 caractéristiques pour une cellule. Le faire pour les 2 catégories (physiologique et non physiologique) manuellement cela semble impossible en peu de temps donc il faut penser à quelque chose de plus rapide

Pour cela nous allons créer une commande qui mettra les caractéristiques extraites dans la matrice de (3325x4) pour brachial physiologique et (3339x4) pour de brachial non physiologique

La commande : boucle for

```
for k=0:3338
    k=k+1;
end
```

Cette boucle se répète 3338 fois et il s'incrémente d'un pas. Et chaque fois qu'il passe d'une cellule à une autre du jeu de données, il place les caractéristiques extraites dans la matrice, et vous vous demandez pourquoi nous terminons par 3338 malgré les données que nous avons de 3339 cellules.

C'est parce que si on a k jusqu'à 3339 la commande k=k+1 il va afficher une erreur parce que 3339+1=3340 et nous n'avons pas 3340 cellules dans les données

Enfin, il fera la matrice de (3339x4). Sans erreur

	1	2	3	4	5
1	1.1174e+03	0.0026	9.4654e+03	1.2779e+03	
2	1.4229e+03	0.0019	1.3123e+04	1.6351e+03	
3	1.6397e+03	0.0019	1.5370e+04	1.8864e+03	
4	1.1883e+03	0.0019	1.0843e+04	1.3632e+03	
5	1.5475e+03	0.0022	1.6965e+04	1.7657e+03	
6	1.3539e+03	0.0022	1.4451e+04	1.5405e+03	
7	1.4634e+03	0.0025	1.8660e+04	1.6517e+03	
8	1.1404e+03	0.0022	1.1901e+04	1.2942e+03	
9	1.4571e+03	0.0019	1.2398e+04	1.6723e+03	
10	1.0874e+03	0.0025	13052	1.2231e+03	
11	1.6831e+03	0.0019	1.4507e+04	1.9340e+03	
12	1.2870e+03	0.0025	1.5876e+04	1.4486e+03	
13	1.2142e+03	0.0019	10256	1.3907e+03	
14	1.5938e+03	0.0022	1.5935e+04	1.8153e+03	
15	1.1681e+03	0.0022	1.1198e+04	1.3237e+03	

Figure III- 10 La matrice de résultats

Dans les étapes suivantes, nous avons besoin d'une matrice (4x3339) mais nous avons une matrice de (3339x4), nous allons donc utiliser cette commande pour changer de dimension

$$VNP1=[VNP'] ;$$

III .3.3 Préparation des données pour l'entraînement et les tests

a Organisation des entrées

Dans cette partie de notre travail, nous allons préparer des données de caractéristique avec leurs classes (chaque colonne) et les mélanger pour les exécuter dans l'application d'apprentissage de classification que nous avons dans le Matlab pour l'entraînement et les tests.

Nous devons d'abord donner à chaque colonne (qui a ses caractéristiques) une classe. Nous avons donc donné la classe de cellules brachiales physiologiques `` 1 '' et brachiale no physiologique `` 0 ''

Nous avons inséré une ligne qui représente la classe dans les deux matrices. Mais avant de faire cela, il est nécessaire d'avoir une matrice de la même taille que la matrice de Non physiologique et de même taille que physiologique qui contient la classe.

Nous avons d'abord changé le nom de la matrice

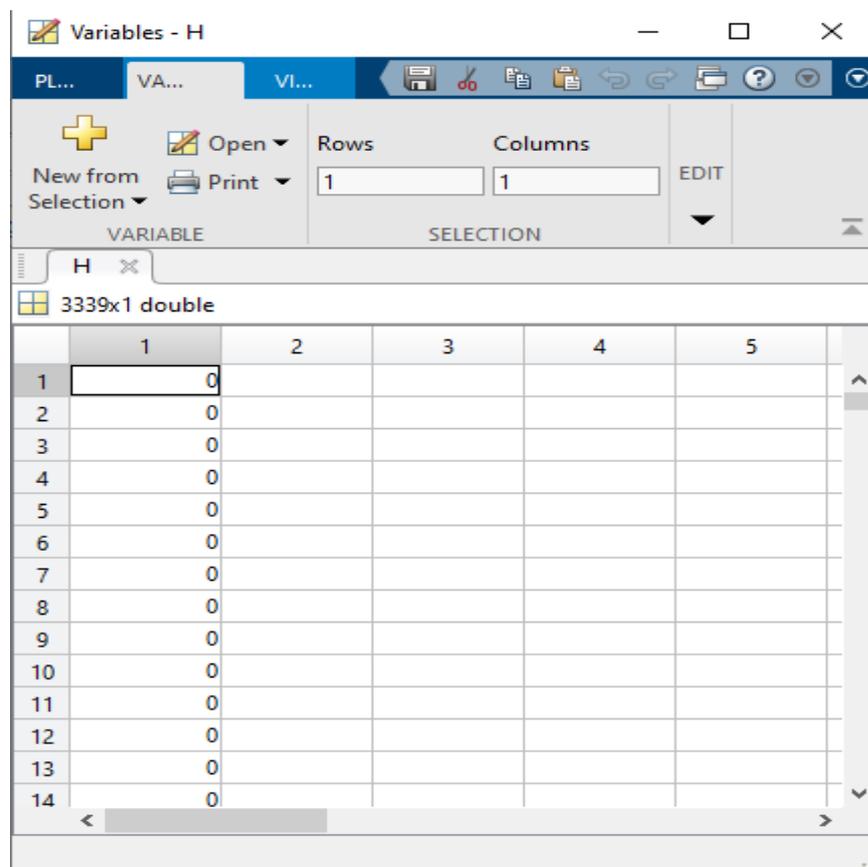
```
G=VNP1;
```

```
« cnt=size(G,2); » Cette commande nous permet de copier la taille du matrice G
```

```
« w=[0 1]; » Création du code de classe
```

```
» H= repmat(w, cnt, 1); » Créer un vecteur de la taille de la matrice G (colonne) avec le code"0 "
```

Le résultat :



The screenshot shows a MATLAB window titled "Variables - H". The window displays a variable H of type "double" with dimensions "3339x1". The data is visualized as a column vector of 3339 rows, all containing the value 0. The first 14 rows are visible in the table below.

