

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية
République Algérienne démocratique et populaire

وزارة التعليم العالي والبحث 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

Filière Électronique
Spécialité Instrumentation

Présenté par

Charefi Aya Houria

&

Tetbirt Chahrazed

Classification et prédiction des données du système cardiovasculaire en développant des applications de l'intelligence artificielle

Encadré par : Mr. Benselama.Z. A

Co encadreur : Mr. Meghraoui.H.M

Année Universitaire 2020-2021

Remerciements

On remercie dieu le tout puissant de nous avoir donné la santé et la volonté d'entamer et de terminer ce mémoire.

Tout d'abord, ce travail ne serait pas aussi riche et n'aurait pas pu avoir le jour sans l'aide et l'encadrement de Mr Benselama.Z. A, on le remercie pour la qualité de son encadrement exceptionnel, pour sa patience, sa rigueur et sa disponibilité durant notre préparation de ce mémoire.

Notre remerciement s'adresse à Mr Meghraoui.H.M pour son aide pratique et son soutien moral et ses encouragements.

Nous remercions les membres du jury, pour avoir accepté d'évaluer notre travail.

Notre remerciement s'adresse également à tous nos professeurs pour leurs générosités et la grande patience dont ils ont su faire preuve malgré leurs charges académiques et professionnelles.

ملخص: في مواجهة التطورات الحديثة في الطب، لا يمكن أن تظل الأبحاث غير مبالية بالتداعيات المتعددة التي ولّدتها هذه التطورات. في الواقع، شهدت العديد من المجالات ظهور مفاهيم جديدة كانت نتيجة مباشرة لها. أحد أهم التطورات التي تم إحداثها هو إدخال الذكاء الاصطناعي في المجال الطبي. في الوقت الحالي، يستفيد الذكاء الاصطناعي (الشبكات العصبية وشجرة القرار) من الأسس النظرية الصلبة. بفضل مهاراتهم في التصنيف والحفظ والتصفية والتقريب، أصبحوا وسيلة فعالة للغاية. تعتبر عملية التعرف على الأنماط من أشهر التطبيقات في الذكاء الاصطناعي. لذلك فإن تطبيق الذكاء الاصطناعي مصمم بشكل جيد لضمان التعرف على الموجات والتشوهات في إشارة ضغط الدم وتصنيفها.

كلمات المفاتيح: ذكاء اصطناعي؛ الشبكات العصبية؛ شجرة القرار وتصنيف؛ الضغط الشرياني

Résumé : Face au développement récent de la médecine, la recherche ne peut rester indifférente aux multiples retombées que ces développements ont engendrées. En effet, plusieurs domaines ont connu l'éclosion de nouveaux concepts, qui en sont directement issus. L'une des évolutions les plus marquées, qui a été engendrée, est celle de l'introduction de l'intelligence artificielle dans le domaine médical. Actuellement, l'intelligence artificielle (réseaux de neurones et l'arbre de décision) bénéficient de fondements théoriques solides. Avec leurs aptitudes en classification, mémorisation, filtrage et approximation, ils sont devenus un moyen très efficace. L'opération de reconnaissance de formes constitue l'une des applications les plus connues dans l'intelligence artificielle. L'application d'IA est donc bien destinée à assurer la reconnaissance et la classification des ondes et des anomalies dans un signal de la pression artérielle.

Mots clés : intelligence artificielle ; réseaux de neurones ; arbre de décision ; classification ; pression artérielle.

Abstract: Faced with the recent development of medicine, research cannot remain indifferent to the multiple repercussions that these developments have generated. Indeed, several areas have seen the emergence of new concepts, which are the direct result of them. One of the most significant developments that has been engendered is the introduction of artificial intelligence in the medical field. Currently, artificial intelligence (neural networks and the decision tree) benefit from solid theoretical foundations. With their skills in classification, memorization, filtering and approximation, they have become a very effective medium. One of the best-known applications in artificial intelligence is the pattern recognition operation. The AI application is therefore well intended to ensure the recognition and classification of waves and abnormalities in a blood pressure signal.

Keywords : artificial intelligence ; neural networks ; decision tree ; classification ; arterial pressure.

Listes des acronymes et abréviations

| | |
|------------|---------------------------------------|
| ANN | : Artificial neural network |
| IA | : Intelligence artificielle |
| Am | : Amplitude maximale des oscillations |
| Rd | : Ratio diastolique |
| Rs | : Ratio systolique |
| BVP | : Blood volume pulse |
| 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 |
| RMS | : Root Mean Square |
| KNN | : K Nearest Neighbors |
| SVM | : Machines vectorielles de support |

Table des matières

| | |
|---|----|
| Introduction générale | 1 |
| Chapitre I Physiologie cardio-vasculaire et la pression artérielle | 3 |
| I .1 Introduction..... | 3 |
| I .2 Historique | 3 |
| I .3 Appareil cardiovasculaire | 5 |
| I .3.1 Le système cardiovasculaire | 6 |
| I .3.2 Rôles du système cardiovasculaire | 8 |
| I .3.3 Structure de l'appareil cardiovasculaire..... | 9 |
| I .3.4 Le système circulatoire | 15 |
| I .4 Pression artérielle..... | 22 |
| I .4.1 Types de la pression artérielle | 23 |
| I .4.2 régulations de la PA..... | 25 |
| I .5 Les procédures diagnostiques de mesure de la PA | 26 |
| I .5.1 Mesures non-invasives..... | 26 |
| I .5.2 Mesures invasives | 28 |
| I-6 Conclusion..... | 29 |
| Chapitre II Intelligence artificielle (Machine Learning & réseau de neurone)..... | 30 |
| II .1 Introduction | 30 |
| II .2 l'intelligence artificielle : | 30 |
| II .2.1 Les domaines d'application de l'intelligence ARTIFICIELLE : | 31 |
| II .2.2 Le fonctionnement de l'intelligence ARTIFICIELLE : | 31 |
| II .3 le machine Learning : | 33 |
| II .3.1 Le Big Data et le machine LEARNING : | 34 |
| II .3.2 Type d'apprentissage..... | 34 |
| II .4 Le Deep Learning : | 41 |
| II .4.1 Les réseaux de NEURONES : | 42 |
| II .4.2 Domaines d'application d'un réseau de NEURONE : | 49 |
| II .4.3 Différence entre Machine Learning et Deep LEARNING : | 50 |
| II .5 conclusions : | 50 |
| Chapitre III : extraction et traitement de données | 51 |
| III -1 Introduction..... | 51 |

| | |
|--|----|
| III -2 Les matériaux utilisés : | 51 |
| III -3 Les étapes d'implémentation : | 52 |
| III -3-1 Collecte de DONNÉES: | 53 |
| III -3-2 Extraction des caractéristiques | 57 |
| III -3-3 Création des ATTRIBUTS : | 64 |
| III -4 Préparation des données pour l'entraînement et les tests..... | 65 |
| III-4-1 organisation des données : | 65 |
| III-4-2 Randomisation des MATRICES : | 66 |
| III-5 Entraînement et test | 67 |
| III-6 conclusion | 69 |
| Chapitre IV : Résultats Et Analyse | 70 |
| IV-1 Introduction : | 70 |
| IV-2 reseau de neurone : | 70 |
| IV-3 Arbre de décision : | 73 |
| IV-4 Comparaison : | 89 |
| IV-5 Conclusion : | 90 |
| Conclusion générale..... | 91 |
| Bibliographie | 92 |

Liste des figures

- Figure I-1** : "Venae cavae", Tabulae anatomicae de Vésale
- Figure I-2** : "Arteria magna", Tabulae anatomicae
- Figure I-3** : Répartition des principaux vaisseaux de l'appareil cardiovasculaire de l'humain
- Figure I-4** : Principales veines et artères
- Figure I-5** : Les veines et les artères - Corps humain virtuel
- Figure I-6** : Schéma de la circulation
- Figure I-7** : Anatomie du cœur (d'après l'Encyclopédie Larousse)
- Figure I-8** : Composition du sang
- Figure I-9** : La paroi d'une artère
- Figure I-10** : Capillaires
- Figure I-11** : Veine
- Figure I-12** : Nomenclature des principales artères et veines du corps humain.
- Figure I-13** : Circulation sanguine chez l'Homme (d'après Campbell, modifié)
- Figure I-14** : La circulation systémique
- Figure I-15** : La circulation pulmonaire
- Figure I-16** : Cycle cardiaque
- Figure I-17** : Contraction iso-volumique
- Figure I-18** : Ejection systolique
- Figure I-19** : Relaxation isovolumétrique
- Figure I-20** : Remplissage ventriculaire
- Figure I-21** : Courbe de la pression artérielle en fonction du temps
- Figure I-22** : Courbe de pression artérielle sanglante
- Figure I-23** : Vatner et al. NEJM 1975
- Figure I-24** : Courbe de pression artérielle sanglante
- Figure II -1** : L'intelligence artificielle se décline en deux parties

- Figure II-2** : Machine Learning
- Figure II-3** : La Classification et de la Régression
- Figure II-4** : Exemple d'apprentissage Automatique non supervisé
- Figure II-5** : type d'apprentissage
- Figure II-6** : L'apprentissage profond
- Figure II-7** : Neurone artificiel avec une seule sortie
- Figure II-8** : Le réseau de neurones à un seul niveau
- Figure II-9** : Le réseau de neurones multi-niveaux
- Figure II-10** : Fonction d'activation
- Figure II-11** : Fonction d'un seuil θ
- Figure II-12** : Fonction sigmoïde
- Figure II-13** : Réseaux de perceptron
- Figure II-14** : Réseaux Hop Field
- Figure II-15** : Réseaux du perceptron multicouche
- Figure III-1** : la version du MATLAB
- Figure III-2** : Base de données des signaux de différents sites de pression artérielle
- Figure III-3** : Nombre de cellule dans chaque ensemble de donné
- Figure III-4** : Formulaire de donné RADIAL
- Figure III-5** : Les informations dans chaque cellule de tableau de données
- Figure III-6** : Représentation d'un battement de cœur unique dans le radial physiologique
- Figure III-7** : Représentation d'un battement de cœur unique dans le radial non physiologique
- Figure III-8** : Représentation d'un battement du cœur dans le radial Physiologique dans 6 secondes
- Figure III-9** : Représentation d'un battement du cœur dans le radial non Physiologique dans 6 secondes
- Figure III-10** : Les informations dans une seule cellule
- Figure IV-1** : Couches de pattern network
- Figure IV-2** : Réseau de neurone utilisé

- Figure IV-3** : Performance du réseau
- Figure IV-4** : Matrice de confusion
- Figure IV-5** : Boite d'outil de Matlab
- Figure IV-6** : L'outil d'apprentissage automatique
- Figure IV-7** : Type de classifieur utilisé
- Figure IV-8** : Le nuage de points de caractéristique dans la colonne 1 avec 2(table 1)
- Figure IV-9** : Le nuage de points de caractéristique dans la colonne 1 avec 3(table 1)
- Figure IV-10** : Le nuage de points de caractéristique dans la colonne 2 avec 3(table 1)
- Figure IV-11** : L'entraînement de 70% (table 1)
- Figure IV-12** : Apres Le test sur le 30% (table 1)
- Figure IV-13** : Matrice de confusion (table 1)
- Figure IV-14** : Résultat du test (table 1)
- Figure IV-15** : Le nuage de points de caractéristique dans la colonne 1 avec 2(table 2)
- Figure IV-16** : Le nuage de points de caractéristique dans la colonne 1 avec 3(table 2)
- Figure IV-17** : Le nuage de points de caractéristique dans la colonne 2 avec 3(table 2)
- Figure IV-18** : L'entraînement de 70% (table 2)
- Figure IV-19** : Apres Le test sur le 30% (table 2)
- Figure IV-20** : Matrice de confusion (table 2)
- Figure IV-21** : Résultat du test (table 2)
- Figure IV-22** : Le nuage de points de caractéristique dans la colonne 1 avec 2(table 3)
- Figure IV-23** : Le nuage de points de caractéristique dans la colonne 1 avec 3(table 3)
- Figure IV-24** : Le nuage de points de caractéristique dans la colonne 2 avec 3(table 3)
- Figure IV-25** : L'entraînement de 70% (table 3)
- Figure IV-26** : Apres Le test sur le 30% (table 3)
- Figure IV-27** : Matrice de confusion (table 3)
- Figure IV-28** : Résultat du test (table 3)

- Figure IV-29** : Le nuage de points de caractéristique dans la colonne 1 avec 2(table 4)
- Figure IV-30** : Le nuage de points de caractéristique dans la colonne 1 avec 3(table 4)
- Figure IV-31** : Le nuage de points de caractéristique dans la colonne 2 avec 3(table 4)
- Figure IV-32** : L'entraînement de 70% (table 4)
- Figure IV-33** : Après Le test sur le 30% (table 4)
- Figure IV-34** : Matrice de confusion (table 4)
- Figure IV-35** : Résultat du test (table 4)

Liste des tableaux

Table 1 : Table indique la différences entre Arbre de décision et Réseau de neurone

Introduction générale

Un pilier de la médecine moderne est la mesure des signaux comme le débit cardiaque, la pression artérielle et la zone luminale. L'extraction de l'information pertinente décrivant une pathologie à partir des signaux physiologiques demande leur analyse par un expert. Par exemple, l'analyse du tracé de l'ECG d'un malade représente un moyen efficace pour la détection des anomalies cardiaques. Jusqu'à un passé assez récent, le cardiologue établissait son diagnostic en faisant recours à ce qu'on l'on peut appeler une interprétation manuelle. Cette méthode d'analyse s'appuie essentiellement sur un constat visuel d'éventuelles irrégularités morphologiques du tracé, a fait de la lecture de l'ECG un exercice difficile et périlleux. Pour pallier à ces problèmes, il devient nécessaire, outre une connaissance approfondie et raisonnée des anomalies électrocardiographiques, de formuler une automaticité de contrôle, d'analyse et d'interprétation.

L'apport des microprocesseurs et le développement de la microinformatique facilitent aujourd'hui la conception et la réalisation de systèmes automatiques d'analyse et de diagnostic. Les techniques numériques modernes du traitement de signal ont contribué significativement à l'analyse des signaux physiologiques les rendant plus précis et plus faciles à interpréter. Ces techniques qui n'ont pas la prétention de remplacer un médecin, peuvent néanmoins contribuer à aider ce dernier dans l'établissement de son diagnostic final. Elles permettent de filtrer le signal, de détecter les éléments pertinents pour le diagnostic, d'accomplir une reconnaissance de forme, une interprétation du signal électrocardiographique et de le classifier selon la pathologie.

Les travaux de recherches méthodologiques effectuées ces dernières années ont permis de mettre en évidence la pertinence et la supériorité des méthodes d'identification à l'aide de l'intelligence artificielle (machine Learning et Deep Learning), par rapport aux méthodes classiques.

De plus, l'intelligence artificielle est avérée particulièrement adaptés, dans le domaine de l'automatisme. Leur capacité d'approximation est mise à profit pour la modélisation des

systemes. D'un autre côté, les caractéristiques dont jouissent l'IA, d'être utilisés pour les opérations de reconnaissance et plus généralement, en traitement de signal. Ainsi pour la classification, l'intelligence artificielle a prouvé leur efficacité et elle ne cesse de s'élargir.

Cette mémoire comprend quatre chapitres :

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

Le deuxième chapitre portera sur les différentes méthodes et techniques des réseaux de neurones. Leurs architectures ainsi que leurs règles d'apprentissage en vue de l'appliquer en tant que classifieur. Ce qui nous permet de sélectionner les meilleurs d'entre eux pour atteindre notre objectif avec un bon taux de reconnaissance. Et nous parlerons de la machine à vecteurs de support et des fonctions qu'elle utilise.

Dans le troisième chapitre, nous montrerons toutes les techniques et les outils que nous avons utilisés.

Le quatrième chapitre sera consacré aux différents tests réalisés à travers les deux classifieurs sélectionnés, et pour l'analyse et l'interprétation des résultats obtenus.

Chapitre I Physiologie cardio-vasculaire et la pression artérielle

I .1 Introduction

Le système cardio-vasculaire assure l'alimentation de tous les organes du corps en oxygène et nutriments et permet d'évacuer le dioxyde de carbone. Il est composé du cœur, du sang et d'un réseau complexe de vaisseaux sanguins. Parmi Les paramètres de mesure de l'état de ce système, on trouve la pression artérielle qui constitue un paramètre de grand intérêt. Son maintien à des valeurs physiologique efficace est fondamental est nécessaire pour assurer un débit sanguin efficace au niveau de tous les tissus, et donc une oxygénation adéquate.

Nous allons dans ce chapitre introduire les bases fondamentales de la physiologie cardio-vasculaire. Après une brève présentation de l'anatomie de la pompe cardiaque, du système vasculaire et son fonctionnement, ainsi que le système circulatoire et le cycle cardiaque. Nous nous intéresserons à la pression artérielle et ces types. Nous terminerons par décrire les différentes techniques utilisées pour mesurer la pression artérielle invasive et non invasive.

I .2 Historique

La relation entre le saignement et la mort a sans doute été mise en évidence très tôt dans l'histoire de l'humanité.

Les Égyptiens avaient identifié le sang comme source de vie et siège de l'âme.

Les dissections pratiquées par les médecins grecs de Cos au v^e siècle av. J.-C., dans la lignée d'Hippocrate, sur des animaux égorgés induisent des erreurs de représentation : les artères sont retrouvées vides, on pense donc qu'elles transportent de l'air, tandis que le foie et la rate sont gorgés de sang, ces deux organes sont donc considérés comme des

éléments importants du transport du sang. Hérophile, médecin d'Alexandrie du IV^e siècle av. J.-C., décrit le premier la palpation du pouls. C'est à Erasistrate de Keos (320–250 av. J.-C.) que l'on doit la première description des valves veineuses.

Galien (131-201) fait une description précise du réseau de veines et d'artères à partir de dissection de porcs, mais interprète faussement le rôle des organes. Selon lui, le sang est créé dans le foie à partir des aliments, il circule par les veines et va d'une part vers les poumons pour se mélanger à de l'air, d'autre part passe du ventricule droit au ventricule gauche par la paroi poreuse où il prélève la chaleur qu'il redistribue dans le corps ; arrivé aux extrémités du corps, le sang est consommé et ressort sous forme de transpiration.

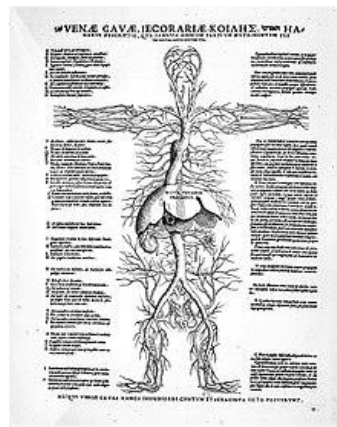


Figure I-1 : "Venae cavae", Tabulae anatomicae de Vésale.

https://fr.wikipedia.org/wiki/Appareil_cardiovasculaire

Les médecins musulmans traduisent les traités de médecine égyptiens découverts lors de l'invasion de l'Égypte au VII^e siècle, dont le traité de Galien sur la circulation (traduit par Averroès). À partir du X^e siècle, ils décrivent de nombreuses maladies cardiovasculaires

(thrombose et collapsus pour Avicenne, péricardite pour Avenzoar). Ibn Al-Nafis, le père de la physiologie fait partie des autres précurseurs de la dissection humaine. En 1242 il a été le premier à décrire la circulation pulmonaire, les artères coronaires et la circulation capillaire qui forment la base du système circulatoire. L'œuvre d'Ibn Al-Nafis restera ignorée jusqu'en 1924 lorsque le Dr Al-Tatawi, médecin égyptien résidant en Allemagne, retrouve la traduction d'Andrea Alpago dans la Bibliothèque nationale de Berlin.