	1	2	3	4	5
1	0				
2	0				
3	0				
4	0				
5	0				
6	0				
7	0				
8	0				
9	0				
10	0				
11	0				
12	0				
13	0				
14	0				

Figure III- 11 Résultat de vecteur H

Alors maintenant nous allons le mélanger avec la matrice

```
PFT2=[G',H];
TAB2=PFT2';
```

Première commande pour mélanger la matrice avec le vecteur.

« G' » nous avons changé la dimension pour l'adapter au vecteur.

Deuxième commande pour changer la dimension de la matrice.

Après avoir exécuté le script, nous aurons cette matrice

	947	948	949	950	951	952	953	954	955	956	95
1	2.4959e+03	2.0179e+03	1.9910e+03	2.3011e+03	2.3265e+03	3.4660e+03	2.9155e+03	2.3541e+03	2.3367e+03	2.4053e+03	2.035
2	0.0070	0.0070	0.0070	0.0062	0.0062	0.0064	0.0064	0.0063	0.0062	0.0109	
3	14444	1.1883e+04	12600	14063	1.3521e+04	1.8596e+04	1.5812e+04	1.2993e+04	1.3677e+04	17440	1.481
4	2.9194e+03	2.3615e+03	2.3209e+03	2.7075e+03	2.7377e+03	4.0729e+03	3.4288e+03	2.7711e+03	2.7364e+03	2.8702e+03	2.430
5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
6											
7											
8											
9											
10											
11											
12											
13											
14											

Figure III- 12 La matrice de l'ensemble de formation de brachial non physiologique

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	.
1	1.0238e+03	1.2894e+03	1.1506e+03	1.2268e+03	1.4122e+03	1.4895e+03	1.3204e+03	1.0729e+03	1.3189e+03	1.4507e+03	9
2	0.0026	0.0024	0.0027	0.0026	0.0025	0.0023	0.0026	0.0025	0.0024	0.0025	
3	1.1656e+04	1.2776e+04	1.5481e+04	1.4089e+04	1.6479e+04	1.4908e+04	1.8158e+04	1.0603e+04	1.2069e+04	1.5471e+04	1.27
4	1.1694e+03	1.4753e+03	1.3148e+03	1.3976e+03	1.6075e+03	1.7056e+03	1.5041e+03	1.2277e+03	1.5080e+03	1.6509e+03	1.10
5	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	
6											
7											
8											
9											
10											
11											
12											
13											
14											

Figure III- 13 La matrice de l'ensemble de formation de brachial physiologique

Maintenant nous devons mélanger les deux ensembles de données avec leurs classes et le mélangez.

```
TABT=[TAB1,TAB2] ;
INTBT=TABT';
n=size(INTBT,1);
index=randperm(n);
```

La première commande est de regrouper les deux classes ensemble.

La deuxième commande pour changer la dimension de la première matrice

Troisième commande pour calculer la taille de la matrice

Quatrième commande renvoie une permutation aléatoire des entiers 1 : n.

-Nous avons utilisé cette commande en boucle pour créer la matrice aléatoire que nous voulons l'exécuter dans l'outil

```
for cnt1=1:n;
    tmp(cnt1,:)=INTBT(index(cnt1),:);
end; %for cnt1
RTFT=tmp;
```

“n” la taille de deux matrices dans l'ordre

“INTBT” les deux matrices combinées dans l'ordre

“index(cnt1)” randomiser les vecteurs qui contiennent des caractéristiques

“RTFT” la matrice randomisée que l'on veut qu'elle injecte dans l'outil

Le résultat :

	1	2	3	4	5	6	7	8
1	2.3426e+03	0.0038	18726	2.7195e+03	1			
2	1.3836e+03	0.0032	1.2865e+04	1.6216e+03	1			
3	1.2433e+03	0.0076	1.3765e+04	1.4928e+03	1			
4	1.6221e+03	0.0020	1.4374e+04	1.8616e+03	0			
5	3.0524e+03	0.0032	16590	3.5029e+03	1			
6	2.7637e+03	0.0024	15599	3.1955e+03	1			
7	5.7252e+03	0.0062	28669	6.6784e+03	0			
8	2.8511e+03	0.0031	1.8941e+04	3.2631e+03	1			
9	2.0270e+03	0.0095	1.2477e+04	2.3786e+03	0			
10	1.6490e+03	0.0084	1.4413e+04	1.9178e+03	1			
11	2.7128e+03	0.0040	1.8154e+04	3.1630e+03	1			
12	2.5086e+03	0.0026	1.5074e+04	2.8681e+03	1			
13	3.8951e+03	0.0028	2.2376e+04	4.4347e+03	0			
14	2.7869e+03	0.0078	1.7924e+04	3.2920e+03	1			
15	1.0198e+03	0.0036	10584	1.1728e+03	1			
16	1.1662e+03	0.0062	1.3561e+04	1.4445e+03	1			

Figure III- 14 Matrice aléatoire prête pour l'entraînement

III .4 L'outil d'apprentissage automatique

Nous avons utilisé la boîte à outils d'apprentissage automatique

Boîte à outils d'apprentissage automatique fournit des fonctions et des applications pour décrire, analyser et modéliser les données. Vous pouvez utiliser des statistiques descriptives, des visualisations...

La boîte à outils fournit des algorithmes d'apprentissage automatique supervisés, semi-supervisés et non supervisés, y compris des machines vectorielles de support (SVM), des arbres de décision boostés, des k-means...

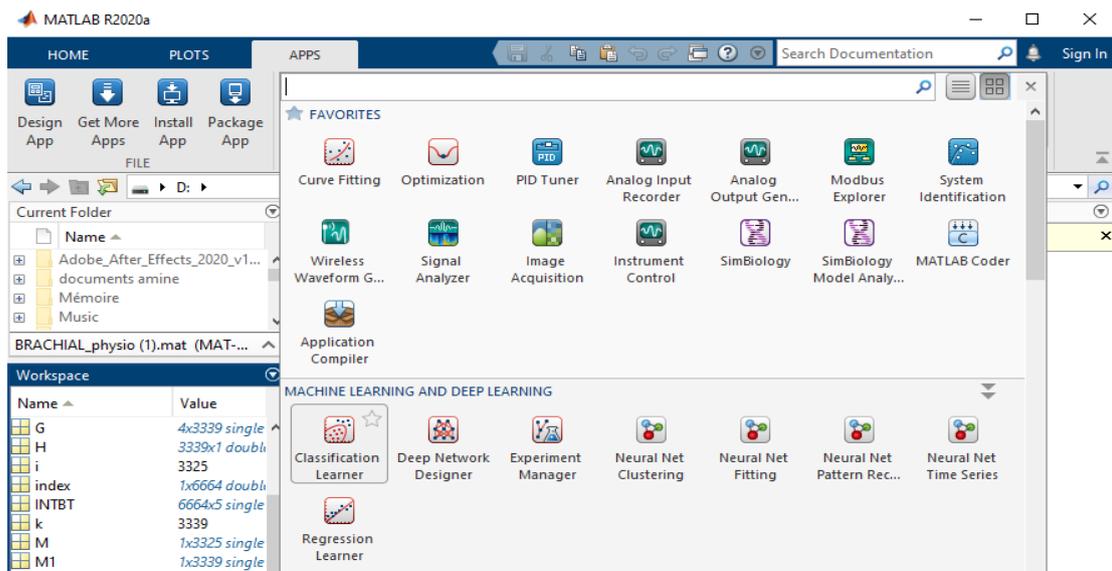


Figure III- 15 boite d'outil de Matlab

Après cela nous avons cliqué sur "classification learner" et ça va apparaître (voir figure 3.16)

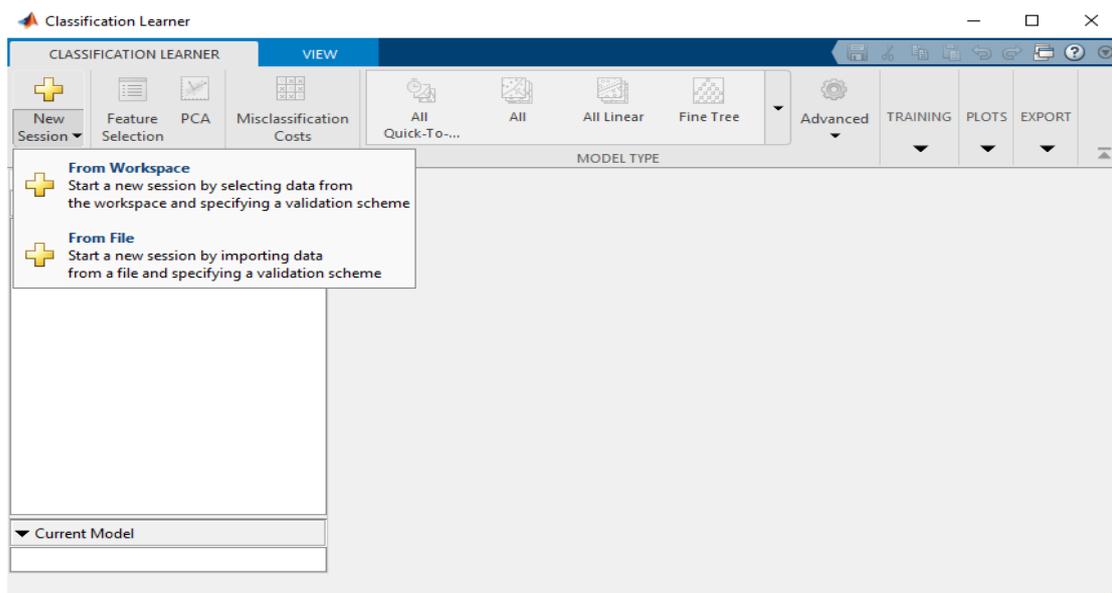


Figure III- 16 L'outil d'apprentissage automatique

Comme vous pouvez le voir, vous pouvez sélectionner des données dans l'espace de travail ou dans un fichier, et après avoir sélectionné dans l'espace de travail (workspace)