En 1543, Andreas Vesalius publie ses travaux *De humani corporis fabrica* dans lesquels la théorie physiologique de Galien fut adaptée à ses nouvelles observations.

Cette théorie de Galien sur la Physiologie du Système circulatoire est bouleversée en 1551 quand Amato Lusitano (João Rodrigues de Castelo Branco, 1511-1568), médecin marrane portugais fuyant l'Inquisition en Italie, décrit la circulation du sang dans son ouvrage de sept volumes *Curacionum Medicinalium Centuriæ Septem* en 1551 (la 1^{re} édition) et pour la première fois, constate que les veines ont des valvules qui obligent le sang à retourner vers le cœur. Cette découverte renverse ce qui était admis depuis Galien qui disait que le sang sortait du cœur par les artères et les veines et n'y retournait pas.

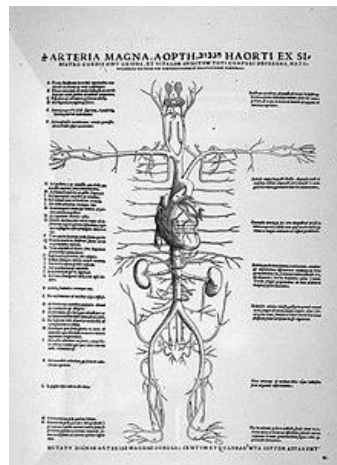


Figure I-2: "Arteria magna", Tabulae anatomicae.

https://fr.wikipedia.org/wiki/Appareil_cardiovasculaire

I.3 Appareil cardiovasculaire

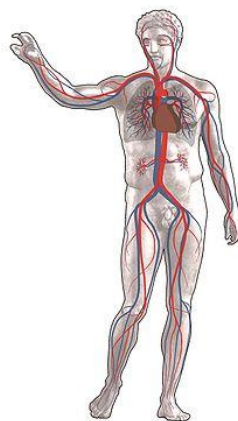


Figure I-3 : Répartition des principaux vaisseaux de l'appareil cardiovasculaire de l'humain

https://fr.wikipedia.org/wiki/Appareil_cardiovasculaire

L'appareil cardiovasculaire, appareil circulatoire ou système sanguin, est un système circulatoire en circuit fermé qui assure le transport du sang du cœur vers les extrémités et les divers organes et, en retour, de ceux-ci vers le cœur. Il est constitué du cœur et des vaisseaux sanguins qui forment le système vasculaire, les vaisseaux lymphatiques qui composent le système lymphatique lui étant parfois associés.

La circulation du sang permet le transport et l'échange interne d'une grande variété de substances biochimiques. Elle permet d'acheminer des nutriments, du dioxygène et des hormones aux cellules de l'organisme. Ces éléments proviennent du tube digestif, des poumons et des glandes endocrines. Le système cardiovasculaire assure également la collecte des déchets métaboliques des cellules, comme le dioxyde de carbone ou l'urée, acheminés vers les poumons, le foie et les reins. Enfin, il participe à la régulation de nombreux facteurs, tels que le taux de sucre.

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.

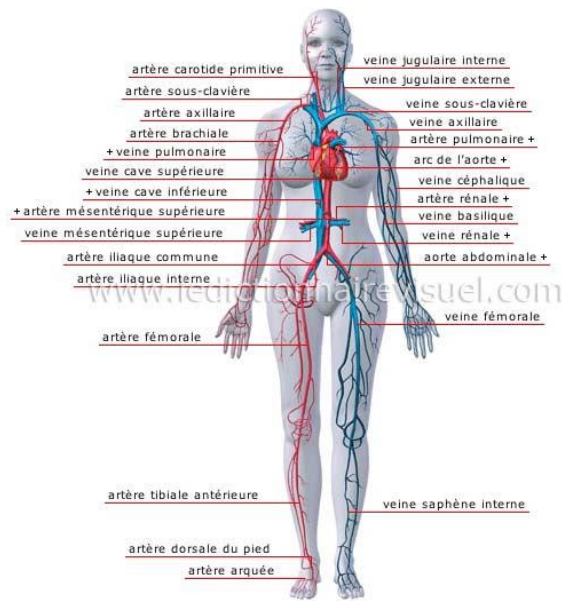


Figure I-4 : Principales veines et artères

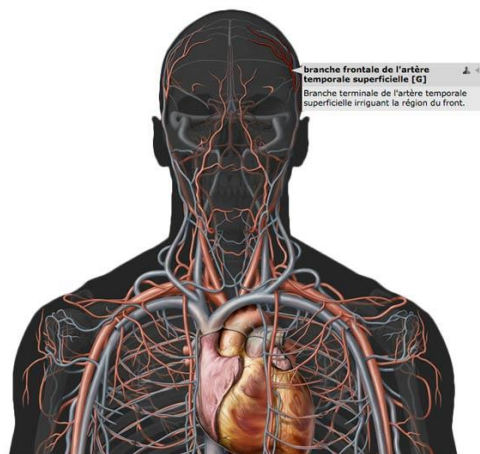


Figure I-5 : Les veines et les artères - Corps humain virtuel

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.

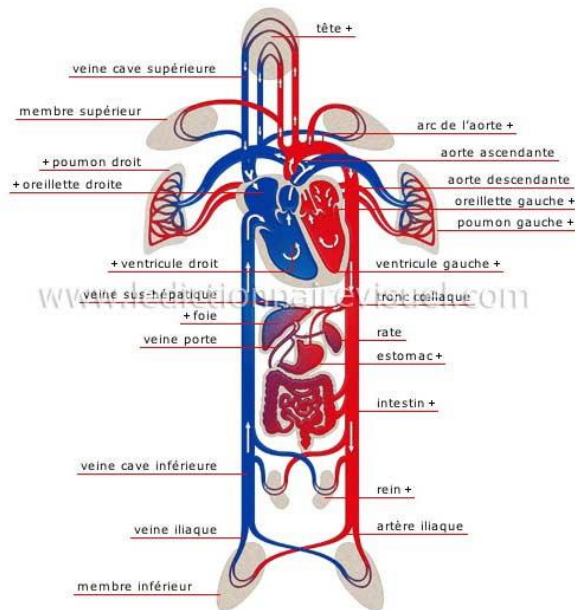


Figure I-6 : Schéma de la circulation

I .3.2 RÔLES DU SYSTÈME CARDIOVASCULAIRE

- **Rôle de transport**

Le principal rôle du système cardiovasculaire est de transporter des substances à l'ensemble des cellules de l'organisme afin qu'elles puissent assurer leur métabolisme. Ces substances sont les nutriments absorbés au niveau de l'épithélium intestinal et l'oxygène capté au niveau des alvéoles pulmonaires. Bien entendu, le système cardiovasculaire devra également assurer le transport des déchets cellulaires jusqu'aux organes d'excrétion représentés par le foie, les reins et les poumons.

- **Rôle de communication**

Parallèlement à ce rôle de voie de transport des substances liées au métabolisme cellulaire, le système cardiovasculaire joue également un rôle essentiel pour la communication cellulaire.

En effet, les hormones sécrétées par les cellules endocrines sont transportées vers leurs cellules cibles par le sang. Le sang est également le moyen de transport des globules blancs et des anticorps permettant l'interception d'agents étrangers.

- **Rôle dans la thermorégulation**

Enfin, le système cardiovasculaire participe à la thermorégulation en transportant la chaleur du noyau central vers la surface de l'organisme où celle-ci pourra être évacuée.

I .3.3 Structure de l'appareil cardiovasculaire

Le système circulatoire regroupe l'ensemble des organes qui interviennent dans la circulation sanguine. Ce système comprend le cœur, l'ensemble des vaisseaux sanguins et le sang qui y circule.

On peut également utiliser les termes système sanguin et système cardiovasculaire pour désigner le système circulatoire.

Le système circulatoire a pour principale fonction de véhiculer le sang partout dans le corps. Il permet ainsi aux cellules de recevoir ce dont elles ont besoin, comme les nutriments, et aussi de leur débarrasser de leurs déchets, comme le dioxyde de carbone (CO₂). Le sang contient une partie liquide, le plasma, et des constituants solides, les globules rouges, les globules blancs et les plaquettes, ayant chacun des fonctions qui leur sont particulières.

- **Le cœur**

Le cœur est un muscle creux, une pompe composée de tissu musculaire, qui recueille sans cesse le sang et le propulse dans les artères. Il est composé de quatre chambres (deux oreillettes et deux ventricules), équipées de valvules qui empêchent les reflux : le sang ne peut donc, sous l'effet des battements cardiaques, circuler que dans un seul sens. Le cœur se contracte très régulièrement et la continuité de ses battements est essentielle à la vie : un arrêt de la pulsation cardiaque est l'un des signes les plus évidents d'un décès. Ces pulsations, qui permettent à du sang frais, oxygéné, d'irriguer nos organes, ne peut s'arrêter, même durant une période très courte : certains organes peuvent survivre à une brève interruption des pulsations cardiaques, d'autres non. C'est le cas du cerveau, qui est extrêmement sensible à toute anomalie circulatoire : 5 secondes d'interruption de son irrigation suffisent à diminuer sa teneur en oxygène au point de provoquer une perte de conscience ; 5 minutes suffisent à entraîner la mort d'un grand nombre de cellules nerveuses ; après 10 minutes d'interruption de l'irrigation sanguine du cerveau, l'organe est endommagé de façon irréversible et la mort s'ensuit.

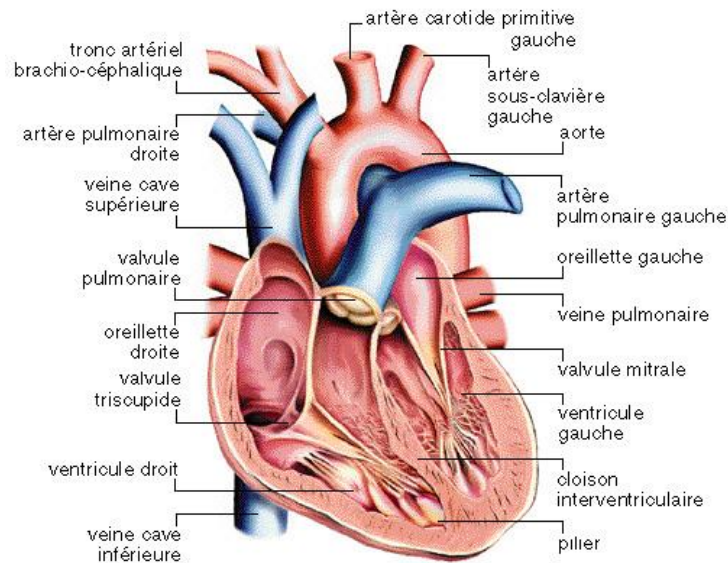


Figure I-7 : Anatomie du cœur (d'après l'Encyclopédie Larousse).

<http://www.ikonet.com/fr/ledictionnairevisuel/static/qc/coeur>

- **Débit et index cardiaques**

Le débit cardiaque est la résultante du fonctionnement intégré de l'appareil cardiovasculaire.

C'est la quantité de sang qu'éjecte chaque ventricule en une minute. Il est égal au produit du volume éjecté à chaque battement (VES) par la fréquence cardiaque. Il est exprimé en litre(l)par minute.

L'index cardiaque est égal au quotient du débit cardiaque par la surface corporelle et s'exprime donc en l / mn / m² de surface corporelle. Il permet de comparer le débit cardiaque de sujets de taille différente.

- **Mesure**

Plusieurs techniques de mesure du débit cardiaque moyen sont utilisées chez l'homme :

- Avec l'échodoppler cardiaque méthode la plus usuelle, mais souvent imprécise,
- En étudiant la consommation en oxygène du sujet et sa gazométrie sanguine, (cette mesure peut se faire au repos et à l'effort),
- À l'aide d'un indicateur injecté dans le sang, le plus souvent thermique (méthode par thermo dilution au cours d'un cathétérisme cardiaque).

- **Valeur**

L'index cardiaque au repos est proche de 3,5 l/mn/m².

Il varie avec de nombreux paramètres :

- L'âge, la diminution étant d'environ 0,25 l/mn/m² et par décennie,
- La température centrale, notamment l'hyperthermie qui l'augmente,
- La position du sujet, le débit étant plus faible en position assise qu'en position couchée ou debout.

- **Relation entre débit cardiaque, pression artérielle, et fréquence cardiaque**

La finalité du système cardiovasculaire est donc d'assurer un débit cardiaque (**Qc**), délivré à une pression artérielle (**PA**) suffisante pour assurer la perfusion des différents organes.

Les différentes composantes participant à la régulation de ce débit et de cette pression sont :

- La force de contraction myocardique, ou « *inotropisme* », influençant directement le volume d'éjection systolique (**VES**)
- La fréquence cardiaque (*Fc*) ou « *chronotropisme* »
- Le volume sanguin revenant au cœur droit, que l'on peut simplifier sous le terme de « *précharge* », modulant également l'inotropisme (Cf. Loi de Starling)
- Le niveau de vasoconstriction des artères systémiques - ou « *résistances artérielles systémiques* » (**RAS**) - qui reflètent de manière simplifiée la « *postcharge* ».

Inotropisme, chronotropisme, précharge et postcharge sont les 4 éléments sur lesquels vont agir les grands systèmes de régulation neuro-hormonaux pour adapter le débit cardiaque aux différentes situations physiologiques et pathologiques. C'est également sur ces éléments que vont agir les principaux médicaments utilisés en cardiologie. C'est pourquoi, afin de comprendre ultérieurement la physiologie, la physiopathologie et la thérapeutique, il faut comprendre et connaître la formule interreliant ces différentes composantes :

$$\mathbf{PA = Qc \cdot RAS}$$

$$\text{ou encore } \mathbf{PA = VES \cdot FC \cdot RAS}$$

- **Adaptation à l'effort (par l'accélération de la fréquence)**

L'adaptation du débit cardiaque aux besoins de l'organisme (notamment à l'effort) sous l'effet des mécanismes régulateurs se fait essentiellement par accroissement de la fréquence cardiaque et accessoirement par l'augmentation du volume d'éjection systolique (chez le sportif, ce deuxième mécanisme est non négligeable mais chez le cardiaque, il est habituellement nul).

- **Le Sang**

Ce liquide rouge et légèrement visqueux qui circule dans les vaisseaux sanguins, propulsé par le cœur, est indispensable au maintien de la vie. Il prend en charge le transport de l'oxygène et des substances nutritives vers les cellules et débarrasse celles-ci de leurs déchets. La circulation du sang participe au contrôle de la température corporelle ainsi qu'à la régulation du volume de certains liquides dans les tissus. De plus, le sang véhicule les globules blancs, qui défendent notre organisme contre les microbes.

Le sang se compose d'un élément liquide, le plasma, dans lequel baignent les cellules sanguines : globules rouges, globules blancs et plaquettes. En moyenne, le plasma représente 54 % du volume total du sang, les globules rouges 45 %, les globules blancs et les plaquettes 1 %. Les globules rouges (ou érythrocytes) transportent l'oxygène des poumons vers les cellules, et le gaz carbonique des cellules vers les poumons. Les globules blancs (ou leucocytes) ont la capacité de franchir la paroi des vaisseaux sanguins et de pénétrer dans les tissus pour défendre l'organisme contre les agents pathogènes. Il existe trois grandes catégories de globules blancs : les lymphocytes, les monocytes et les granulocytes.

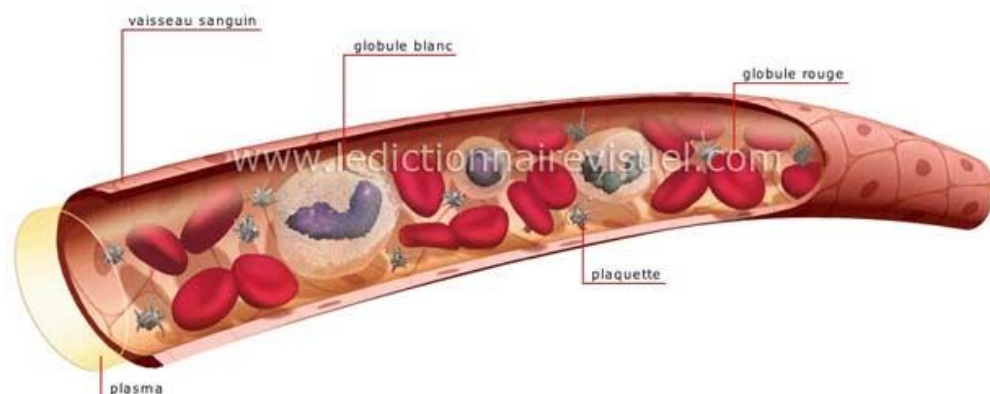


Figure I-8 : Composition du sang

https://ressources.unisciel.fr/physiologie/co/grain1a_4.html

- **Vaisseaux sanguins**

Les vaisseaux sanguins sont les canaux ou conduits par lesquels le sang est distribué aux tissus corporels. Les vaisseaux constituent deux systèmes fermés de tubes qui commencent et se terminent au cœur. Un système, les vaisseaux pulmonaires, transporte le sang du ventricule droit vers les poumons et de nouveau vers l'oreillette gauche. L'autre système, les vaisseaux systémiques, transporte le sang du ventricule gauche vers les tissus de toutes les parties du corps, puis renvoie le sang vers l'oreillette droite. En fonction de leur structure et de leur fonction, les vaisseaux sanguins sont classés en artères, capillaires ou veines.

- **Artère**

Les artères transportent le sang du cœur. Les artères pulmonaires transportent le sang à faible teneur en oxygène du ventricule droit vers les poumons. Les artères systémiques transportent le sang oxygéné du ventricule gauche vers les tissus corporels. Le sang est pompé des ventricules dans de grandes artères élastiques qui se ramifient à plusieurs reprises dans des artères de plus en plus petites jusqu'à ce que la ramification aboutisse à des artères microscopiques appelées artérioles. Les artérioles jouent un rôle clé dans la régulation du flux sanguin dans les capillaires tissulaires. Environ 10% du volume sanguin total se trouve dans le système artériel systémique à un moment donné.

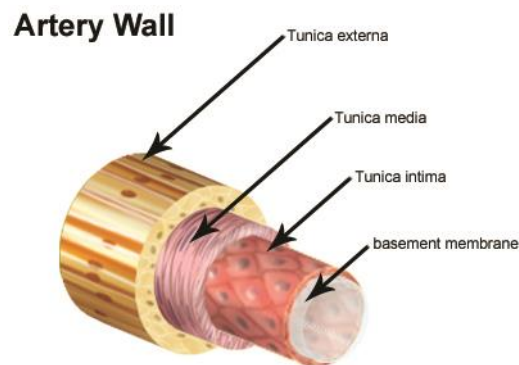


Figure I-9 : La paroi d'une artère

<https://training.seer.cancer.gov/anatomy/cardiovascular/blood/classification.html>

La paroi d'une artère se compose de trois couches. La couche la plus interne, la tunica intima (également appelée tunica interne), est un simple épithélium squameux entouré d'une membrane basale de tissu conjonctif avec des fibres élastiques. La couche intermédiaire, la tunique médiatique, est principalement constituée de muscles lisses et est généralement la couche la plus épaisse. Il fournit non seulement un soutien pour le

vaisseau, mais modifie également le diamètre du vaisseau pour réguler le flux sanguin et la pression artérielle. La couche la plus externe, qui attache le vaisseau au tissu environnant, est la tunic externe ou tunic adventitiel. Cette couche est un tissu conjonctif avec des quantités variables de fibres élastiques et collagènes. Le tissu conjonctif dans cette couche est assez dense là où il est adjacent au média tunique, mais il se transforme en tissu conjonctif lâche près de la périphérie du vaisseau.