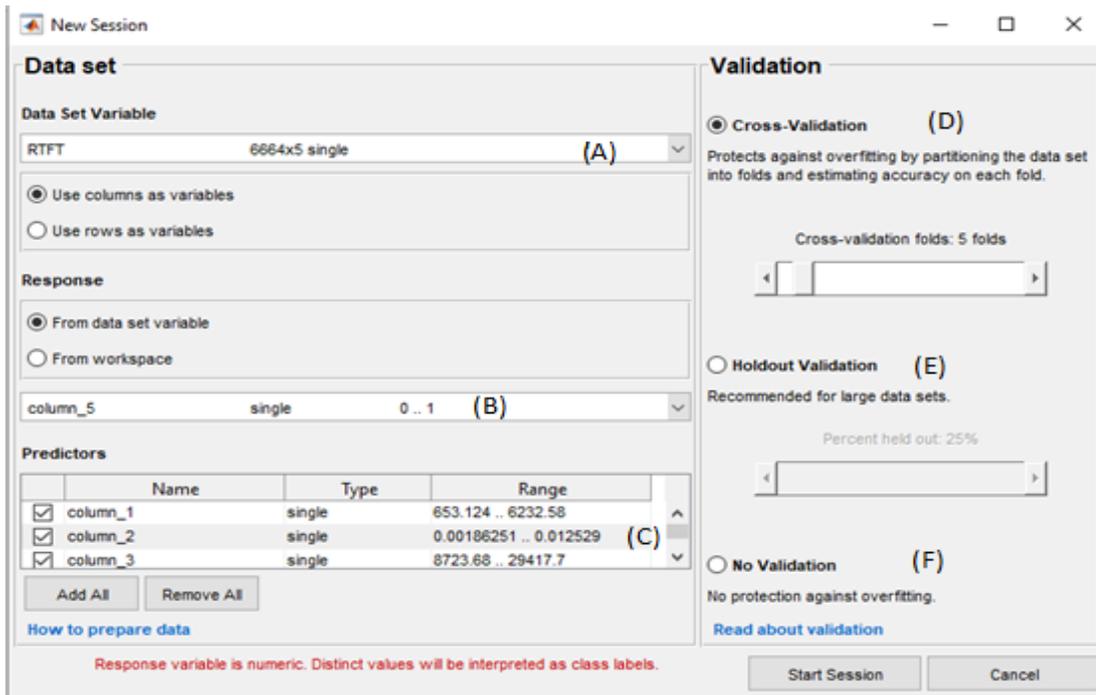


Figure III- 17 Sélectionner l'entrée et la cible

(A) Pour sélectionner la matrice depuis l'espace de travail (workspace)

(B) Pour sélectionner la réponse (Target), dans ces données la colonne 5 représente la classe

(C) Sélection des prédicteurs (caractéristiques)

(D) **Cross Validation** : Sélectionnez un certain nombre de plis (folds en anglais) (ou de divisions) pour partitionner l'ensemble de données à l'aide du curseur.

Si vous choisissez k plis (folds), alors l'application :

1-Partitionne les données en k ensembles disjoints ou plis

2-Pour chaque pli :

a-Entraîne un modèle en utilisant les observations hors pli

b-Évalue les performances du modèle à l'aide de données internes

3- Calcule l'erreur de test moyenne sur tous les plis

(E) Holdout : Sélectionnez un pourcentage des données à utiliser comme ensemble de test à l'aide du curseur. L'application entraîne un modèle sur l'ensemble d'entraînement et évalue ses performances avec l'ensemble de test. Le modèle utilisé pour la validation est basé sur une partie seulement des données. Par conséquent, la validation d'exclusion n'est recommandée que pour les grands ensembles de données. Le modèle final est formé avec l'ensemble de données complet.

(F) No Validation : Aucune protection contre le 'overfitting'. L'application utilise toutes les données pour l'entraînement et calcule le taux d'erreur sur les mêmes données. Sans aucune donnée de test, vous obtenez une estimation irréaliste des performances du modèle sur les nouvelles données. Autrement dit, la précision de l'échantillon d'apprentissage est susceptible d'être irréaliste, et la précision prédictive est susceptible d'être inférieure.

Dans notre cas nous choisissons la validation "Holdout", nous voulons l'ensemble d'entraînement 70% et l'ensemble de test 30% donc à l'aide du curseur on a coché en 'Holdout Validation' et le glisse à 30%.Et démarrer la session

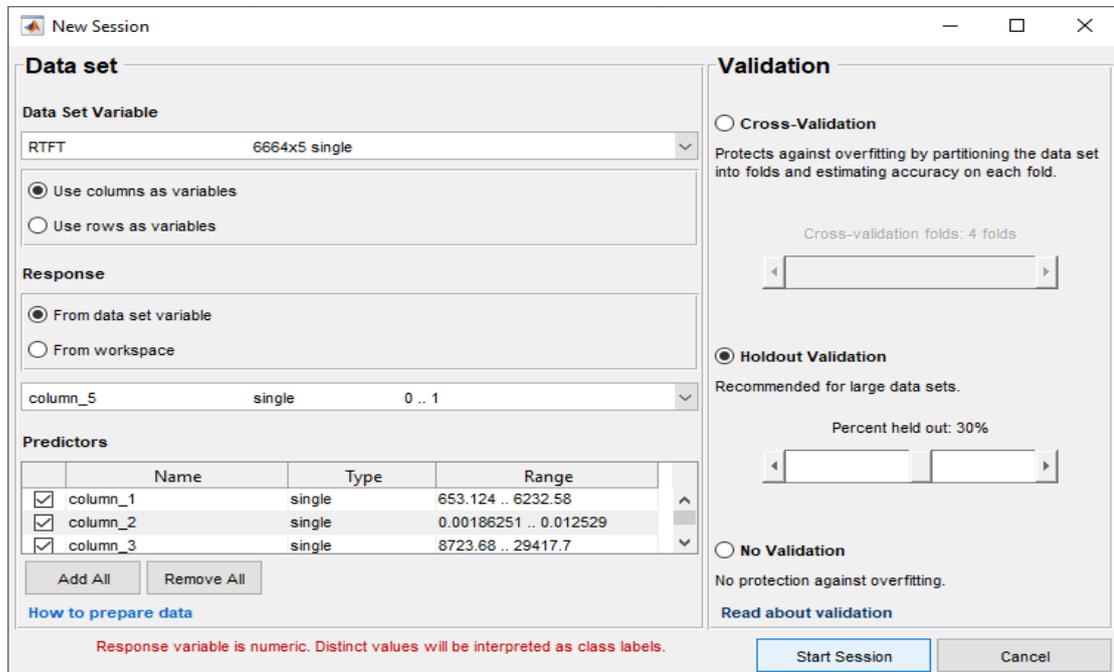


Figure III- 18selectionnement de ' Holdout validation 30 %'

Après le démarrage de la session il a fait apparaître le nuage de points qui est un type de terrain ou diagramme mathématique en utilisant les coordonnées cartésiennes des valeurs d'affichage pour typiquement deux des variables pour un ensemble de données.

Les données sont affichées sous la forme d'un ensemble de points, chacun ayant la valeur d'une variable déterminant la position sur l'axe horizontal et la valeur de l'autre variable déterminant la position sur l'axe vertical. (Les caractéristiques).



Figure III- 19 le nuage de points de caractéristique dans la colonne 1 avec 2

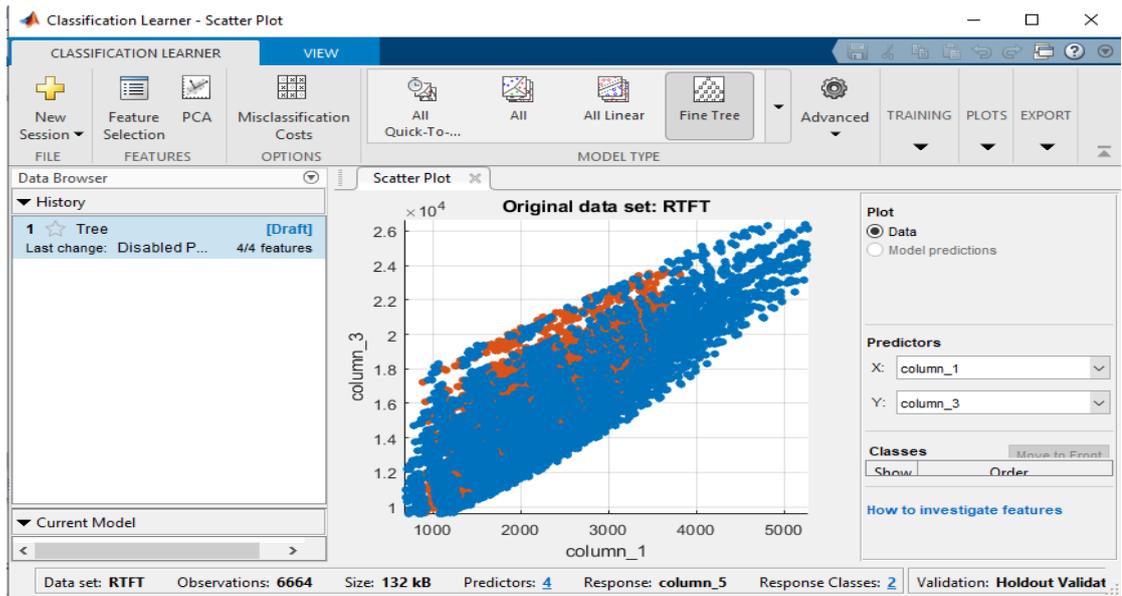


Figure III- 20 le nuage de points de caractéristique dans la colonne 1 avec 3

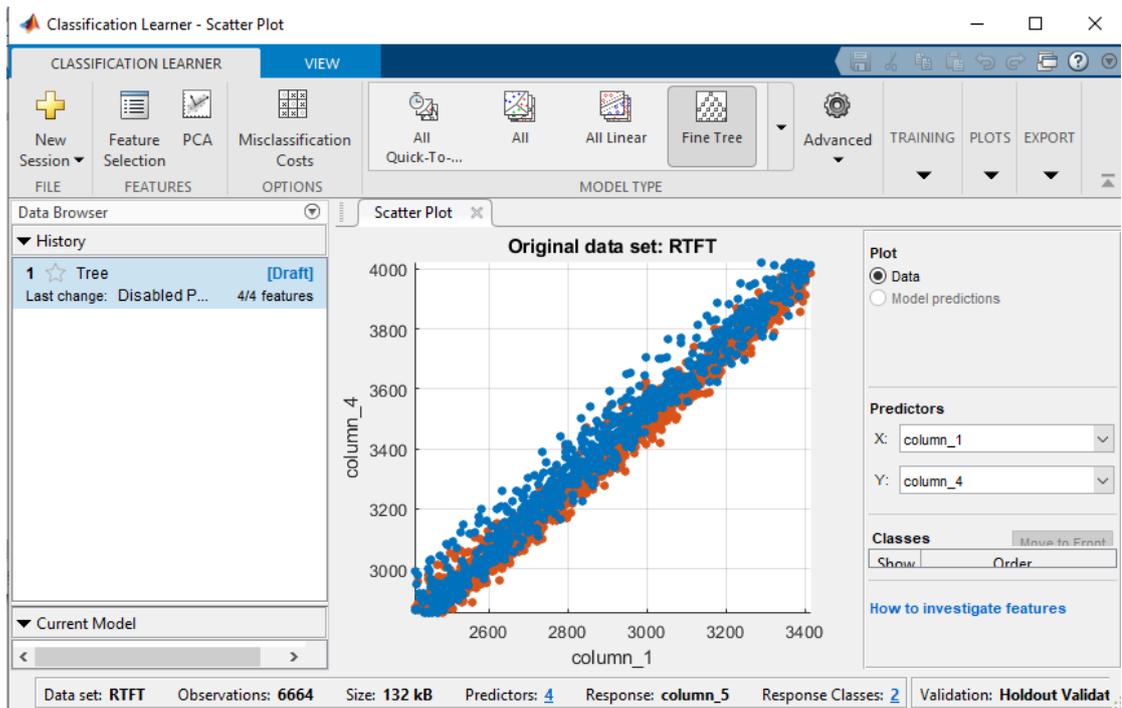


Figure III- 21 le nuage de points de caractéristique dans la colonne 1 avec 4



Figure III- 22 le nuage de points de caractéristique dans la colonne 2 avec 3

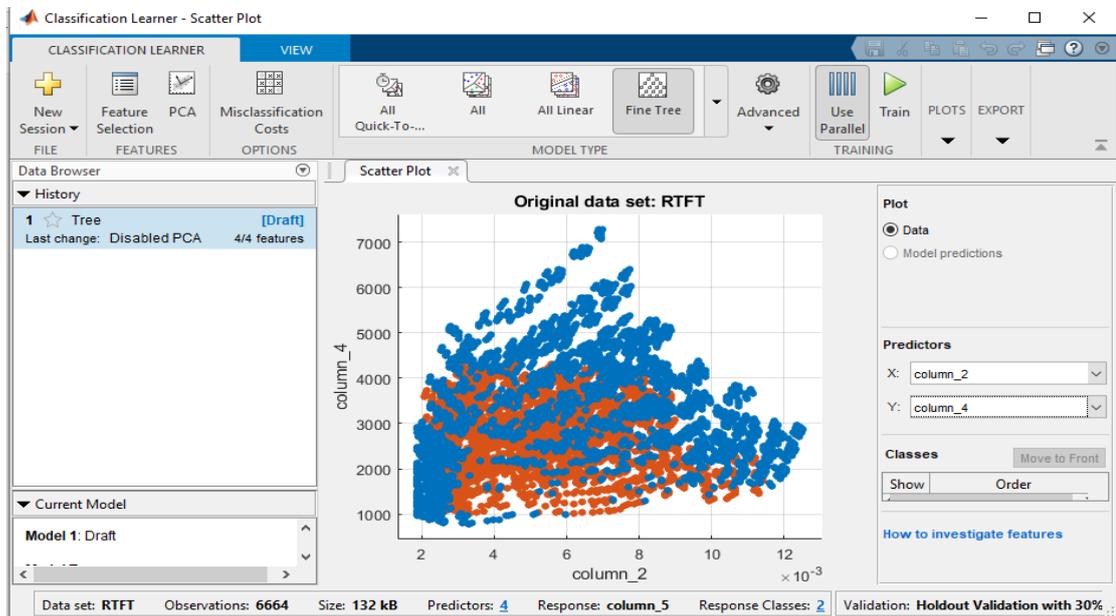


Figure III- 23 le nuage de points de caractéristique dans la colonne 2 avec 4

Maintenant, on choisit d'abord le classificateur et dans le même temps on choisit la fonction qu'il va appliquer

Type de classificateur	Vitesse de prédiction	Utilisation de la mémoire	Interprétabilité	Flexibilité du modèle
SVM linéaire 	Binaire: rapide Multiclass: moyen	Moyen	Facile	Faible Effectue une séparation linéaire simple entre les classes.
SVM quadratique 	Binaire: rapide Multiclass: lent	Binaire: moyen Multiclass: grand	Dur	Moyen
SVM cubique 	Binaire: rapide Multiclass: lent	Binaire: moyen Multiclass: grand	Dur	Moyen
SVM gaussien fin 	Binaire: rapide Multiclass: lent	Binaire: moyen Multiclass: grand	Dur	Élevé - diminue avec le paramètre d'échelle du noyau. Fait des distinctions finement détaillées entre les classes, avec une échelle de noyau définie sur $\sqrt{P}/4$.
SVM gaussien moyen 	Binaire: rapide Multiclass: lent	Binaire: moyen Multiclass: grand	Dur	Moyenne Distinctions moyennes, avec l'échelle du noyau définie sur \sqrt{P} .
SVM gaussien grossier 	Binaire: rapide Multiclass: lent	Binaire: moyen Multiclass: grand	Dur	Faible Fait des distinctions grossières entre les classes, avec une échelle de noyau définie sur $\sqrt{P}*4$, où P est le nombre de prédicteurs.

Figure III- 24 Type de classificateur SVM

Nous avons choisi le classificateur gaussien fin en raison de sa flexibilité qui est élevé et ça rapidité de vitesse de prédiction.