- **Capillaires**

Les capillaires, les plus petits et les plus nombreux des vaisseaux sanguins, forment la connexion entre les vaisseaux qui transportent le sang hors du cœur (artères) et les vaisseaux qui renvoient le sang vers le cœur (veines). La fonction principale des capillaires est l'échange de matériaux entre le sang et les cellules tissulaires.

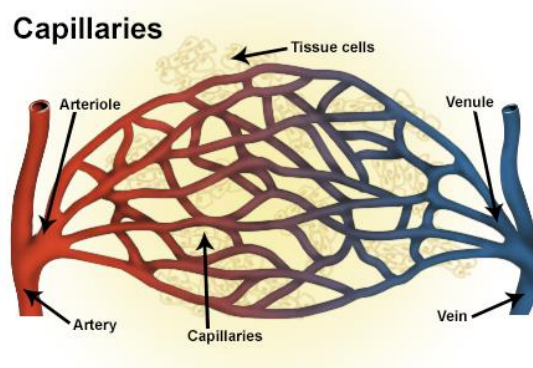


Figure I-10 : capillaires

<https://training.seer.cancer.gov/anatomy/cardiovascular/blood/classification.html>

La distribution capillaire varie avec l'activité métabolique des tissus corporels. Les tissus tels que les muscles squelettiques, le foie et les reins ont des réseaux capillaires étendus car ils sont métaboliquement actifs et nécessitent un apport abondant en oxygène et en nutriments. D'autres tissus, tels que le tissu conjonctif, ont un approvisionnement moins abondant en capillaires. L'épiderme de la peau et le cristallin et la cornée de l'œil sont totalement dépourvus de réseau capillaire. Environ 5% du volume sanguin total se trouvent dans les capillaires systémiques à un moment donné. Un autre 10 pour cent est dans les poumons.

Les cellules musculaires lisses dans les artérioles où elles se ramifient pour former des capillaires régulent le flux sanguin des artérioles vers les capillaires.

- **Veines**

Les veines transportent le sang vers le cœur. Une fois que le sang a traversé les capillaires, il pénètre dans les plus petites veines, appelées veinules. Des veinules, il s'écoule dans des veines de plus en plus grosses jusqu'à ce qu'il atteigne le cœur. Dans le circuit pulmonaire, les veines pulmonaires transportent le sang des poumons vers l'oreillette gauche du cœur. Ce sang a une teneur élevée en oxygène car il vient d'être oxygéné dans les poumons. Les veines systémiques transportent le sang des tissus corporels vers l'oreillette droite du cœur. Ce sang a une teneur réduite en oxygène car l'oxygène a été utilisé pour des activités métaboliques dans les cellules tissulaires.

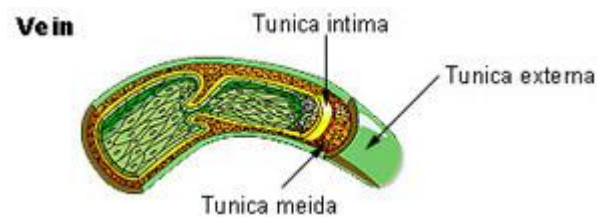


Figure I-11 : veine

<https://training.seer.cancer.gov/anatomy/cardiovascular/blood/classification.html>

Les parois des veines ont les mêmes trois couches que les artères. Bien que toutes les couches soient présentes, il y a moins de muscle lisse et de tissu conjonctif. Cela rend les parois des veines plus minces que celles des artères, ce qui est lié au fait que le sang dans les veines a moins de pression que dans les artères. Parce que les parois des veines sont plus minces et moins rigides que les artères, les veines peuvent contenir plus de sang. Près de 70% du volume sanguin total se trouve dans les veines à un moment donné. Les veines moyennes et grandes ont des valvules veineuses, similaires aux valvules semi-lunaires associées au cœur, qui aident à maintenir le flux sanguin vers le cœur. Les valves veineuses sont particulièrement importantes dans les bras et les jambes, où elles empêchent le reflux du sang en réponse à la force de gravité.

I.3.4 LE SYSTEME CIRCULATOIRE

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.

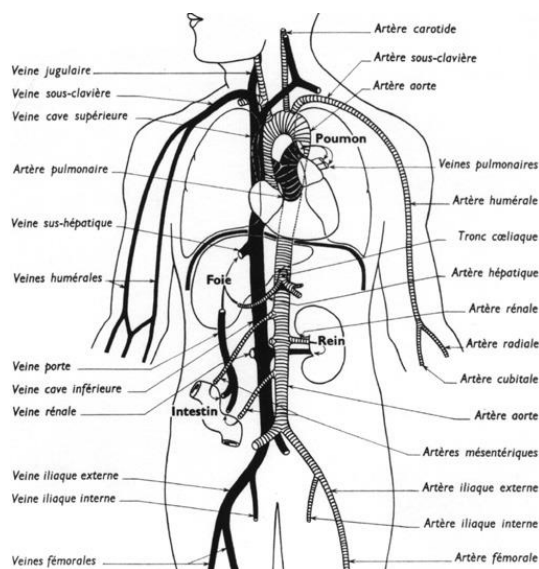


Figure I-12 : Nomenclature des principales artères et veines du corps humain.

<https://www.afblum.be/bioafb/coeur/coeur.htm>

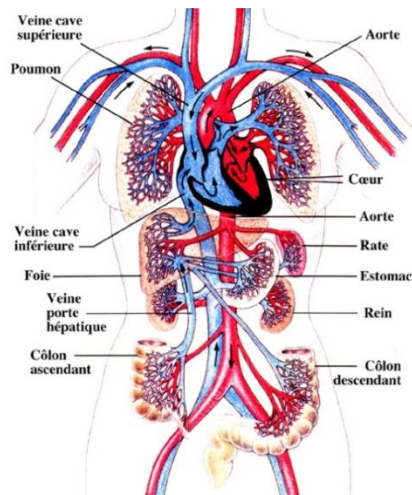


Figure I-13 : Circulation sanguine chez l'Homme (d'après Campbell, modifié).

<https://www.afblum.be/bioafb/coeur/coeur.htm>

- **Cycle systémique (grande circulation)**

La circulation systémique, aussi appelé grande circulation, correspond à la circulation du sang oxygéné qui part du cœur et qui se rend à tous les organes du corps. Elle inclut aussi le retour du sang désoxygéné provenant des organes au cœur.

Le sang oxygéné est propulsé par la partie la plus musclée du cœur, c'est-à-dire le ventricule gauche (1), dans la circulation systémique. Ce sang est d'abord envoyé vers l'aorte (2) avant d'atteindre les artères pour ensuite circuler à travers les artérioles (3). Par la suite, il se rend aux sites d'échanges, autrement dit aux réseaux de capillaires (4). Une fois les échanges entre le sang et les cellules terminés, le sang, maintenant désoxygéné, quitte les capillaires pour se rendre dans les veinules, puis dans les veines (5). Il atteint éventuellement le cœur par les veines caves (6) et entre au niveau de l'oreillette droite (7).

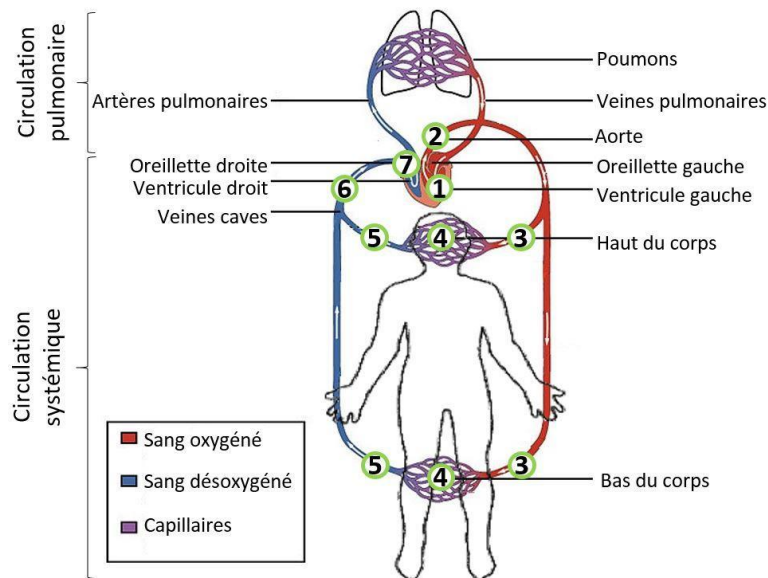


Figure I-14 : La circulation systémique

<https://www.alloprof.qc.ca/fr/eleves/bv/sciences/les-circulations-systemique-et-pulmonaire-grande-s1274>

- **Cycle pulmonaire (petite circulation) :**

La circulation pulmonaire, aussi appelé petite circulation, correspond à la circulation du sang désoxygéné qui part du cœur et qui se rend aux poumons afin d'y être oxygéné à nouveau. Elle inclut aussi le retour du sang oxygéné des poumons au cœur.

Une fois dans l'oreillette droite, le sang désoxygéné sera propulsé dans les poumons grâce au ventricule droit (1). Le premier vaisseau emprunté est le tronc pulmonaire (2), qui se subdivise ensuite en deux artères pulmonaires (3). Le sang passe ensuite dans des artérioles puis dans le réseau de capillaires pulmonaires (4), qui entourent les alvéoles pulmonaires. Une fois les capillaires pulmonaires traversés, le sang est débarrassé de son dioxyde de carbone et est ré oxygéné. Le sang nouvellement oxygéné se rend alors à la partie gauche du cœur par les veinules (5) puis les veines pulmonaires (6). Il atteint ainsi l'oreillette gauche (7) en attendant d'être propulsé par le ventricule gauche dans la circulation systémique.

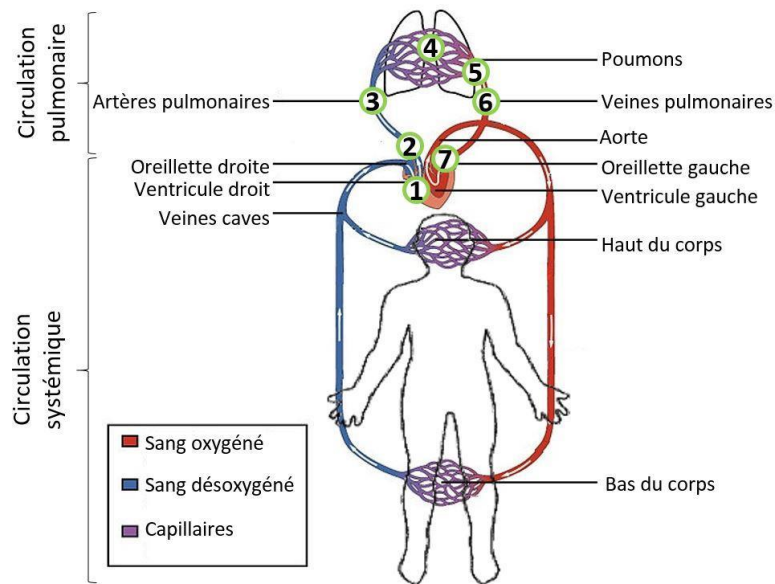


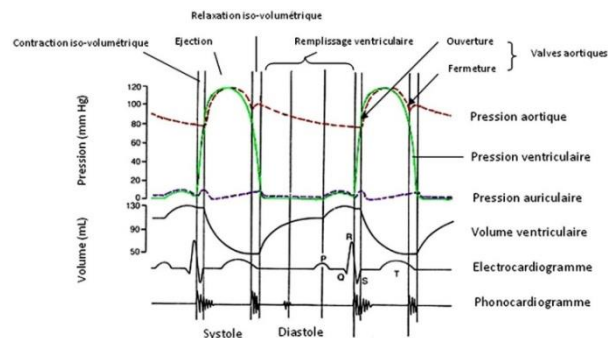
Figure I-15 : La circulation pulmonaire

<https://www.alloprof.qc.ca/fr/eleves/bv/sciences/les-circulations-systemique-et-pulmonaire-grande-s1274>

I .3.5 Le Cycle cardiaque

La pompe cardiaque assure un débit pulsatile et cette dynamique est appelée cyclique où le terme de cycle cardiaque.

Figure I-16 : Cycle cardiaque



http://campus.cerimes.fr/semiologie-cardiologique/enseignement/cardiologie/site/html/2_2.html

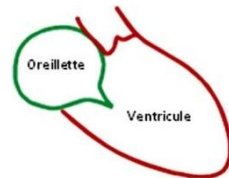
Le cycle cardiaque est décomposé en 4 temps :

- **La contraction iso-volumique** : juste après la fin de la dépolarisation auriculaire, l'onde de stimulation myocardique franchit le nœud auriculo-ventriculaire et se propage rapidement dans la masse ventriculaire qu'elle dépolarise. Celle-ci, de ce fait, se contracte : c'est le début de la systole

ventriculaire. Le sang intraventriculaire se trouve alors comprimé, la pression intra-ventriculaire augmente rapidement et dépasse la pression qui règne dans l'oreillette ; elle ferme alors les valves auriculo-ventriculaires empêchant tout reflux. Il faut un certain temps pour que la pression intraventriculaire gauche atteigne puis dépasse la pression aortique et ouvre les sigmoïdes ; ainsi, pendant les premiers centièmes de seconde de la systole ventriculaire, le volume de sang emprisonné dans le ventricule par la fermeture de la valve mitrale ne peut pas sortir par l'aorte. C'est la phase de contraction Isovolumétrique qui précède la phase d'éjection.

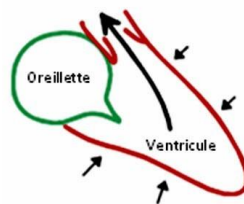
Figure I-17 : Contraction iso-volumique

http://campus.cerimes.fr/semiologie-cardiologique/enseignement/cardiologie/site/html/2_2.html



- **L'éjection** : systolique débute lorsque la pression dans le ventricule dépasse celle dans l'aorte ou l'artère pulmonaire permettant l'ouverture des valves pulmonaires et aortiques et l'expulsion du sang hors des ventricules. Le volume de sang éjecté à chaque contraction ventriculaire appelé volume d'éjection ou *volume d'éjection systolique* (VES), ne constitue qu'une partie (*fraction d'éjection*) du volume télédiastolique (80 ml environ sur 120-150 ml soit entre les deux-tiers et la moitié). Le résidu post-systolique ou *volume téléstolique* (VTS) ou encore volume résiduel, constitue un volume de réserve utilisable pour augmenter le volume d'éjection suivant.

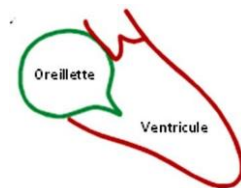
Figure I-18 : Ejection systolique



http://campus.cerimes.fr/semiologie-cardiologique/enseignement/cardiologie/site/html/2_2.html

- **La relaxation isovolumétrique** : juste après la fermeture des valves aortiques et pulmonaires, le sang ne peut ni sortir, ni entrer dans le ventricule dans lequel la pression, rapidement décroissante, reste pendant quelques centièmes de seconde trop élevée pour que les valves auriculo-ventriculaires puissent s'ouvrir : c'est le premier temps de la diastole ventriculaire.

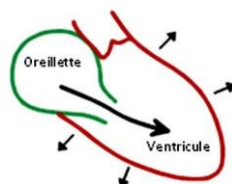
Figure I-19 : Relaxation isovolumétrique



http://campus.cerimes.fr/semiologie-cardiologique/enseignement/cardiologie/site/html/2_2.html

- **Le remplissage ventriculaire** : il est subdivisé en 2 phases, l'une dite *remplissage rapide* et l'autre dite *remplissage lent*. Quand la pression intra-ventriculaire devient inférieure à la pression auriculaire, les valves Atrio-ventriculaires s'ouvrent et le sang, accumulé jusque-là dans les oreillettes, passe dans les ventricules dont le volume augmente, rapidement d'abord, puis de plus en plus lentement, jusqu'à la contraction auriculaire. En effet, tout à la fin de la diastole ventriculaire, le nœud sinusal décharge, déclenchant la dépolarisation du myocarde auriculaire et donc sa contraction : c'est la *systole auriculaire*. Un supplément de sang est alors brusquement déplacé de l'oreillette vers le ventricule, entraînant une élévation transitoire de la pression auriculo-ventriculaire. Le volume ventriculaire est maximal en fin de diastole (*volume télédiastolique*), entre 100 et 150 ml.

Figure I-20 : Remplissage ventriculaire



http://campus.cerimes.fr/semiologie-cardiologique/enseignement/cardiologie/site/html/2_2.html

I.4 Pression artérielle

La pression artérielle (PA) est la force exercée par le sang sur la paroi des artères. Elle est proportionnelle au débit cardiaque (DC) et donc à la fréquence cardiaque (FC) : si la FC augmente alors le DC augmente, plus de débit sanguin entraîne une PA plus élevée.

La pression artérielle est le plus souvent maintenue dans d'étroites limites autour d'une valeur moyenne, appelée valeur de consigne, toute variation par rapport à la valeur consigne (hypo ou hypertension et donc présentent un danger pour l'organisme) est rapidement corrigée afin de ramener la pression artérielle à la valeur de consigne. Cette stabilité implique donc l'existence de systèmes de régulation de la pression artérielle.

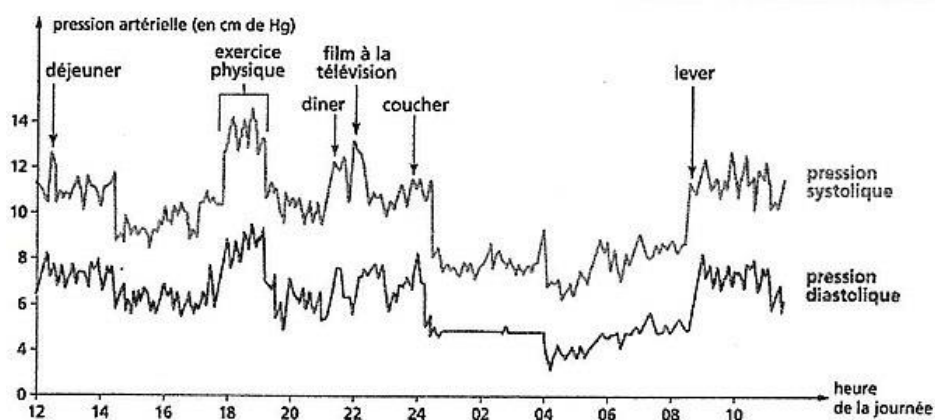


Figure I-21 : courbe de la pression artérielle en fonction du temps
https://fr.wikipedia.org/wiki/Pression_art%C3%A9rielle

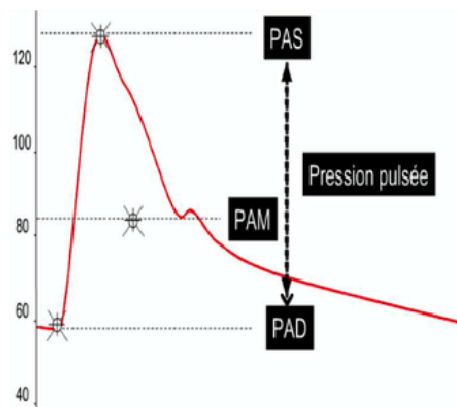


Figure I-22 : courbe de pression artérielle sanglante
https://fr.wikipedia.org/wiki/Pression_art%C3%A9rielle

Ici vous avez une courbe de pression artérielle sanglante, que vous pouvez voir dès que vous mettez un cathéter artériel. De cette courbe vous pouvez lire 4 pressions artérielles.

I .4.1 Types de la pression artérielle

- **Pression artérielle moyenne (PAM)**

La PAM c'est la pression artérielle qui règnerait dans le système artériel si le débit sanguin n'était pas pulsatile. En effet, physiologiquement, vu qu'on a un débit sanguin pulsatile, on a une variation de la pression artérielle au moment de la systole et de la diastole. Si on enlève la pulsatilité, il ne reste que la PAM, comme ce qu'on peut voir en chirurgie cardiaque sous circulation extracorporelle ou le débit sanguin est continu.

Cette PAM est importante, car c'est elle qui détermine la pression de perfusion des organes

(Sauf des coronaires)

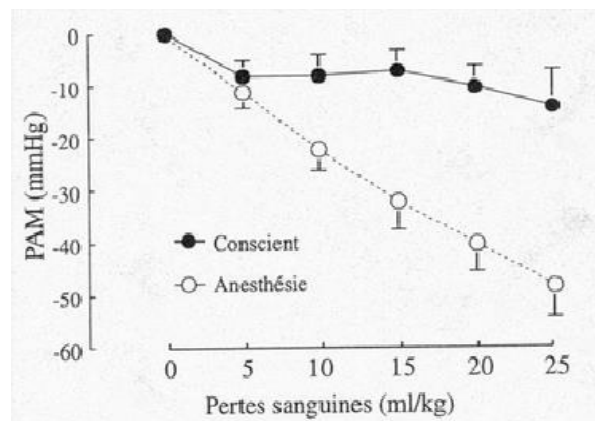


Figure I-23 : *Vatner et al. NEJM 1975*

https://fr.wikiversity.org/wiki/Pression_art%C3%A9rielle,_une_grandeur_r%C3%A9gul%C3%A9e/La_stabilit%C3%A9_de_la_pression_art%C3%A9rielle

$PAM = DC \times RPT$ Pression artérielle moyenne = Débit cardiaque x Résistances périphériques totales (ΔP). La pression artérielle est générée par la pompe cardiaque et elle dépend donc de la masse sanguine et la contraction cardiaque

- **Pression artérielle systolique (PAS)**

Le cœur c'est une pompe. Il est donc évident que plus le sang est éjecté vite et avec un volume important, plus la pression artérielle systolique sera élevée. La PAS est donc un reflet du VES et de l'inotropisme. Cet inotropisme peut être approché par

le dP/dT . C'est la pente de l'accélération de l'onde de pouls. Plus elle est raide, plus le sang est éjecté avec vitesse et donc plus l'inotropisme est important.

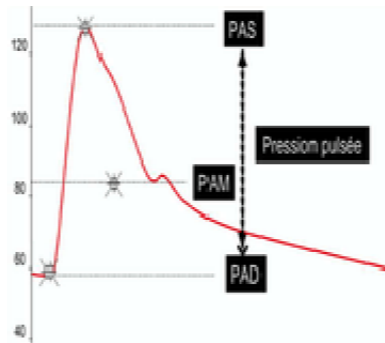


Figure I-24 : courbe de pression artérielle sanglante

https://fr.wikiversity.org/wiki/Pression_art%C3%A9rielle,_une_grandeur_r%C3%A9gul%C3%A9e/La_stabilit%C3%A9_de_la_pression_art%C3%A9rielle

L'autre déterminant de la PAS est la compliance artérielle. Intuitivement, plus les artères sont rigides (et donc peu compliantes), plus la pression générée par le sang contre ces artères va être importante et donc plus la PAS va être élevée. Imaginez si vous tapez dans un mur ou dans un matelas, la pression générée et les dégâts ne seront pas les mêmes. C'est pour ça que les patients qui ont une compliance artérielle diminuée à cause de l'âge, du diabète, de l'HTA, ils ont une PAS élevée.

- **Pression artérielle diastolique (PAD)**

Cette PAD est importante, car elle est un des déterminants de la pression de perfusion des coronaires : $PPCo = PAD - PTDVG$.

Cette PAD dépend tout d'abord de la fréquence cardiaque. Plus on raccourcit le temps de diastole, moins il y aura de temps pour que la pression artérielle baisse en fin de systole et donc plus la PAD sera élevée. Inversement, plus la fréquence cardiaque est lente, plus le temps de diastole est long et donc plus la pression artérielle aura le temps de baisser = PAD basse. Si vous observez les patients bradycardies (soit parce qu'ils sont sportifs ou parce qu'ils ont un trouble de conduction) vous allez voir que la PAD est basse. On voit ça souvent en postopératoire de chirurgie cardiaque : patient opéré d'un remplacement de la valve aortique qui fait son BAV III postop. Il est bradycardie à 30-35/min mais le tolère ultra-bien sur le plan clinique. Il n'a aucun signe fonctionnel de mauvaise tolérance. Cependant si on regarde sa PAD, elle est très souvent basse, inférieure à 40 mm Hg, ce qui compromet sa perfusion coronaire. On est donc obligé d'accélérer sa fréquence cardiaque avec des électrodes ventriculaires

externes ou avec de l'isoprénaline, pour améliorer sa pression de perfusion coronaire (car patient qui avait un RAC, donc une HVG, donc à risque de souffrance myocardique etc...)

- **Pression pulsée (PP) ou différentielle**

La PP ou Pression Différentielle est la différence entre la PAS et la PAD. Ses déterminants sont la compliance artérielle et le volume d'éjection systolique (VES). En situation aigüe, la compliance artérielle n'est pas modifiée. La PP est donc un reflet du VES.

C'est pour ça qu'une pression dite « pincée » peut être un reflet d'une hypovolémie ou d'une défaillance de la pompe cardiaque. Souvent la PAM peut être normale, mais la PP est « pincée ».

Vous l'observez tous les jours lorsque vous faite un test d'expansion volémique chez un patient monitoré par cathéter artériel. S'il est hypovolémique, la PP va augmenter au fur et à mesure de l'expansion volémique.

C'est d'ailleurs à partir de cette pression pulsée qu'a été développé le VPP (Variation de la pression pulsée) faisant intervenir l'interaction cœur-poumon.

I .4.2 régulations de la PA

La régulation de la pression artérielle est sous la dépendance :

- De la quantité de sang présente dans les vaisseaux ou volémie qui peut, en augmentant, élever le débit cardiaque et le volume de sang contenu dans les veines et donc augmenter la pression artérielle.
- De la capacité des artères et des artérioles à se contracter et à se dilater (vasoconstriction et vasodilatation) en fonction des circonstances. Cette réactivité vasculaire est en rapport avec des modifications de la teneur en calcium et en sodium.
- Du système rénine-angiotensine-aldostérone. Soit un ensemble de sécrétions hormonales participant à la régulation de la pression artérielle par deux voies. D'une

côté la rénine, substance efficace sur la contraction des artères. Et de l'autre l'aldostérone, une hormone agissant au niveau des échanges en potassium et en sodium qui se déroulent au niveau du rein.

- Du système nerveux autonome qui agit par l'intermédiaire de récepteurs sensibles à la pression (barorécepteurs) ou à la modification de la concentration en oxygène dans le sang.

I.5 Les procédures diagnostiques de mesure de la PA

La pression artérielle est le plus souvent mesurée à l'aide d'un sphygmomanomètre, qui utilisait historiquement la hauteur d'une colonne de mercure pour refléter la pression circulante. Les valeurs de pression artérielle sont généralement exprimées en millimètres de mercure (mm Hg), bien que les appareils anéroïdes et électroniques ne contiennent pas de mercure.

Pour chaque battement cardiaque, la pression artérielle varie entre les pressions systolique et diastolique. La pression systolique est la pression maximale dans les artères, qui se produit vers la fin du cycle cardiaque lorsque les ventricules se contractent. La pression diastolique est la pression minimale dans les artères, qui se produit vers le début du cycle cardiaque lorsque les ventricules sont remplis de sang. Un exemple de valeurs mesurées normales pour un être humain adulte au repos et en bonne santé est 120 mm Hg systolique et 80 mm Hg diastolique (écrit comme 120/80 mm Hg, et parlé comme "un vingt sur quatre-vingt").

I.5.1 MESURES NON-INVASIVES

Les mesures auscultatoires et oscillométriques non invasives sont plus simples et plus rapides que les mesures invasives, nécessitent moins d'expertise, n'ont pratiquement pas de complications, sont moins désagréables et moins douloureuses pour le patient. Cependant, les méthodes non invasives peuvent donner une précision légèrement inférieure et de petites différences systématiques dans les résultats numériques. Les méthodes de mesure non invasives sont plus couramment utilisées pour les examens et la surveillance de routine. De nouvelles technologies non invasives et continues basées sur la technique de déchargement vasculaire CNAP, rendent la mesure non invasive de la pression artérielle et d'autres paramètres hémodynamiques avancés plus applicables en anesthésie générale et en chirurgie où des périodes d'hypotension pourraient être manquées par des mesures intermittentes.

- **Palpation**

Une valeur systolique minimale peut être approximativement estimée par palpation, le plus souvent utilisée dans les situations d'urgence, mais doit être utilisée avec prudence. [5] Il a été estimé que, en utilisant 50% des percentiles, des impulsions carotidiennes, fémorales et radiales sont présentes chez les patients ayant une pression artérielle systolique > 70 mm Hg, des pulsations carotidiennes et fémorales seules chez les patients ayant une pression artérielle systolique > 50 mm Hg, et uniquement une carotide puls chez les patients dont la pression artérielle systolique est > 40 mm Hg.

Une valeur plus précise de la pression artérielle systolique peut être obtenue avec un sphygmomanomètre et en palpant le pouls radial. Des méthodes utilisant des modèles constitutifs ont été proposées pour mesurer la pression artérielle à partir du pouls de l'artère radiale. La pression artérielle diastolique ne peut être estimée par cette méthode. L'American Heart Association recommande que la palpation soit utilisée pour obtenir une estimation avant d'utiliser la méthode auscultatoire.

- **Auscultatoire**

La méthode auscultatoire (du mot latin pour « écouter ») utilise un stéthoscope et un sphygmomanomètre. Il s'agit d'un brassard gonflable (Riva-Roccio) placé autour de la partie supérieure du bras à peu près à la même hauteur verticale que le cœur, attaché à un manomètre à mercure ou anéroïde. Le manomètre à mercure, considéré comme l'étalon-or, mesure la hauteur d'une colonne de mercure, donnant un résultat absolu sans besoin d'étalonnage et, par conséquent, non sujet aux erreurs et dérives d'étalonnage qui affectent les autres méthodes. L'utilisation de manomètres à mercure est souvent requise dans les essais cliniques et pour la mesure clinique de l'hypertension chez les patients à haut risque, comme les femmes enceintes.

Un brassard de la taille appropriée est ajusté en douceur et aussi bien, puis gonflé manuellement en pressant à plusieurs reprises une poire en caoutchouc jusqu'à ce que l'artère soit complètement occluse. Il est important que la taille du brassard soit correcte : les poignets trop petits enregistrent une pression trop élevée ; des poignets surdimensionnés peuvent produire une pression trop basse. Habituellement, trois ou quatre tailles de brassard doivent être disponibles pour permettre des mesures dans des bras de tailles différentes. En écoutant avec le stéthoscope l'artère brachiale au niveau de la zone antecubital du coude, l'examineur relâche lentement la pression dans le brassard. Lorsque le sang commence juste à couler dans l'artère, le flux turbulent crée un «

sifflement » ou un martèlement (premier son de Korotkoff). La pression à laquelle ce son est entendu pour la première fois est la pression artérielle systolique. La pression du brassard est ensuite relâchée jusqu'à ce qu'aucun son ne puisse être entendu (cinquième son de Korotkoff), à la pression artérielle diastolique.

La méthode auscultatoire est la principale méthode de mesure clinique.

- **Oscillométrique**

La méthode oscillométrique a été démontrée pour la première fois en 1876 et implique l'observation des oscillations de la pression du brassard du sphygmomanomètre qui sont causées par les oscillations du flux sanguin, c'est-à-dire le pouls. La version électronique de cette méthode est parfois utilisée dans les mesures à long terme et la pratique générale. Le premier brassard de tensiomètre oscillométrique entièrement automatisé appelé Dina map 825, acronyme de "Device for Indirect Non-invasive Mean Arterial Pressure", a été mis à disposition en 1976. Il a été remplacé en 1978 par le Dina map 845 qui pouvait également mesurer la pression artérielle systolique et diastolique, ainsi que la fréquence cardiaque.

La méthode oscillométrique utilise un brassard de sphygmomanomètre, comme la méthode auscultatoire, mais avec un capteur de pression électronique (transducteur) pour observer les oscillations de pression du brassard, une électronique pour les interpréter automatiquement et un gonflage et un dégonflage automatiques du brassard. Le capteur de pression doit être étalonné périodiquement pour maintenir la précision. La mesure oscillométrique nécessite moins de compétences que la technique auscultatoire et peut convenir à un personnel non formé et à une surveillance automatisée du patient à domicile. Quant à la technique auscultatoire, il est important que la taille du brassard soit adaptée au bras. Certains dispositifs à brassard unique peuvent être utilisés pour des bras de tailles différentes, bien que l'expérience avec ceux-ci soit limitée.

I .5.2 Mesures invasives

La pression artérielle est mesurée de manière plus précise de manière invasive par une ligne artérielle. La mesure invasive de la pression artérielle avec des canules intravasculaires implique une mesure directe de la pression artérielle en plaçant une aiguille de canule dans une artère (généralement radiale, fémorale, dorsale ou brachiale). La canule est insérée soit par palpation, soit par guidage échographique.

La canule doit être connectée à un système stérile rempli de fluide, qui est connecté à un transducteur de pression électronique. L'avantage de ce système est que la pression est constamment surveillée battement par battement et qu'une forme d'onde (un graphique de la pression en fonction du temps) peut être affichée. Cette technique invasive est régulièrement employée en médecine de soins intensifs humaine et vétérinaire, en anesthésiologie et à des fins de recherche.

La canulassions pour la surveillance invasive de la pression vasculaire est rarement associée à des complications telles que la thrombose, l'infection et le saignement. Les patients sous surveillance artérielle invasive nécessitent une surveillance très étroite, car il existe un risque d'hémorragie grave si la ligne est déconnectée. Elle est généralement réservée aux patients pour lesquels des variations rapides de la pression artérielle sont attendues.

I-6 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons rappelé quelques notions de physiologie cardio-vasculaire. Nous avons présenté brièvement l'anatomie de la pompe cardiaque ainsi que le fonctionnement de l'appareil circulatoire, notre intérêt c'est porter sur la notion de pression artérielle qui joue un rôle fondamental dans la circulation sanguine. Nous avons parlé de la pression artérielle et ces différents types et nous avons terminé le chapitre par une brève description des techniques de mesure de la pression artérielle avec leurs acquisition invasive et non invasive. Dans le chapitre qui suit nous allons parler des outils nécessaires que nous utiliserons pour atteindre notre objectif à savoir l'intelligence artificielle.

Chapitre II Intelligence artificielle (Machine Learning & réseau de neurone)

II .1 Introduction

Depuis plus d'une décennie, l'intelligence artificielle (IA) vit une accélération dans son développement et son adoption dans plusieurs domaines. En médecine, elle intervient dans la recherche fondamentale et clinique, la pratique hospitalière, les examens médicaux, les soins ou encore la logistique. Ce qui contribue à l'affinement des diagnostics et des pronostics,

Nous allons dans ce chapitre introduire une brève présentation l'intelligence artificielle, le Machine Learning et les méthodes de classification, en particulier les réseaux de neurones, l'arbre de décision et une description simple d'une technique qui est d'actualité à savoir le Deep Learning.

II .2 L'INTELLIGENCE ARTIFICIELLE :

L'intelligence artificielle (IA, ou AI en anglais pour *Artificial Intelligence*) consiste à mettre en œuvre un certain nombre de techniques visant à permettre aux machines d'imiter une forme d'intelligence réelle. L'IA se retrouve implémentée dans un nombre grandissant de domaines d'application.

La notion voit le jour dans les années 1950 grâce au mathématicien Alan Turing. Dans son livre *Computing Machinery and Intelligence*, ce dernier soulève la question d'apporter aux machines une forme d'intelligence. Il décrit alors un test aujourd'hui connu sous le nom « Test de Turing » dans lequel un sujet interagit à l'aveugle avec un autre humain, puis avec une machine programmée pour formuler des réponses

sensées. Si le sujet n'est pas capable de faire la différence, alors la machine a réussi le test et, selon l'auteur, peut véritablement être considérée comme « intelligente ».

De Google à Microsoft en passant par Apple, IBM ou Face book, toutes les grandes entreprises dans le monde de l'informatique planchent aujourd'hui sur les problématiques de l'intelligence artificielle en tentant de l'appliquer à quelques domaines précis. Chacun a ainsi mis en place des réseaux de neurones artificiels constitués de serveurs et permettant de traiter de lourds calculs au sein de gigantesques bases de données

II .2.1 LES DOMAINES D'APPLICATION DE L'INTELLIGENCE ARTIFICIELLE :

Les domaines d'application de l'intelligence artificielle sont nombreux. Elle est présente dans les appareils photo des Smartphones. En mode nocturne, elle permet d'adapter la colorimétrie à l'environnement, et de redonner à une façade éclairée son éclat originel pour le reproduire fidèlement sur votre cliché.

En photographie, l'IA intervient aussi pour détecter des scènes précises, pour stabiliser l'appareil ou pour optimiser la précision du zoom. La reconnaissance faciale est une autre technologie rendue possible grâce à l'intelligence artificielle. Elle sert à reconnaître l'utilisateur d'un téléphone portable, mais aussi à plus grande échelle à identifier des personnes, par exemple dans les aéroports.

L'IA est aussi introduite dans le domaine militaire (par exemple pour la prise de décisions des drones), dans le secteur des finances (évaluation des risques d'une opération comme l'octroi ment d'un crédit immobilier), en médecine (diagnostic d'affections oculaires), en robotique, dans les jeux vidéo (animation des personnages non-joueurs), dans les transports (gestion du trafic dans les transports en commun) et les industries (mise en place de systèmes de maintenance pour faire face aux problèmes de production).