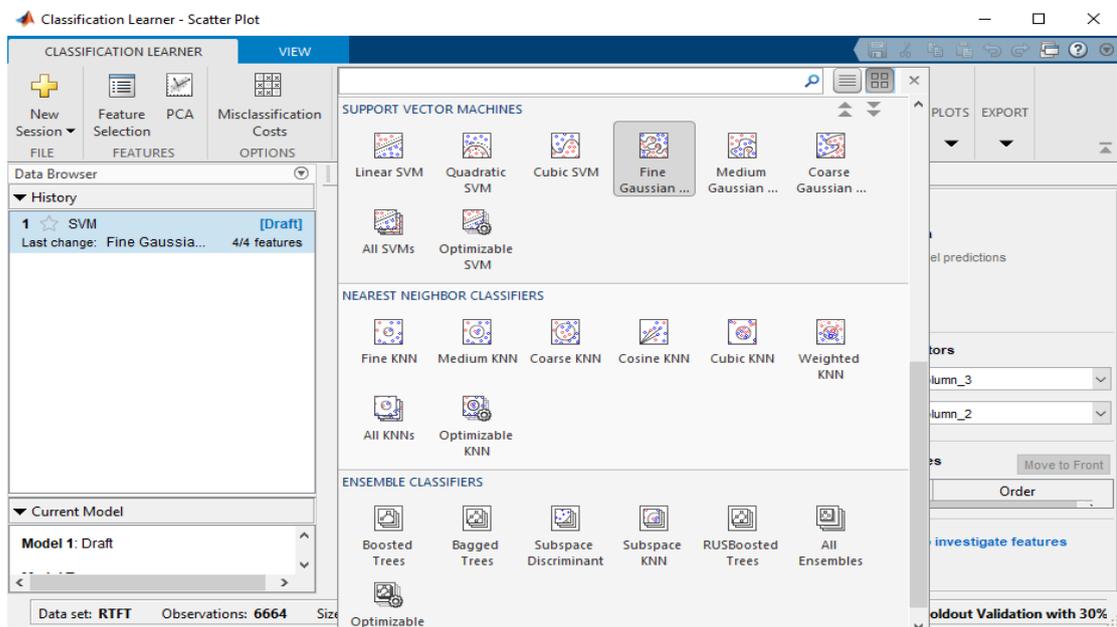


Figure III- 25 Choisir le classificateur avec la fonction

Après cela nous avons commencé l'entraînement

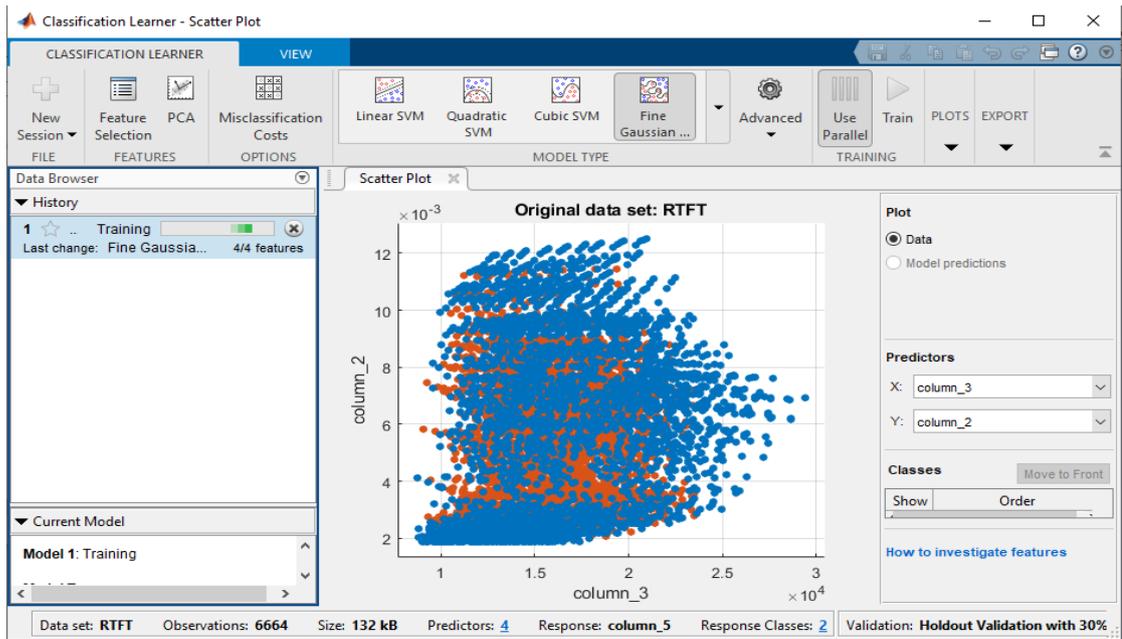


Figure III- 26 L'entraînement de 70%

Le résultat du test



Figure III- 27 Après Le test sur le 30%

La Précision =90.2%

III .4.1 Le taux de reconnaissance

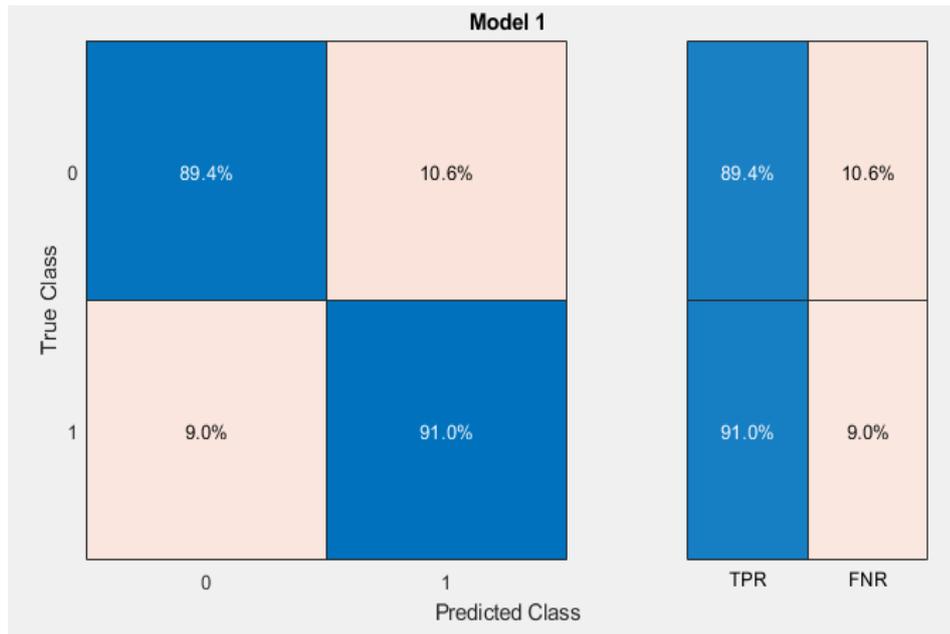


Figure III- 28 matrice de confusion

III .5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons parcouru toutes les étapes que nous avons franchies dans la partie pratique de notre travail. Et nous avons expliqué les méthodes et pourquoi nous avons choisi la fonction noyau SVM.

L'astuce du noyau est la vraie force de SVM. Avec une fonction de noyau appropriée, nous pouvons résoudre n'importe quel problème complexe.