II .2.2 LE FONCTIONNEMENT DE L'INTELLIGENCE ARTIFICIELLE :

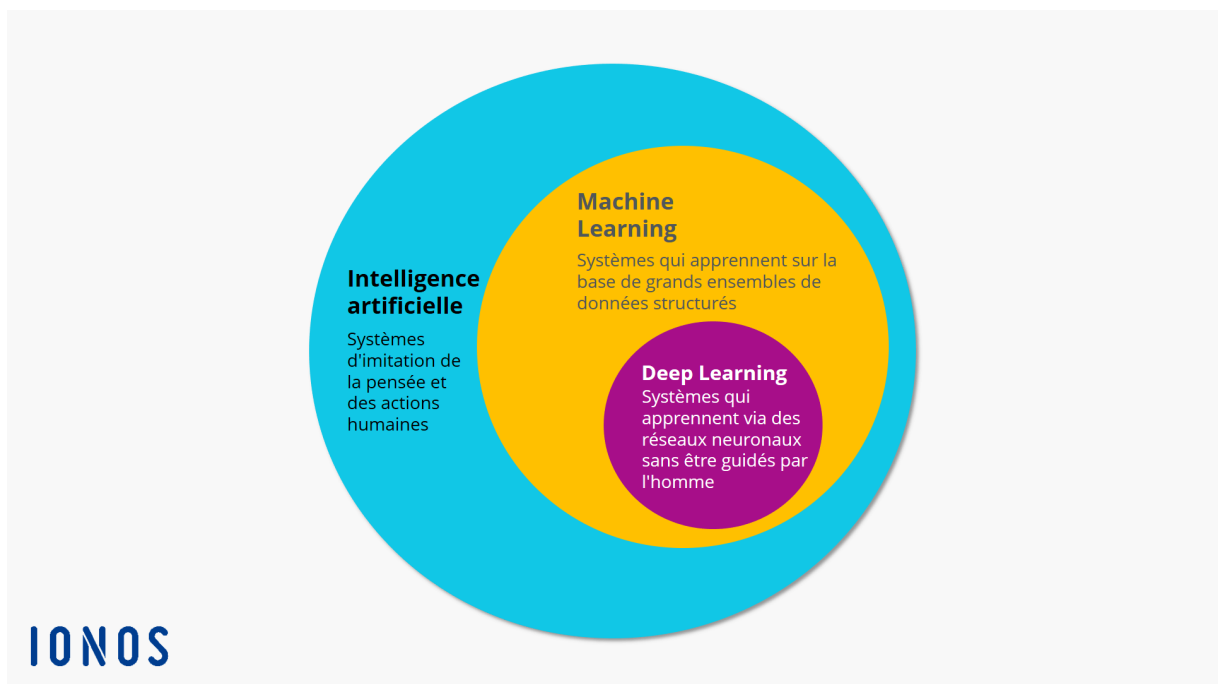
Les machines dotées d'une intelligence artificielle mémorisent des comportements. Ce travail de mémorisation leur permet par la suite de résoudre des problèmes, et d'agir correctement face à telle ou telle situation. Cet apprentissage se réalise à l'aide de

bases de données et d'algorithmes. Ce travail complexe aide la machine à mesurer l'importance d'un problème, à passer au crible les solutions possibles et les situations passées similaires afin de bien agir.

C'est en réalité un système de statistiques sophistiqué et très performant qui conduisent la machine à prendre une décision ou à avoir le comportement attendu. Pour mesurer son degré d'intelligence, une machine est soumise au test de Turing. Ce test porte le nom de l'inventeur de l'IA, Alan Turing. Ce mathématicien britannique fut l'un des premiers à se demander, en 1950, si une machine était capable de penser. Le test de Turing consiste à converser avec la machine et à lui demander de créer quelque chose avec des critères précis qu'elle se doit de respecter.

Figure II -1 : L'intelligence artificielle se décline en deux parties

<https://www.ionos.fr/digitalguide/web-marketing/search-engine-marketing/deep-learning-vs-machine-learning/>



- Machine Learning
- Deep Learning

II .3.1 LE BIG DATA ET LE MACHINE LEARNING :

Le Big Data est l'essence du Machine Learning, et c'est la technologie qui permet d'exploiter pleinement le potentiel du Big Data. Sans le Big Data, le Machine Learning et l'intelligence artificielle ne seraient rien.

Les outils analytiques traditionnels ne sont pas suffisamment performants pour exploiter pleinement la valeur du Big Data. Le volume de données est trop large pour des analyses complètes, et les corrélations et relations entre ces données sont trop importantes pour que les analystes puissent tester toutes les hypothèses afin de dégager une valeur de ces données.

Les méthodes analytiques basiques sont utilisées par les outils de business intelligence et de reporting. Les traitements analytiques en ligne sont une extension systématisée de ces outils analytiques basiques qui nécessitent l'intervention d'un humain pour spécifier ce qui doit être calculé.

II .3.2 TYPE D'APPRENTISSAGE

On distingue principalement trois types d'apprentissages :

II .3.2.1 Apprentissage supervisé

La majorité des apprentissages automatiques utilisent un apprentissage supervisé (supervised Learning).

L'apprentissage supervisé consiste en des variables d'entrée (x) et une variable de sortie (Y). Vous utilisez un algorithme pour apprendre la fonction de mapping de l'entrée à la sortie.

$$Y = f(X)$$

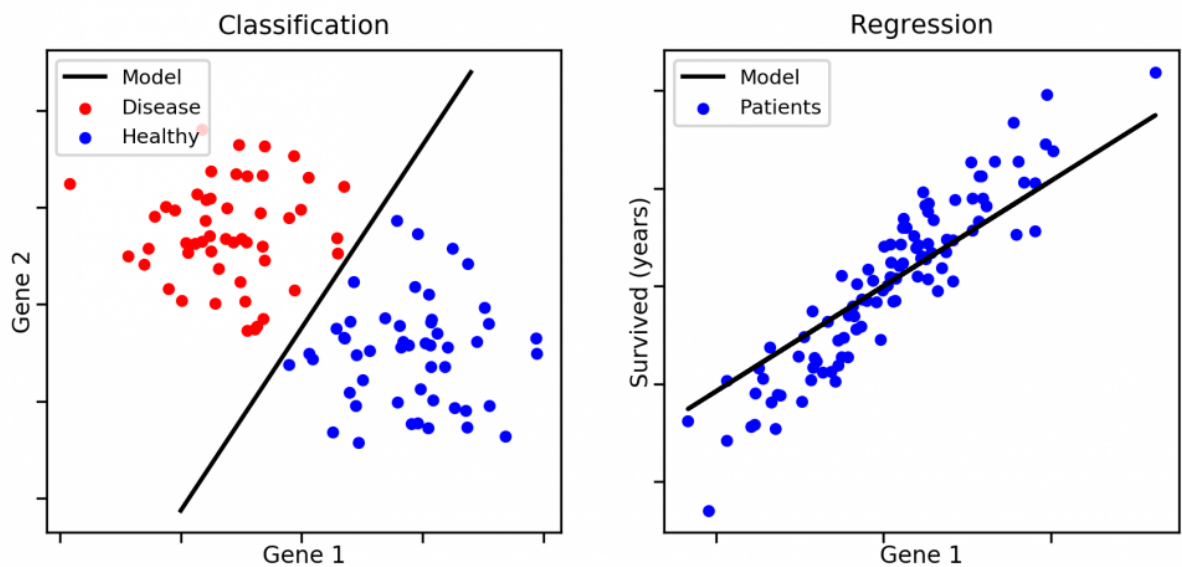
Le but est d'appréhender si bien la fonction de mapping que, lorsque vous avez de nouvelles données d'entrée (x), vous pouvez prédire les variables de sortie (Y) pour ces données.

C'est ce qu'on appelle l'apprentissage supervisé, car le processus d'un algorithme tiré de l'ensemble de données de formation (training set) peut être considéré comme un enseignant supervisant le processus d'apprentissage. Nous connaissons les réponses correctes, l'algorithme effectue des prédictions itératives sur les données

d'apprentissage et est corrigé par l'enseignant. L'apprentissage s'arrête lorsque l'algorithme atteint un niveau de performance acceptable.

Figure II-3 : La Classification et de la Régression

<https://analyticsinsights.io/apprentissage-supervise-vs-non-supervise/>



L'apprentissage supervisé est généralement effectué dans le contexte de la classification et de la régression.

- Classification : Un problème de classification survient lorsque la variable de sortie est une catégorie, telle que « rouge », « bleu » ou « maladie » et « pas de maladie ». *Exemples :*
- En finance et dans le secteur bancaire pour la détection de la fraude par carte de crédit (fraude, pas fraude).
- Détection de courrier électronique indésirable (spam, pas spam).
- Dans le domaine du marketing utilisé pour l'analyse du sentiment de texte (heureux, pas heureux).
- En médecine, pour prédire si un patient a une maladie particulière ou non.

- Régression : Un problème de régression se pose lorsque la variable de sortie est une valeur réelle, telle que « dollars » ou « poids ». *Exemples* :
- Prédire le prix de l'immobilier
- Prédire le cours de bourse

Certains types courants de problèmes fondés sur la classification et la régression incluent la prévision et la prévision de séries temporelles, respectivement.

Voici quelques exemples populaires d'algorithmes d'apprentissage automatique supervisé :

- Arbres de décision
- K Nearest Neighbors
- SVC linéaire (classificateur de vecteur de support)
- Régression logistique
- Naive Bayes
- Les réseaux de neurones
- Régression linéaire
- Régression vectorielle de support (SVR)
- Arbres de régression

- **L'arbre de décision :**

L'apprentissage par arbre de décision désigne une méthode basée sur l'utilisation d'un arbre de décision comme modèle prédictif. On l'utilise notamment en fouille de données et en apprentissage automatique.

Dans ces structures d'arbre, les feuilles représentent les valeurs de la variable-cible et les embranchements correspondent à des combinaisons de variables d'entrée qui mènent à ces valeurs. En analyse de décision, un arbre de décision peut être utilisé pour représenter de manière explicite les décisions réalisées et les processus qui les amènent. En apprentissage et en fouille de données, un arbre de décision décrit les données mais pas les décisions elles-mêmes, l'arbre serait utilisé comme point de départ au processus de décision.

C'est une technique d'apprentissage supervisé : on utilise un ensemble de données pour lesquelles on connaît la valeur de la variable-cible afin de construire l'arbre (données dites étiquetées), puis on extrapole les résultats à l'ensemble des données

de test. Les arbres de décision font partie des algorithmes les plus populaires en apprentissage automatique.

- **Algorithme d'arbre de décision**

On dénombre plusieurs algorithmes pour construire des arbres de décision, parmi lesquels :

- ID3 (*Iterative Dichotomiser 3*)
- C4.5, C5 (successeurs d'ID3)
- CHAID (*Chi-squared Automatic Interaction Detector*)²⁵
- Exhaustive CHAID
- CART (*Classification And Regression Tree*)
- SLIQ
- QUEST
- VFDT
- UFFT
- MARS
- Conditional Inference Trees. Une méthode statistique basée sur l'utilisation de tests non-paramétriques comme critère de séparation.

ID3 et CART ont été inventées de manière indépendante dans les décennies 1970-1980, mais utilisent des approches similaires pour apprendre des arbres de décision depuis l'ensemble d'apprentissage.

Tous ces algorithmes se distinguent par le ou les critères de segmentation utilisés, par les méthodes d'élagages implémentées, par leur manière de gérer les données manquantes dans les prédicteurs.

- **Avantages de la méthode arbre de décision :**

Comparativement à d'autres méthodes de fouille de données, les arbres de décision présentent plusieurs avantages :

La simplicité de compréhension et d'interprétation. C'est un modèle boîte blanche : si l'on observe une certaine situation sur un modèle, celle-ci peut être facilement expliquée à l'aide de la logique booléenne, au contraire de modèles boîte noire comme les réseaux neuronaux, dont l'explication des résultats est difficile à comprendre.

Peu de préparation des données (pas de normalisation, de valeurs vides à supprimer, ou de variable muette).

Le modèle peut gérer à la fois des valeurs numériques et des catégories. D'autres techniques sont souvent spécialisées sur un certain type de variables (les réseaux neuronaux ne sont utilisables que sur des variables numériques).

Il est possible de valider un modèle à l'aide de tests statistiques, et ainsi de rendre compte de la fiabilité du modèle.

Performant sur de grands jeux de données : la méthode est relativement économique en termes de ressources de calcul.

- **Inconvénients de la méthode arbre de décision**

En revanche, elle présente certains inconvénients :

L'apprentissage de l'arbre de décision optimal est NP-complet concernant plusieurs aspects de l'optimalité. En conséquence, les algorithmes d'apprentissage par arbre de décision sont basés sur des heuristiques telles que les algorithmes gloutons cherchant à optimiser le partage à chaque nœud, et de tels algorithmes ne garantissent pas d'obtenir l'optimum global. Certaines méthodes visent à diminuer l'effet de la recherche gloutonne.

L'apprentissage par arbre de décision peut amener des arbres de décision très complexes, qui généralisent mal l'ensemble d'apprentissage (il s'agit du problème de surapprentissage précédemment évoqué¹⁵). On utilise des procédures d'élagage pour contourner ce problème, certaines approches comme l'inférence conditionnelle permettent de s'en affranchir.

Certains concepts sont difficiles à exprimer à l'aide d'arbres de décision (comme XOR ou la parité). Dans ces cas, les arbres de décision deviennent extrêmement larges. Pour résoudre ce problème, plusieurs moyens existent, tels que la proportionnalisation¹⁸, ou

l'utilisation d'algorithmes d'apprentissage utilisant des représentations plus expressives (par exemple la programmation logique inductive).

Lorsque les données incluent des attributs ayant plusieurs niveaux, le gain d'information dans l'arbre est biaisé en faveur de ces attributs. Cependant, le problème de la sélection de prédicteurs biaisés peut être contourné par des méthodes telles que l'inférence conditionnelle.

II .3.2.2 Apprentissage automatique non supervisé :

L'apprentissage non supervisé (Unsupervised Learning) consiste à ne disposer que de données d'entrée (X) et pas de variables de sortie correspondantes.

L'objectif de l'apprentissage non supervisé est de modéliser la structure ou la distribution sous-jacente dans les données afin d'en apprendre davantage sur les données.

On l'appelle apprentissage non supervisé car, contrairement à l'apprentissage supervisé ci-dessus, il n'y a pas de réponse correcte ni d'enseignant. Les algorithmes sont laissés à leurs propres mécanismes pour découvrir et présenter la structure intéressante des données.

L'apprentissage non supervisé comprend deux catégories d'algorithmes : Algorithmes de regroupement et d'association.

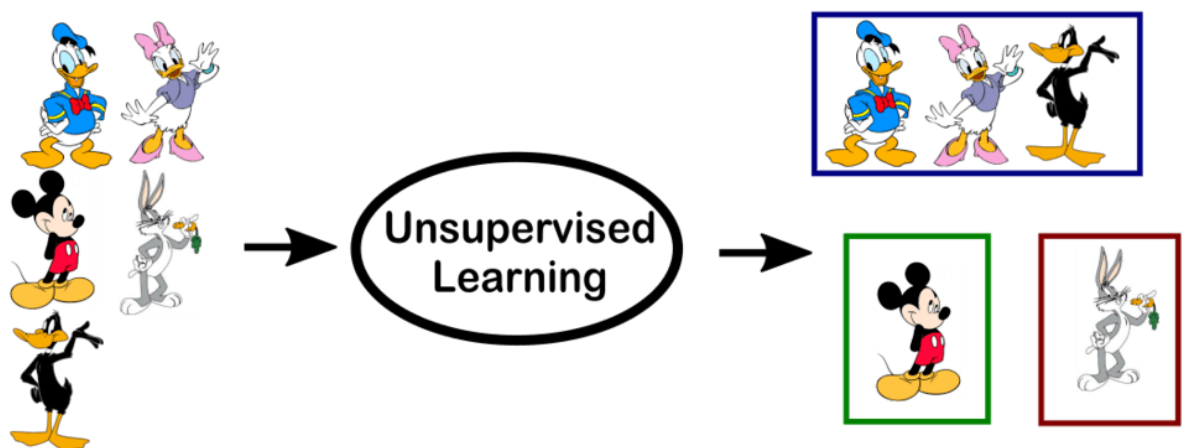


Figure II-4 : Exemple d'apprentissage Automatique non supervisé

<https://analyticsinsights.io/apprentissage-supervise-vs-non-supervise/>

Regroupement ou CLUSTERING :

La mise en cluster consiste à séparer ou à diviser un ensemble de données en un certain nombre de groupes, de sorte que les ensembles de données appartenant aux mêmes groupes se ressemblent davantage que ceux d'autres groupes. En termes simples, l'objectif est de séparer les groupes ayant des traits similaires et de les assigner en grappes.

Voyons cela avec un exemple. Supposons que vous soyez le chef d'un magasin de location et que vous souhaitiez comprendre les préférences de vos clients pour développer votre activité. Vous pouvez regrouper tous vos clients en 10 groupes en fonction de leurs habitudes d'achat et utiliser une stratégie distincte pour les clients de chacun de ces 10 groupes. Et c'est ce que nous appelons le **Clustering**.

II .3.2.3L'apprentissage par renforcement :

Le but du "Reinforcement Learning" est d'apprendre en permanence, à partir d'expériences, ce qu'il convient de faire en différentes situations, de façon à optimiser une récompense quantitative au cours du temps. L'action de l'algorithme sur l'environnement produit une valeur de retour qui guide l'algorithme d'apprentissage (Essaie, Erreur).

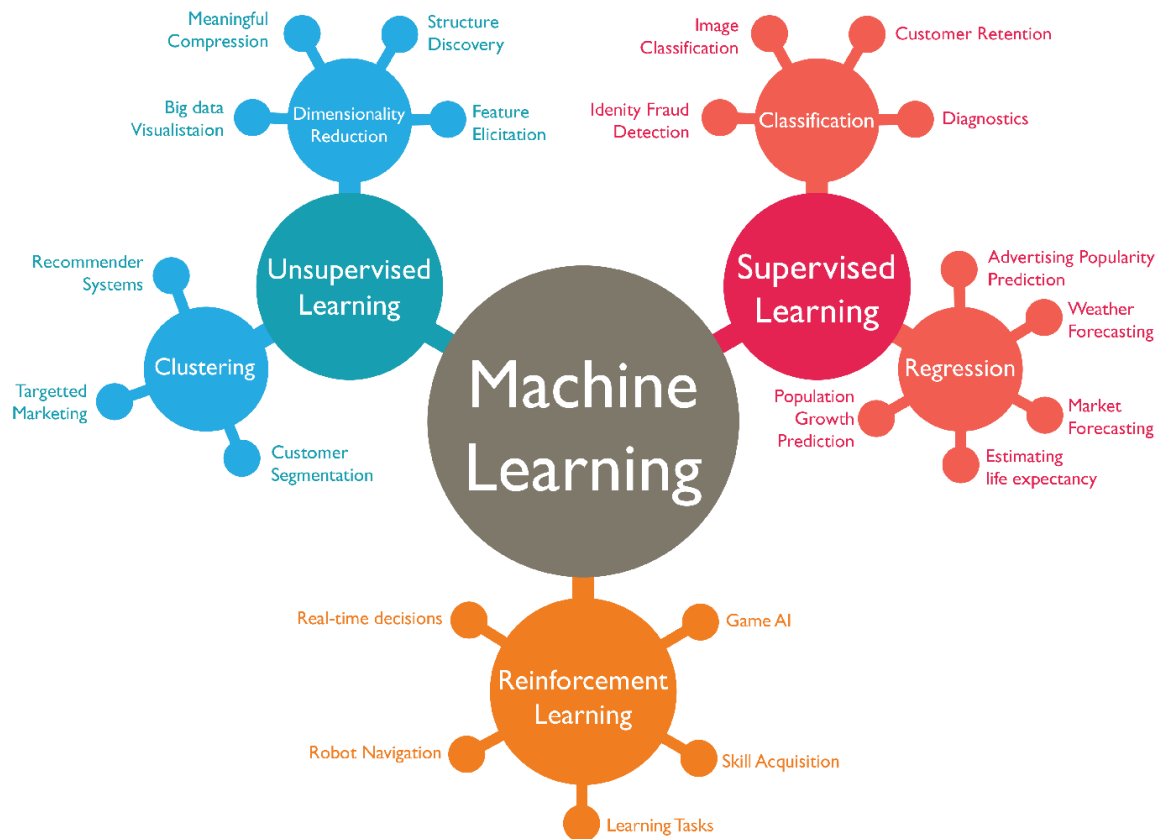


Figure II-5 : type d'apprentissage

<https://deeplylearning.fr/cours-theoriques-deep-learning/les-differents-types-dapprentissage/>

II .4 Le Deep Learning :

L'apprentissage profond (« deep Learning ») est un ensemble de techniques d'apprentissage automatique qui a permis des avancées importantes en intelligence artificielle dans les dernières années. Dans l'apprentissage automatique, un programme analyse un ensemble de données afin de tirer des règles qui permettront de tirer des conclusions sur de nouvelles données. L'apprentissage profond est basé sur ce qui a été appelé, par analogie, des « réseaux de neurones artificiels », composés de milliers d'unités (les « neurones ») qui effectuent chacune de petites opérations simples. Les résultats d'une première couche de « neurones » servent d'entrée aux calculs d'une deuxième couche et ainsi de suite. Par exemple, pour la reconnaissance visuelle, des premières couches d'unités identifient des lignes, des courbes, des angles... des couches supérieures identifient des formes, des combinaisons de formes, des objets, des contextes... Les progrès de l'apprentissage

profond ont été possibles notamment grâce à l'augmentation de la puissance des ordinateurs et au développement de grandes bases de données (« big data »).