Conclusion générale

Après avoir pris des signaux du système cardio-vasculaire et créé des algorithmes pour classifications, ces différentes expériences nous ont permis d'obtenir de bons taux de reconnaissance et de réduire le taux d'erreur au minimum, et pour cela nous pensons qu'il est merveilleux d'inventer un appareil qui prend des signaux biologiques séparés du corps humain et le classifie où ce serait un grand saut dans le monde de la médecine.

Bibliographie

[1] Dauzat M. Manuel de physiologie cardiovasculaire intégrée. Suramps Medical, 2002. France. Juin 2020

[2] <http://www.donnersonsang.com/site/page-12-composition-et-role-du-sang.html>(Octobre 2020)

[3] Health On the Net (HON). <http://www.hon.ch/>(Octobre 2020)

[4] François Chabot. Etudes pharmacologiques in vitro et in vivo de la circulation pulmonaire : Applications à la circulation pulmonaire périphérique en air et en hypoxie in vivo. Médecine humaine et pathologie. Université Henri Poincaré - Nancy 1, 1998. Français. NNT : 1998NAN12008ff. Tel-01748364f

[5] Annabelle Fournier, La circulation sanguine

[6] Le Cœur

<http://www.remede.org/librairiemedicale/pdf/e9782224030766.pdf>

(octobre 2020)

[7] Professeur Jacques Machecourt Professeur de Cardiologie, cours sémiologie et pathologie cardiovasculaire, Faculté de Médecine de Grenoble

[8] [doctissimo. sante/dictionnaire-médical](https://www.doctissimo.com/sante/dictionnaire-medical) (octobre 2020)

[9] centre hospitalier universitaire vaudois (chuv)

- [10] sante.lefigaro, sante, maladie, hypertension-arterielle, differentes-pressions-arterielles
- [11] Automesure de la tension artérielle Éditions Imothep médecine-sciences 19, avenue Duquesne, 75007 Paris. Juin 2002
- [12] [Rithalia SVS et al., 1999] Rithalia SVS, Sun M, Jone R. Measurement of blood
- [13] Vincent ELMER-HAERRIG Infirmier anesthésiste Cours - Cardiologie - La pression artérielle et sa mesure Infirmiers.com
- [14] Augusto Azuara-Blanco, 1998.
- [15] Medical Illustration Department, Leicester Royal Infirmary, Royaume-Uni, parue dans Maladies oculaires sous les climats chauds, John Sandford-Smith, 2009, chapitre 2.
- [16] ZAOUI MED AL AMINE et SEDDIKI SAIF EDDINE, PFE ETUDE ET REALISATION D'UNE INTERFACE DE MESURE DE LA PRESSION ARTERIELLE, 14 Juin 2016
- [17] Dr. Truchetti Geoffrey, Pression non invasive (oscillométrie), 27 novembre, 2018
- [18] [Pachon V et al., 1921] Pachon V, Fabre R. Sur le critère de la pression minima dans la méthode oscillométrique. C R Soc Biol ; 1921 ; 84 : 871.
- [19] Lacolley, Babuty, Ghaleh, Loirand, Pinet, Samuel, BIOLOGIE ET PATHOLOGIE DU COEUR ET DES VAISSEAUX ,12 avril 2019

- [20] Groupe de recherche sur la modélisation hémodynamique, Ensemble de données originales d'ondes d'impulsion pour des milliers de sujets virtuels ,2015 <http://haemod.uk/original> (Novembre 2020)
- [21] King's College de Londres, Groupe de recherche sur la modélisation hémodynamique, Ensembles de données d'ondes d'impulsion In Silico pour des milliers de sujets virtuels, 2015
- [22] Abdulhamit Subasi , in Guide pratique pour l'analyse des signaux biomédicaux à l'aide de techniques d'apprentissage automatique, (2019)
- [23] Anirudh V K ,qu'est-ce que l'apprentissage automatique, la définition, les types, l'application et les exemples, Décembre 13, 2019
- [24] Raphaël Richard, Apprentissage supervisé, Octobre 04, Paris,
- [25] Margaret Rouse, apprentissage non supervisé, juillet 2020
- [26] Bastien L ,Reinforcement Learning : qu'est-ce que l'apprentissage par renforcement ? , 19 avril 2019
- [27] JAKE FRANKENFIELD, Réseau de neurones artificiels (ANN), 28 août 2020
- [28] Wu, Y., Ianakiev, K., &Govindaraju, V. Amélioration de la classification des k plus proches voisins. La reconnaissance de formes, octobre 2002. 35(10), 2311-2318.
- [29] diapositives Tutoriel, Andrew Moore. <Http://www.cs.cmu.edu/~awm> (octobre 2020)
- [30] V. Vapnik. La nature de la théorie de l'apprentissage statistique. Springer, N.Y., 1995. ISBN 0-387-94559-8.

[31] Burges C., “Un tutoriel sur les machines vectorielles de support pour la reconnaissance de formes”, Dans “ Exploration de données et découverte des connaissances ”. Éditeurs académiques Kluwer, Boston, 1998, (Volume 2).

[32] V. Vapnik, S. Golowich, and A. Smola. Support vector méthode d'approximation de fonction, régression

[33] HAMZA CHERIF et Ikram, Classification des tracés Toco Graphiques (CTG) d'un fœtus à l'aide de classifieurs multiples ,29 Septembre2011

[34] Milecia McGregor, Tutoriel SVM Machine Learning - Qu'est-ce que l'algorithme de support Vector Machine, expliqué avec des exemples de code ,1 JUILLET 2020

[35] Steinwart, Ingo, Christmann, Andreas , Support Vector Machines, Springer 2008

[36] <https://data-flair.training/blogs/svm-kernelfunctions/#:~:text=SVM%20algorithms%20use%20a%20set,functionns%20can%20be%20different%20types>. (Octobre 2020)

[37] Hausmane Issarane , Les SVM, Support Vector Machine, 1 mars 2019