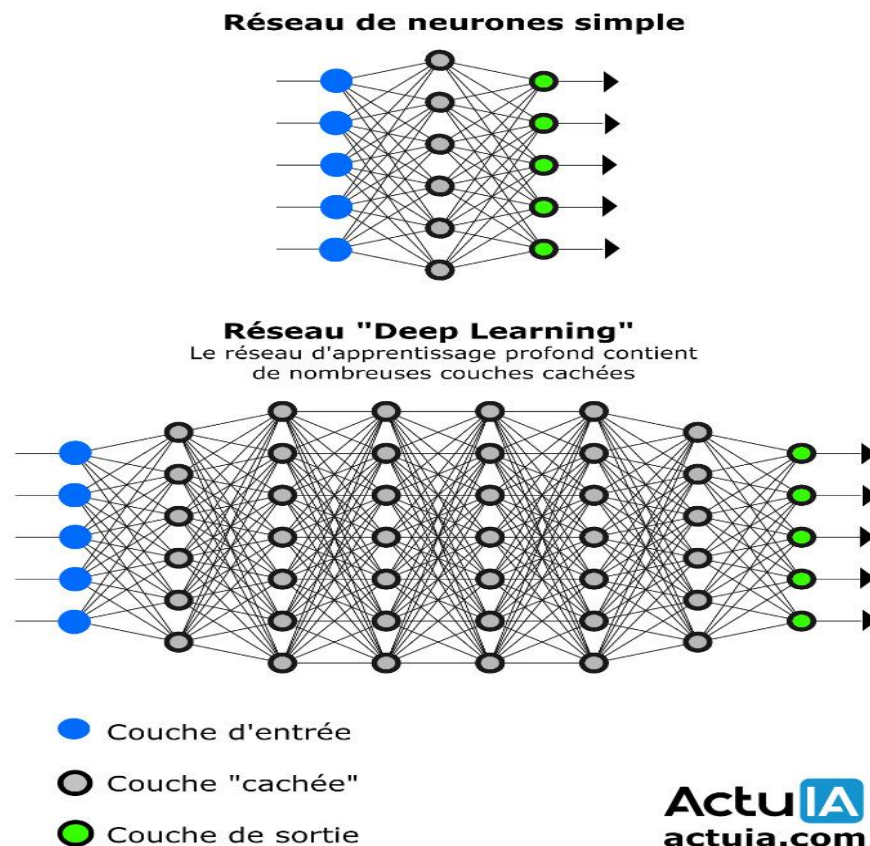


Figure II-6 : l'apprentissage profond

<https://www.google.com/url?sa=i&url=https%3A%2F%2Fwww.actuia.com%2Factualite%2Fquest-deep-learning%2F&psig=AOvVaw2sm74AUkQabusSdrIE5VsQ&ust=1635278460039000&source=images&cd=vfe&ved=0CAwQjhxqFwoTCNiW0J2t5vMCFQAAAAAdAAAAABAK>

II .4.1 LES RESEAUX DE NEURONES :

Les réseaux de neurones ont été développés comme un modèle mathématique générique afin de modéliser les neurones biologiques. Ils comportent un certain nombre d'éléments de traitement d'information appelés neurones.

Chaque neurone a son propre état interne interprété par la fonction d'activation. Il envoie son activation aux autres neurones sous forme de signaux. La connexion entre les neurones est réalisée via des liens orientés et pondérés.

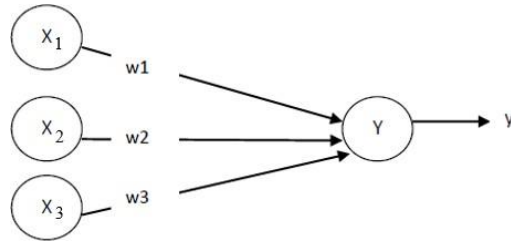


Figure II-7 : Neurone artificiel avec une seule sortie

<http://depot-e.uqtr.ca/4019/1/000102241.pdf>

Le neurone Y reçoit les entrées de X_1, X_2 et X_3 qui ont comme valeurs de sortie x_1, x_2 et x_3 . Les poids des liens de connexion de X_1, X_2 et X_3 sont w_1, w_2 et w_3 . La valeur d'entrée de neurone Y est : $y = w_1x_1 + w_2x_2 + w_3x_3$. Le signal de sortie y est déterminée par la fonction d'activation $f(y)$.

Les réseaux de neurones sont caractérisés par l'architecture (l'organisation des neurones), l'apprentissage (méthode de détermination des poids de connexions), et par leur fonction d'activation.

II .4.1.1 Architecture :

Les réseaux de neurones sont souvent classifiés en deux architectures : les réseaux de neurone avec un seul niveau et multi-niveaux. Le nombre de niveaux est calculé sans prendre en considération les unités.

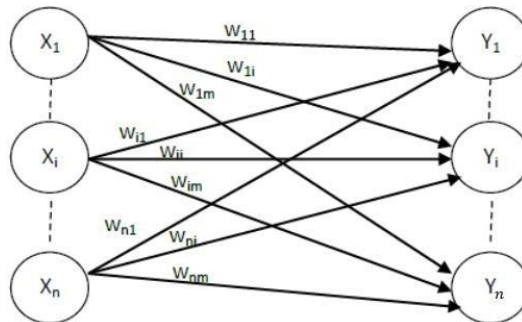


Figure II-8 : Le réseau de neurones à un seul niveau

<http://depot-e.uqtr.ca/4019/1/000102241.pdf>

Les neurones de la couche d'entrée doivent uniquement passer et distribuer les entrées et ne pas effectuer de calcul. Ainsi, la seule vraie couche de neurones est celle de droite. Chacune des entrées $X_1, X_2 \dots X_n$ est connectée à chaque neurone de

la couche de sortie à travers le poids de lien. Comme chaque valeur des sorties $Y_1, Y_2 \dots Y_n$ est calculée à partir du même ensemble de valeurs d'entrée, chaque sortie est modifiée en fonction des poids de liens.

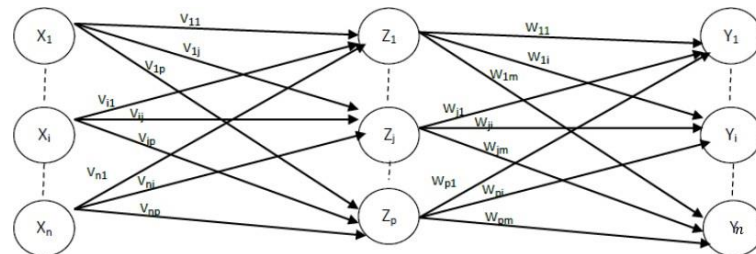


Figure II-9 : Le réseau de neurones multi-niveaux

<http://depot-e.uqtr.ca/4019/1/000102241.pdf>

La figure II-9 montre le réseau de neurones multi-niveaux ce dernier se distingue du réseau d'un seul niveau en ayant une ou plusieurs couches masquées. Dans cette structure, les nœuds d'entrée transmettent les informations aux unités dans la première couche masquée, puis les sorties de la première couche masquée sont passées à la couche suivante, et ainsi de suite.

Le réseau multi-niveau peut également être considéré comme une cascade de groupes de réseaux d'un seul niveau. Le niveau de complexité se traduit par le nombre de réseaux monocouche qui sont combinés dans ce type de réseau. Le concepteur d'un réseau de neurones devrait considérer combien de couches cachées sont requises, selon la complexité du calcul souhaité.

II .4.1.2 Fonction d'activation :

La fonction basique d'un neurone artificiel est d'effectuer une somme de toutes les données d'entrées afin de produire une fonction de sortie. Cette fonction est la fonction d'identité.

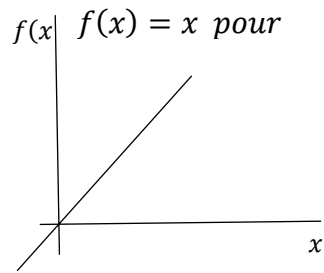


Figure II-10 : Fonction d'activation

<http://depot-e.uqtr.ca/4019/1/000102241.pdf>

Une autre fonction d'activation est la fonction d'un seuil. La valeur de sortie est 1 lorsque la somme pondérée des valeurs d'entrée est supérieure ou égale à θ , sinon la valeur est 0.

$$f(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } x \geq \theta \\ 0 & \text{si } x < \theta \end{cases}$$

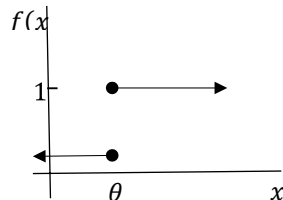


Figure II-11 : Fonction d'un seuil θ

<http://depot-e.uqtr.ca/4019/1/000102241.pdf>

La fonction sigmoïde de 0 à 1 est souvent utilisée comme fonction d'activation pour les réseaux de neurones dans lesquels les valeurs de sortie désirées sont soit binaires soit dans un intervalle compris entre 0 et 1

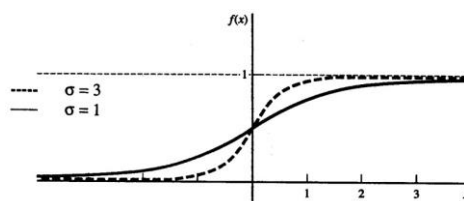


Figure II-12 : Fonction sigmoïde

<http://depot-e.uqtr.ca/4019/1/000102241.pdf>

$$f(x) = \frac{1}{1 + \exp(-\sigma x)}$$

II .4.1.3 Topologie des réseaux de neurones :

Nous distinguons deux types de topologies de réseaux de neurones :

II .4.1.3. a Propagation vers l'avant de l'information (Feed-forward) :

Le flux de données entre les unités d'entrée et de sortie est strictement alimenté vers l'avant. Le traitement des données peut s'étendre sur plusieurs unités, mais il n'existe pas de connexions bouclées.

II .4.1.3. b Récurrent (Feed-back connections):

Contrairement à la propagation vers l'avant de l'information (Feed-forward), les propriétés dynamiques de réseaux de neurones sont importantes. Dans certains cas, les valeurs d'activation des unités subissent un processus de relaxation tel que le réseau évolue vers un état stable dans lequel ces activations ne changent plus. Dans d'autres applications, le changement des valeurs d'activation des neurones de sortie est significatif, de sorte que le comportement dynamique constitue la sortie du réseau.

II .4.1.4 Les réseaux de Perceptron :

La forme la plus simple d'un réseau de neurone est le perceptron. Ce réseau est considéré parmi les premiers réseaux de neurones. Il a été inventé en 1957 par Rosenblatt. Le perceptron se compose d'un neurone artificiel à poids ajustable et d'un seuil. Il n'a qu'une seule sortie à laquelle toutes les entrées sont connectées. Les entrées et la sortie sont booléennes.

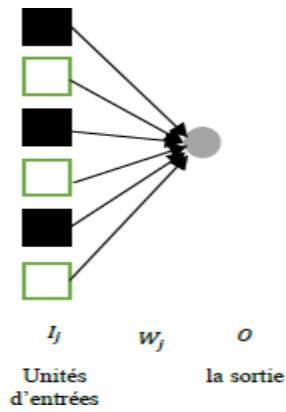


Figure II-13 : réseaux de perceptron

<http://depot-e.uqtr.ca/4019/1/000102241.pdf>

Dans ce type de réseaux, seulement les poids entre les unités d'entrées et la sortie peuvent être modifiés, tandis que la sortie de neurone ne peut prendre que deux états : -1 et 1 ou 0 et 1.

II .4.1.5 Les réseaux Hopfield :

Développé par Hopfield en 1982, ce type de réseau a une topologie récurrente à temps discret dont un seul neurone est mis à jour à chaque unité de temps. Ce réseau est constitué de N neurones qui prennent deux états -1 et 1 ou 0 et 1, tous interconnectés. L'entrée totale d'un neurone i est donc : $I_i = \sum_j w_{ij}V_j$.

Où :

w_{ij} , est le poids de la connexion du neurone i à.

V_j , est l'état du neurone j .

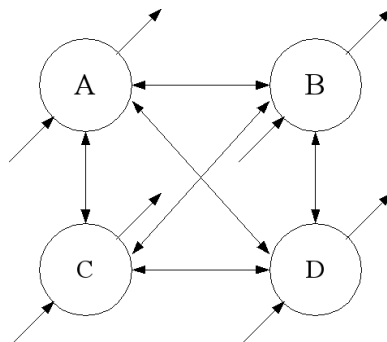


Figure II-14 : réseaux Hopfield

<http://depot-e.uqtr.ca/4019/1/000102241.pdf>

Le réseau utilise la règle Hebb (Hebb, 1949) comme loi d'apprentissage. Cette loi se base sur le principe suivant : une synapse améliore son activité si et seulement si l'activité de ces deux neurones est corrélée.

II .4.1.6 Les réseaux du perceptron multicouche (multi layer perceptron MLP) :

Les perceptrons multicouches (MLPs) également appelés les réseaux profonds effectuent la propagation vers l'avant de l'information. Chaque couche est constituée d'un nombre variable de neurones, les neurones de la couche de sortie correspondant toujours aux sorties du système.

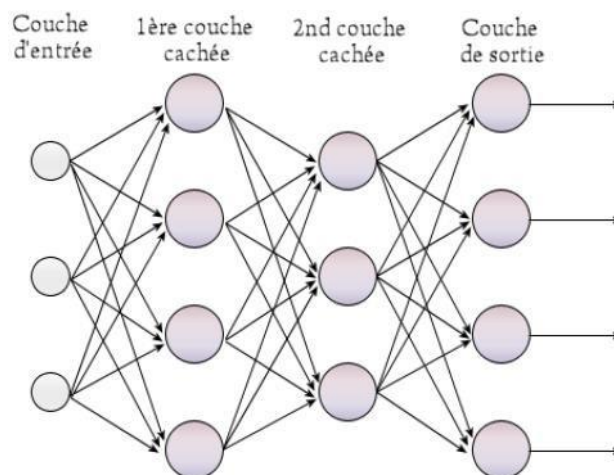


Figure II-15 : réseaux du perceptron multicouche

<http://depot-e.uqtr.ca/4019/1/000102241.pdf>

Les MPLs utilisent un algorithme de rétropropagation du gradient, l'objectif étant de minimiser l'erreur quadratique. La modification des poids est propagée de la couche de sortie jusqu'à la couche d'entrée.

II .4.1.7 Avantages des réseaux de neurones :

Les réseaux de neurones représentent des avantages, tels que :

1. Les réseaux de neurones sont souples et génériques. Ils peuvent résoudre différents types de problèmes dont le résultat peut être : une classification, analyse de données, etc.
2. Ils traitent des problèmes non structurés sur lesquels aucune information n'est disponible à l'avance.
3. Les réseaux neuronaux se comportent bien parce que même dans des domaines très complexes, ils fonctionnent mieux que les arbres de statistique ou de décision.
4. Les réseaux de neurones fonctionnent sur des données incomplètes ou bruitées. Cette lacune d'information peut être complétée par l'ajout d'autres neurones à la couche cachée.

II .4.1.8 Inconvénients des réseaux de neurones :

Les réseaux de neurones ont aussi des inconvénients, tels que :

1. La lenteur d'apprentissage.
2. La difficulté de choisir des valeurs initiales des poids de connexion ainsi que l'adaptation du pas d'apprentissage.
3. L'apprentissage au détriment de la généralisation.

En cas d'erreur dans les résultats de sorties, l'utilisateur n'a aucune information sur le fonctionnement interne.

II .4.2 DOMAINES D'APPLICATION D'UN RESEAU DE NEURONE :

Ces techniques se développent dans le domaine de l'informatique appliquée aux NTIC (reconnaissance visuelle — par exemple d'un panneau de signalisation par un robot ou une voiture autonome — et vocale notamment) à la robotique, à la bio-informatique, la reconnaissance ou comparaison de formes, la sécurité, la santé, etc...., la pédagogie assistée par l'informatique, et plus généralement à l'intelligence artificielle. Le réseau de neurone peut par exemple permettre à un ordinateur de mieux reconnaître des objets hautement déformables et/ou analyser par exemple les émotions révélées par un visage photographié ou filmé, ou analyser les mouvements et position des doigts d'une main, ce qui peut être utile pour traduire le langage des signes, améliorer le positionnement automatique d'une caméra, etc.... Elles sont utilisées pour certaines formes d'aide au

diagnostic médical (ex. : reconnaissance automatique d'un cancer en imagerie médicale), ou de prospective ou de prédiction (ex. : prédiction des propriétés d'un sol filmé par un robot).

II .4.3 DIFFERENCE ENTRE MACHINE LEARNING ET DEEP LEARNING :

Le Deep Learning est un domaine de l'intelligence artificielle. Le machine Learning est un domaine qui étudie comment les algorithmes peuvent apprendre en étudiant des exemples. Le Deep Learning ou apprentissage profond c'est une manière particulière de faire du Machine Learning.

Le Machine Learning nécessite parfois une étape de construction des caractéristiques de ce qu'on veut étudier et à donner un réseau de neurones avec trois couches en général (entrée, couche de neurone et sortie).

Le Deep Learning consiste à créer un réseau de neurone avec plein de couches de neurones. Il s'agit d'un réseau profond d'où l'appellation de Deep Learning et d'Apprentissage profond.

II .5 CONCLUSIONS :

Intelligence artificielle est appliquée dans plusieurs domaine on la trouve dans la robotique, dans les prises de décisions dans l'agriculture etc.... Pour notre cas nous l'avons utilisé pour la médecine, en particulier dans les systèmes d'aide pour les prises de décision. Nous avons décrit dans ce chapitre les outils de bases, nécessaires pour répondre à notre problématique, en insistant en particulier sur les classifieurs qui reste les blocs le plus important dans la chaine de reconnaissance à optimiser pour avoir un bon système d'aide au diagnostic. Nous allons voir dans le chapitre qui suit la partie essentielle pour l'utilisation les classifieurs, à savoir les attributs représentant nos signaux acquis

Chapitre III : extraction et traitement de données

III -1 INTRODUCTION

Après avoir présenté les réseaux de neurones et l'arbre de décision, nous exposerons dans ce chapitre, d'abord, les matériaux utilisés et l'ensemble des algorithmes que nous avons utilisés pour extraire les caractéristiques des signaux de la pression artérielle, ensuite nous parlerons de l'organisation de la donnée qui aidera la reconnaissance dans la procédure de test. Enfin nous décrirons la procédure utilisée pour l'apprentissage.

III -2 LES MATERIAUX UTILISES :

Dans cette partie, il y a deux types de matériaux utilisés. Il y a le matériel (hardware) et le logiciel (software).

- **Matériel (Hardware) :**

Pour le matériel, nous avons utilisé un ordinateur portable DELL CPU : Intel Core i3-115G4 avec une vitesse d'horloge de 3.00ghz up to 4.1ghz et alimenté avec 4Go de mémoire aléatoire (RAM)

- **Le logiciel (Software) :**

Pour la partie logicielle que nous avons programmée sous le MATLAB R2020a.

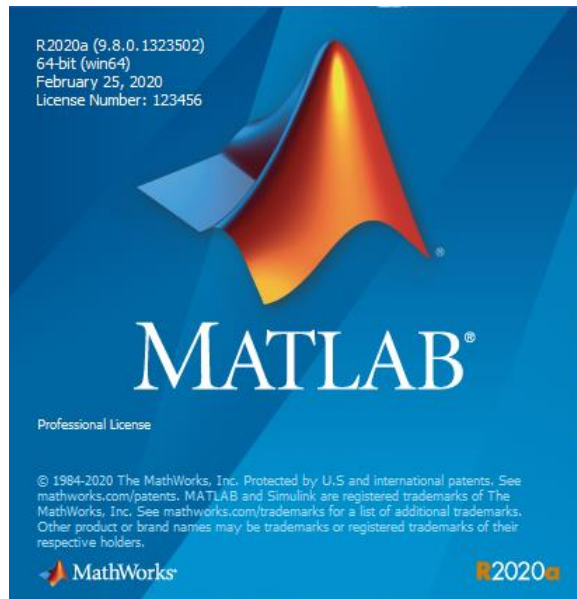


Figure III-1 : la version du MATLAB

C'est un langage de programmation utilisé à des fins de calcul numérique, développé par la société The Math Works. MATLAB permet d'effectuer des opérations sur des matrices, d'afficher des courbes et des données, de mettre en œuvre des algorithmes. C'est le logiciel le plus utilisé dans le monde de l'ingénierie et la science. Il touche plusieurs domaines tels que les systèmes automobiles, les dispositifs de surveillance de la santé, les réseaux électriques intelligents, l'apprentissage automatique, la robotique, le traitement du signal, le traitement d'images, les systèmes de communications, les finances, et bien plus encore. MATLAB peut s'utiliser tout seul ou avec des boîtes à outils (généralement connues sous le nom de 'toolbox') et à chaque domaine est associé une ou plusieurs boîtes à outils spécifiques, par exemple dans le domaine des Mathématiques, Statistiques, et d'Optimisation on trouve la : Partial Differential Equation Toolbox (boîte à outils pour la résolution des équations différentiels), ou la : Curve Fitting Toolbox (boîte à outils pour l'ajustement des courbe), ou encore la : Neural Network Toolbox (boîte à outils pour l'utilisation des réseaux de neurones) qu'on aura l'opportunité d'expliquer ultérieurement.

III -3 LES ETAPES D'IMPLEMENTATION :

Notre travail consiste en trois étapes principales :

- Collecte de données
- Extraction de caractéristiques
- Création des attributs

III -3-1 COLLECTE DE DONNÉES:

Les ensembles de données utilisés sont stockés dans une base de données de plus de 3 325 sujets virtuels (une approche informatique pour l'évaluation de l'hémodynamique et des indices et algorithmes cardiovasculaires), chacun avec des formes d'onde de pouls artérielles distinctes. Pour chaque sujet, des formes d'onde de pression artérielle, de débit sanguin et de zone luminale sont disponibles à plusieurs endroits artériels, ainsi que les paramètres de la simulation (par exemple : géométrie des vaisseaux, débit cardiaque, vitesse des ondes de pouls).

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

- **Types de données :**

Les jeux de données obtenus à partir de cette base de données virtuelle ont deux formes :

- physiologique
- non physiologique

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

Chaque ensemble de données de RADIAL contient de nombreuses informations stockées dans un tableau de cellules (3325 pour Physiologique et 4451 pour non physiologique). Alors on a 7776 cellules au total.

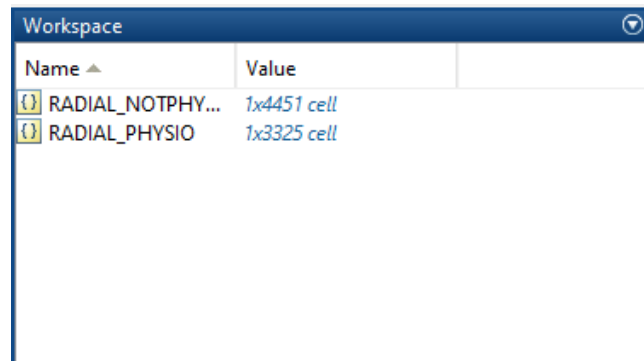


Figure III-3 : nombre de cellule dans chaque ensemble de donné

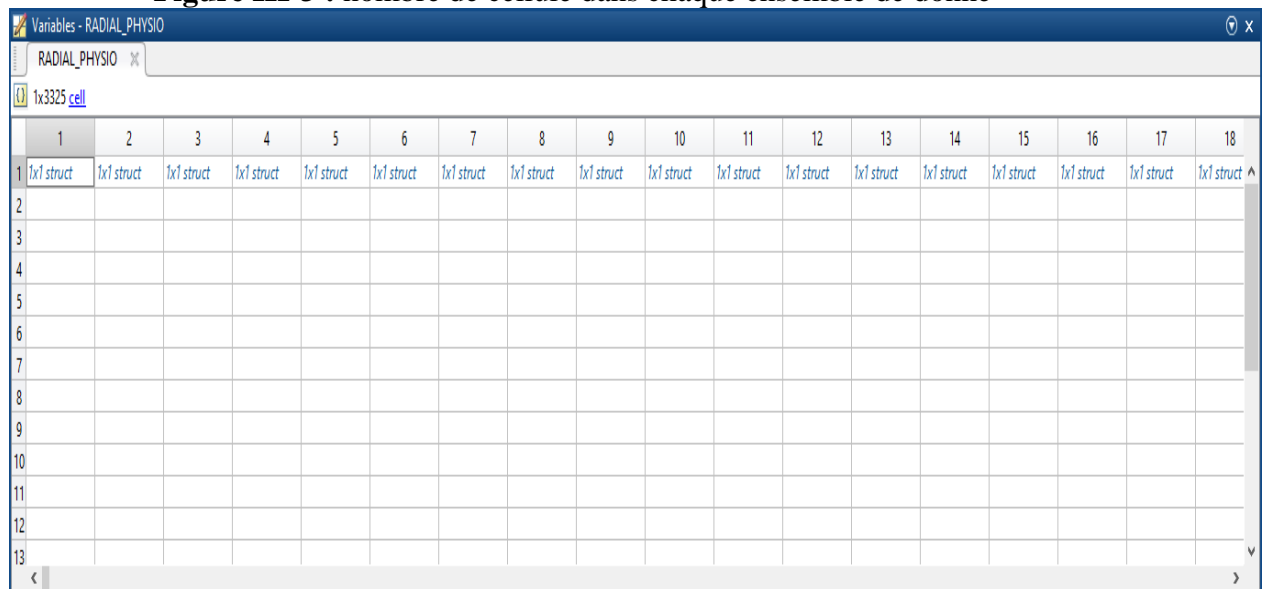


Figure III-4 : formulaire de donné RADIAL

Ce tableau se compose de 1 ligne et 3325 colonnes (1x3325) pour physiologique radial et 1 ligne et 4451 colonnes (1x4451) pour non physiologique radial 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

| Field | Value |
|-------------|---------------|
| ONE_CYCLE | 956x4 single |
| MORE_CYCLES | 5791x4 single |
| parameters | 1x1 struct |
| heart | 1x1 struct |
| physio | 1 |
| algoPWV_ok | 1 |

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

- **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 radial en un seul battement du cœur

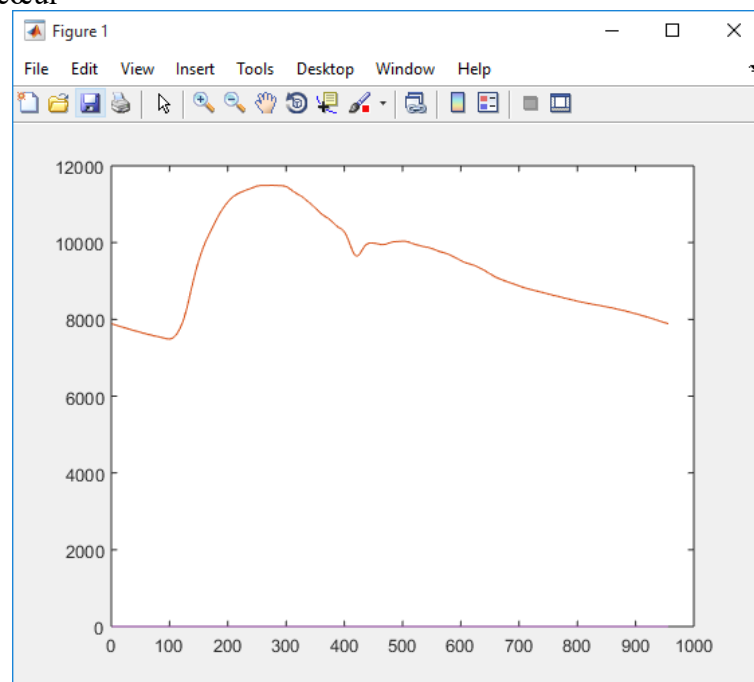


Figure III-6 : Représentation d'un battement de cœur unique dans le radial physiologique

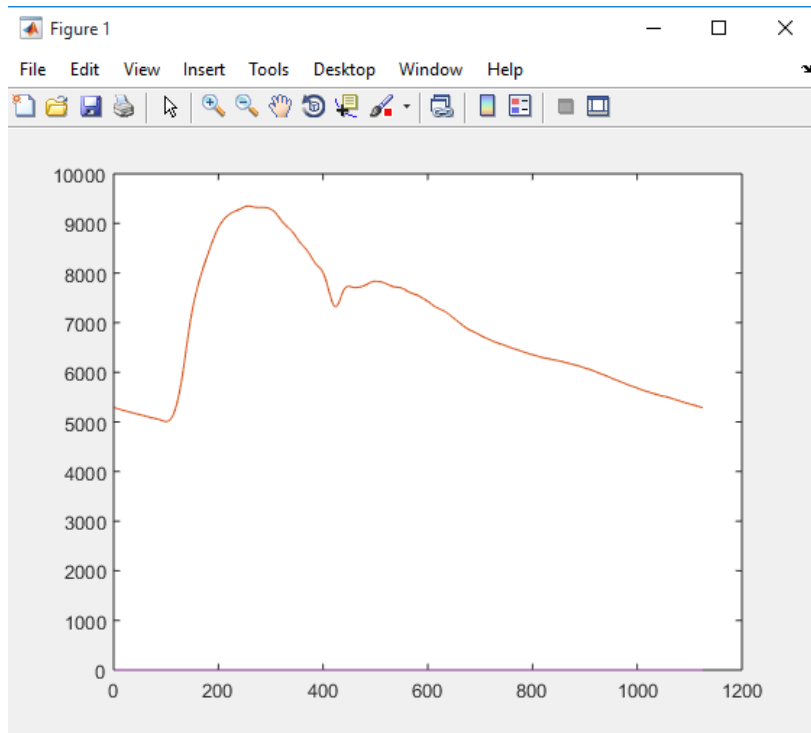


Figure III-7 : Représentation d'un battement de cœur unique dans le radial non physiologique

More cycle (plus de cycle) : représente la pression artérielle dans le brachial en 6 seconde du battement cœur

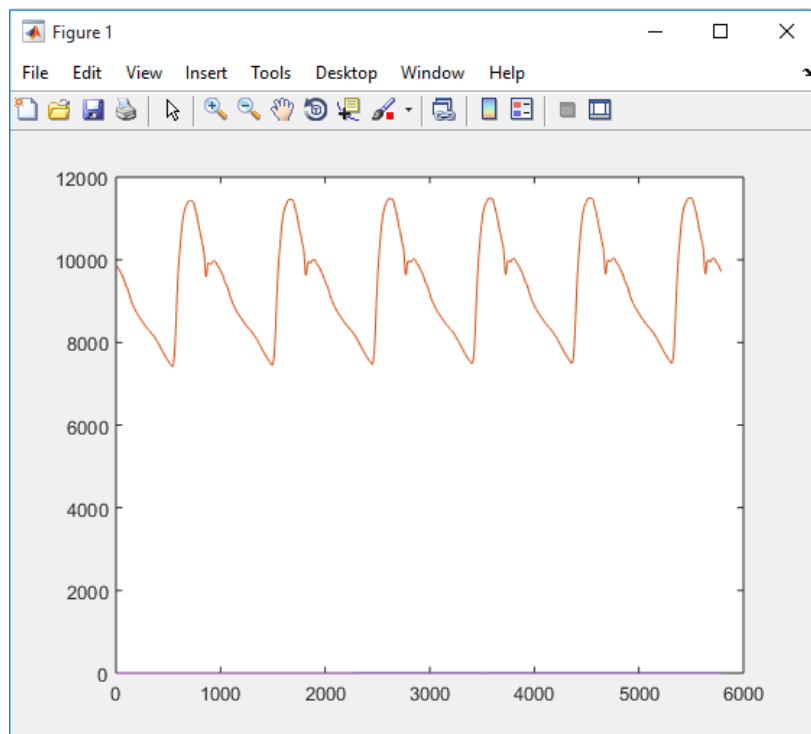


Figure III-8 : Représentation d'un battement du cœur dans le radial Physiologique dans 6 secondes

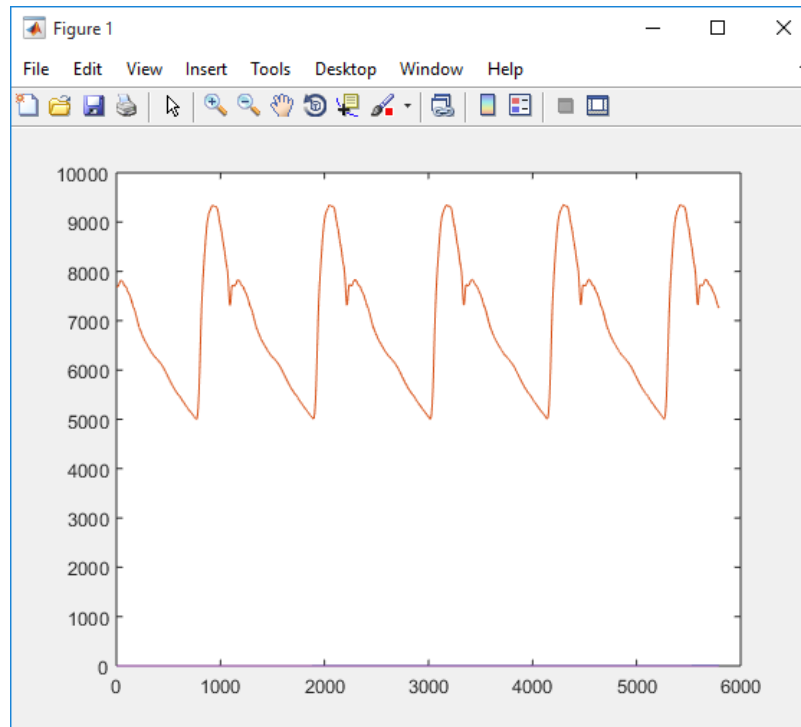


Figure III-9 : représentation d'un battement du cœur dans le radial non Physiologique dans 6 secondes

En conséquence, nous pouvons utiliser le battement cardiaque unique dans nos études à des fins de classification pour obtenir les résultats souhaités.

III -3-2 Extraction des caractéristiques

Lorsque les données sont trop volumineuses pour être traitées, elles sont transformées en un ensemble de représentations réduites de caractéristiques. Le processus de transformation des données d'entrée en un ensemble de caractéristiques est appelé extraction de caractéristiques. En effet, l'extraction de caractéristiques part d'un ensemble initial de données mesurées et construit des valeurs dérivées qui peuvent conserver les informations contenues dans l'ensemble de données d'origine, mais vidées des données redondantes.

Nous voulons d'abord extraire de chaque cellule de l'ensemble de données (qui contient le signal de pression artériel pour une personne) 10 caractéristiques et les mettre dans un vecteur, chaque fois que nous extrayons une entité nous la plaçons dans une matrice.

Pour collecter les données dans un seul tableau de cellules, nous avons utilisé la commande :

```
load RADIAL_PHYSIO
TF=RADIAL_PHYSIO{1,1}.ONE_CYCLE
```

Load RADIAL_PHYSIO: Pour importer l'ensemble de données dans Matlab

“RADIAL_PHYSIO“ : il localise l'ensemble de données à partir duquel collecter les informations.

“ {1,1} “ : spécifie une seule cellule contenue dans l'ensemble de données de 3325 cellules

“ONE_CYCLE“ et il sélectionne l'onglet que nous utilisons pour obtenir les informations

Donc si on lance la commande par exemple du "one_cylcle" on obtiendra :

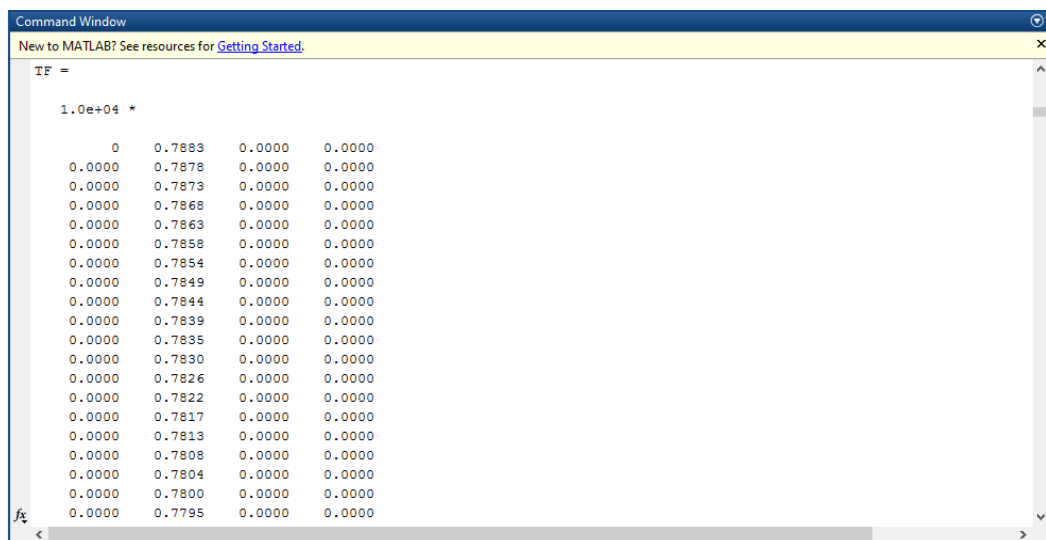


Figure III-10 : les informations dans une seule cellule

Comme nous voyons dans cette figure il y a 4 colonnes pour cela on va préciser chaque colonne de quoi elle ressemble en utilisant les commandes suivantes :

```
TF=RADIAL_PHYSIO{1,1}.ONE_CYCLE
T=TF(:,1)
P=TF(:,2)
Q=TF(:,3)
L=TF(:,4)
```

“T“ : représente le temps

“P“ : représente la pression

“Q“ : représente le débit

“L“ : représente la zone luminale

Pour cette extraction, nous allons utiliser trois colonnes afin que nous supprimions le temps, et ce que nous avons dit plus tôt à propos de la suppression n'est pas dans le sens de suppression, mais plutôt l'utilisation d'une fonction qui fonctionne en termes de temps. Pour cela nous avons utilisé la puissance d'un signal.

En physique, la puissance d'un signal s'exprime en Watts (W) et correspond à l'énergie sur une seconde. Autrement dit il est correct d'écrire $1W = 1J/1s$, ce qui signifie qu'un Watt est un Joule produit, ou dissipé pendant une seconde. La puissance est donc l'énergie ramenée au temps. En effet, un signal peut posséder une grande énergie parce qu'il « dure » longtemps (il ne s'annule jamais vraiment) et ainsi, à long terme, l'énergie devient grande voire infinie. Toutefois, ce signal n'est pas pour autant très énergétique. On peut imaginer un autre signal qui fournisse un peu moins d'énergie, mais qui le fasse en très peu de temps. La distinction entre puissance et énergie est donc cruciale. On calculera sa puissance par la relation :

$$p(t_1, t_2) = \frac{1}{t_2 - t_1} \int_{t_1}^{t_2} s^2(t) dt$$

Pour cette dernière on va utiliser les commandes suivantes :

Fun=@(t)(p*p)

Puissance=(integral (fun, tmin,tmax)./(tmax-tmin))

Avec :

-Fun : représente $S^2(t)dt$

-tmax, tmin : l'intervalle de l'intégrale de la puissance.

Le principe d'utiliser cette fonction est que chaque signale retiré de la base de données que ce soit la pression le débit ou la zone luminale par rapport aux temps à une puissance spéciale qui n'est pas la même pour le patient suivant.

Après avoir importé et appelé une cellule spécifique et avoir calculé la puissance du signal, nous pouvons extraire toutes les caractéristiques que nous voulons.

Dans notre étude, nous allons extraire ces 8 fonctionnalités (écart-type, range, variance, asymétrie, aplatissement, l'écart interquartile, facteur de crête, médian)

- **Écart-type :**

En mathématiques, l'écart type (aussi orthographié écart-type) est une mesure de la dispersion des valeurs d'un échantillon statistique ou d'une distribution de probabilité. Il est défini comme la racine carrée de la variance ou, de manière équivalente, comme la moyenne quadratique des écarts par rapport à la moyenne. Il se note en général avec la lettre grecque σ (« sigma »), d'après l'appellation standard déviation en anglais. Il est homogène à la variable mesurée.

Les écarts types sont rencontrés dans tous les domaines où sont appliquées les probabilités et la statistique, en particulier dans le domaine des sondages, en physique, en biologie ou dans la finance. Ils permettent en général de synthétiser les résultats numériques d'une expérience répétée. Tant en probabilités qu'en statistique, il sert à l'expression d'autres notions importantes comme le coefficient de corrélation, le coefficient de variation ou la répartition optimale de Neman.

Quand l'écart type d'une population est inconnu, sa valeur est approchée à l'aide d'estimateurs.

Sur Matlab :

```
TF=RADIAL_PHYSIO{1,1}.ONE_CYCLE  
P1= std(TF)
```

<STD> : représente l'écart type

- **La plage :**

La plage est la différence entre les valeurs les plus basses et les plus élevées.

La plage peut également signifier toutes les valeurs de sortie d'une fonction.

Sur Matlab :

```
TF=RADIAL_PHYSIO{1,1}.ONE_CYCLE  
P2= range(TF)
```

<Range> : représente la plage

- **La variance :**

En statistique et en théorie des probabilités, la variance est une mesure de la dispersion des valeurs d'un échantillon ou d'une distribution de probabilité. Elle

exprime la moyenne des carrés des écarts à la moyenne, aussi égale à la différence entre la moyenne des carrés des valeurs de la variable et le carré de la moyenne, selon le théorème de König-Huygens. Ainsi, plus l'écart à la moyenne est grand plus il est prépondérant dans le calcul total (voir la fonction carré) de la variance qui donnerait donc une bonne idée sur la dispersion des valeurs.

La variance est toujours positive, et ne s'annule que si les valeurs sont toutes égales, elle est quadratique et invariante par translation. Elle peut être estimée à l'aide d'un échantillon et de la moyenne empirique ou de l'espérance si celle-ci est connue.

La variance apparaît comme un cas particulier de covariance. Elle se généralise aussi pour des vecteurs aléatoires.

Sur Matlab :

```
TF=RADIAL_PHYSIO{1,1}.ONE_CYCLE  
P3= var (TF)
```

<VAR> représente la variance

- **Asymétrie :**

En théorie des probabilités et statistique, le coefficient d'asymétrie (skewness en anglais) correspond à une mesure de l'asymétrie de la distribution d'une variable aléatoire réelle.

C'est le premier des paramètres de forme, avec le kurtosis (les paramètres basés sur les moments d'ordre 5 et plus n'ont pas de nom attribué).

En termes généraux, l'asymétrie d'une distribution est positive si la queue de droite (à valeurs hautes) est plus longue ou grosse, et négative si la queue de gauche (à valeurs basses) est plus longue ou grosse.

Sur Matlab :

```
TF=RADIAL_PHYSIO{1,1}.ONE_CYCLE  
P4= skewness (TF)
```

<Skewness> : représente l'asymétrie

- **Aplatissement :**

En théorie des probabilités et en statistique, le kurtosis, aussi traduit par coefficient d'acuité¹, coefficient d'aplatissement et degré de voussure, est une mesure directe de l'acuité et une mesure indirecte de l'aplatissement de la distribution d'une variable aléatoire réelle. Il existe plusieurs mesures de l'acuité et le kurtosis correspond à la méthode de Pearson.

C'est le deuxième des paramètres de forme, avec le coefficient d'asymétrie (les paramètres fondés sur les moments d'ordre 5 et plus n'ont pas de nom propre).

Il mesure, abstraction faite de la dispersion (donnée par l'écart type), la répartition des masses de probabilité autour de leur centre, donné par l'espérance mathématique, c'est-à-dire, d'une certaine façon, leur concentration à proximité ou à distance du centre de probabilité.

Sur Matlab :

```
TF=RADIAL_PHYSIO{1,1}.ONE_CYCLE
P5= kurtosis(TF)
```

<Kurtosis> : représente l'aplatissement

- **L'écart interquartile :**

En statistiques, l'écart interquartile¹ (aussi appelé étendue interquartile² ou EI ; en anglais, interquartile range ou IQR) est une mesure de dispersion qui s'obtient en faisant la différence entre le troisième et le premier quartile :

$$EI = Q_3 - Q_1.$$

L'EI est un estimateur statistique robuste.

Sur Matlab :

```
TF=RADIAL_PHYSIO{1,1}.ONE_CYCLE
P7= iqr(TF)
```

<iqr> : représente l'écart interquartile

- **Moyenne quadratique :**

La moyenne quadratique (rms en anglais, pour root mean square) d'un ensemble de nombres est la racine carrée de la moyenne arithmétique des carrés de ces nombres.

Par exemple, l'écart type dans une population est la moyenne quadratique des distances à la moyenne. La moyenne quadratique est supérieure ou égale à la moyenne arithmétique. Dans une série de valeurs, une valeur particulièrement élevée par rapport aux autres aura plus d'impact sur la moyenne quadratique de la série que sur la moyenne arithmétique. Son équivalent pour un signal périodique est la valeur efficace.

Sur Matlab :

```
TF=RADIAL_PHYSIO{1,1}.ONE_CYCLE
p6=rms(TF)
```

<RMS> : représente la moyenne quadratique

- **Facteur de crête :**

Le facteur de crête est un paramètre d'une forme d'onde, tel que le courant alternatif ou le son, indiquant le rapport des valeurs de crête à la valeur effective. En d'autres termes, le facteur de crête indique à quel point les pics sont extrêmes dans une forme d'onde. Le facteur de crête 1 n'indique aucun pic, tel qu'un courant continu ou une onde carrée. Des facteurs de crête plus élevés indiquent des pics, par exemple les ondes sonores ont tendance à avoir des facteurs de crête élevés.

Le facteur de crête est l'amplitude de crête de la forme d'onde divisée par la valeur RMS de la forme d'onde. Ceci est équivalent au rapport de la norme L_∞ à la norme L_2 de la fonction de la forme d'onde

Sur Matlab :

```
TF=RADIAL_PHYSIO{1,1}.ONE_CYCLE
p8=max(TF)/rms(TF)
```

- **Médiane :**

En théorie des probabilités et en statistiques, la médiane est la valeur qui sépare la moitié inférieure de la moitié supérieure d'un ensemble (échantillon, population, distribution de probabilités). Intuitivement, la médiane est ainsi le point milieu de l'ensemble. C'est un indicateur de tendance centrale de la série. On peut déterminer une médiane pour un ensemble de valeurs non numériques¹ pour autant qu'on puisse choisir un critère d'ordonnement de ces valeurs.

Sur Matlab :

```
TF=RADIAL_PHYSIO{1,1}.ONE_CYCLE
p8=median(TF)
```

III -3-3 CREATION DES ATTRIBUTS :

Les attributs sont utilisés pour représenter des caractéristiques numériques ou symboliques, appelées caractéristiques, d'un objet d'une manière mathématique et facilement analysable. Ils sont importants pour de nombreux domaines différents de l'apprentissage et du traitement des modèles. Les algorithmes d'apprentissage nécessitent généralement une représentation numérique des objets pour que les algorithmes effectuent le traitement et l'analyse statistique. Les attributs sont l'équivalent des vecteurs de variables explicatives qui sont utilisés dans les procédures statistiques telles que la régression linéaire.

Avant la création des attributs nous avons utilisé la commande gather, qui peut fonctionner sur les données d'un tableau codistribué, à l'intérieur d'une tâche communicante : rassemble les éléments de A et les réplique dans X sur chaque travailleur. Comme la commande suivante :

$X = \text{gather}(A)$

De manière simplifiée, dans notre cas, nous avons 3325 cas, et nous allons appliquer une fonction à chaque colonne, nous avons donc utilisé gather pour mettre le résultat de chaque fonction dans une ligne, ce qui nous donne (1x3325).

Pour collecter les informations dans un vecteur, nous utilisons la commande :

$PM = [P; P1; P2; P3; P4; P5; P6; P7]$

La première étape de l'extraction de caractéristiques consiste essentiellement à extraire la caractéristique et à en faire un vecteur. Mais c'était dans le cas d'une seule cellule du tableau. Et nous avons plus de 3000 cellules, ce qui signifie que nous devons créer une matrice d'une taille de (8x3000) 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 un algorithme de boucle qui peut faire une matrice avec la taille que nous voulons pour notre processus de classification

La boucle que nous proposons ressemble à ceci :

```
for k=1:3325
    k=k+1
end
```

Cela signifie que tout ce qui se trouve entre cette ligne $K=1 :3325$ et `end` sera évalué avec $k =$ chaque entier compris entre 1 et 3325. Et pour $K=K+1$ elle s'incrémente d'un pas. Et chaque fois qu'il passe d'une cellule à une autre à partir du jeu de données, il crée un vecteur de caractéristiques de chaque cellule et les enregistre dans l'ordre.

III -4 PREPARATION DES DONNEES POUR L'ENTRAINEMENT ET LES TESTS

III-4-1 ORGANISATION DES DONNEES :

Une fois la matrice créée, il reste une étape avant de commencer le processus d'apprentissage de notre réseau.

Ce que nous avons fait dans cette étape en particulier, c'est que nous associons chaque colonne de la matrice à sa classe. De cette façon, cela aidera la reconnaissance dans la procédure de test.

Après avoir chargé la matrice, nous devons la diviser en deux parties

- la première partie est pour l'apprentissage, qui représente environ 70% de la matrice et nous l'appelons « train matrice »
- le second sert à tester (test matrice) et c'est ce qui reste dans la matrice (30%)

Suite à la création de « train matrice », nous devons créer sa classe correspondante. Et parce que nous avons deux classes, nous pouvons les identifier en utilisant le code binaire [1 0] pour la première classe (physiologie) et [0 1] pour la deuxième classe (non physiologie)).

Nous avons inséré deux lignes qui représentent la classe dans la « train matrice » dans les deux classes. Mais avant de faire cela, il est nécessaire d'avoir une matrice de la même taille que la « train matrice » qui contient la classe :

- **Réseau de neurone**

<nsif=size (Atributs_RADIAL_PHYSIO) ; nsf=nsif (1,2)> : Cette commande nous permet de copier la taille de la matrice

<Atributs_RADIAL_PHYSIO> : c'est notre matrice

<class_vector = [1 ;0] > : la création du code binaire de classe

<tfv1 = repmat(class_vector,1, ntrain)> : cela crée une grande matrice consistant en un pavage cnt-by-1 de copies de class_vector

<train fonction = [tfv2 ; tfv1] ; test fonction = [tfv3 ; tfv4]> : on utilise c'est deux commandes pour associer notre train matrice et test matrice à sa classe

- **Arbre de décision**

LC : la matrice physiologie.

LCF : la matrice non physiologie.

Si=s (1,1) ; s=size (LC) : Cette commande nous permet de copier la taille de la matrice.

LCK, LCFK= table ((LC, LCF), classe (1,2)) : crée une table d'ensemble d'apprentissage.

III-4-2 RANDOMISATION DES MATRICES :

Dans cette partie, nous devons regrouper les deux matrices. Mais nous avons besoin qu'ils soient dans un ordre aléatoire. Par exemple, les deux premiers vecteurs de caractéristiques sont de la première classe et le troisième est de la deuxième classe et cela se passe au hasard comme ceci.

Pour cela nous utilise :

```
trainfnll=gather_matrix_Plus_vector ;  
n=size(trainfnll,1) ;
```

Ces deux premières commandes regroupent les matrices dans l'ordre. Et après cela, il utilise la matrice de résultats pour déterminer la taille dont nous avons besoin plus tard.

```
index=randperm(n) ;
```

Ce que cette commande fait est de retourner un vecteur contenant une permutation aléatoire des entiers 1 : N. Par exemple : rand perm (6) pourrait être [2 4 5 6 1 3]. Il peut

en résulter de nombreuses combinaisons à chaque fois que nous exécutons cette commande.

Nous avons utilisé la combinaison de résultats pour créer la matrice souhaitée en utilisant la boucle suivante :

```
for cnt1=1:n
    tmp(cnt1,:)=trainfn1(index(cnt1),:);
end %for cnt1
train1=tmp;
```

- n : est la taille des deux matrices regroupées
- trainfn1 : est les matrices regroupées dans l'ordre
- index(cnt1) : randomise les vecteurs des matrices regroupées
- train1 : la matrice randomisée qui contient les deux classes

Avant l'entraînement nous devons préciser les entrées et les Target, pour cela nous allons utiliser les commandes suivantes :

trainSimple=train1(:,1 :8)' : nous avons 8 entrées et ce sont notre 8 fonction.

target=train1(:,9 :10)' : nous avons 2 Target et ce sont physiologie et non physiologie.

III-5 ENTRAÎNEMENT ET TEST

- **Réseau de neurone :**

Comme nous l'avons expliqué dans le chapitre précédent, un réseau ANN a beaucoup d'algorithmes à utiliser. Et dans notre situation, nous avons pensé que le réseau pattern est adapté à notre cas.

Pour utiliser le réseau pattern. Nous devons d'abord définir le réseau de formation.

```
net = patternnet(hiddenSizes,trainFcn,performFcn)
```

-hidden Sizes : Taille des couches cachées dans le réseau, spécifiée comme vecteur de ligne. La longueur du vecteur détermine le nombre de couches cachées dans le réseau. Dans notre cas nous avons utilisé 4 couches cachées, où la première taille de couche cachée est de 16, la seconde est de 14, la troisième est de 12 et la quatrième est de 8 comme suit : [16,14,12,8]

-trainFcn : dans notre cas nous avons utilisé la fonction 'trainlm'

-performFcn : Fonction performante. La valeur par défaut est 'crossentropy'.

Cet argument définit la fonction utilisée pour mesurer les performances du réseau. La fonction de performance est utilisée pour calculer les performances du réseau pendant l'entraînement.

- **Arbre de décision :**

Après avoir créé les attributs, nous devons décomposer cette dernière en deux parties (70% pour l'entraînement (physiologie et non physiologie) et 30% pour le test (physiologie et non physiologie)). Pour cela nous avons utilisé les commandes suivantes :

```
TB(k,:)=[LCK/LCFK(n,:)] ; %---physio-not physio train 70% TRAIN
```

Cette commande nous permet de créer une table TB qui contient 70% de notre attribut physiologie et non physiologie.

```
TBT(k,:)=[LCK/LCFK(n,:)] ; %---physio-not physio test 30% TEST
```

Cette commande nous permet de créer une table TBT qui contient 30% de notre attribut physiologie et non physiologie.

```
TI=TBT(1:(si-test),1);%physio TEST 1  
ss2=(si-test)*2;  
TFI=TBT((si-test+1):ss2,1);%non physio TEST 1
```

Avec :

-si : la taille de notre attribut

TBT : table de test (30% de notre attribut). Cette dernière nous allons le composer en 2 TI (15% de TBT) pour physiologie et TFI (15% de TBT) pour non physiologie.

Notre dernière étape dans ce chapitre c'est avoir créé un modèle d'entraînement qui nous donne les résultats du test en utilisant les 2 tables TI et TFI après avoir enlevé les deux classes (physiologie et non physiologie) de ces deux dernières. On utilise les commandes suivantes :

```
Fis = trainedModel.predictFcn(T)
```

Lorsque nous exportons le modèle de Matlab, cela nous donne cette fonction la qui nous permette de tester notre table

```
strcmpi (Fis{n,1}, 'physiologique') == 1
```

-strcmpi : compare TI et TFI, en ignorant les différences de casse. La fonction renvoie 1 (vrai) si les deux sont identiques et 0 (faux) sinon. Le texte est considéré comme identique si la taille et le contenu de chacun sont les mêmes, à l'exception de la casse. Le résultat de retour est de type de données logique.

Les arguments d'entrée peuvent être n'importe quelle combinaison de tableaux de chaînes, de vecteurs de caractères et de tableaux de cellules de vecteurs de caractères.

Et car nous voulons que les résultats du test soient en pourcentage nous avons utilisé la commande suivante :

```
P1 = ((F ou NF) *100) ./s %pourcentage test physio-non physio
```

Avec s : la taille des tableaux.

Et pour l'affichage nous avons utilisé la commande suivante :

```
disp (['test pourcentage physiologique = ', num2str(X), '%'])
```

-disp : affiche la valeur de la variable X (P1, P2, P3 ou P4) sans imprimer le nom de la variable.

-num2str : convertit un tableau numérique en un tableau de caractères qui représente les nombres. Le format de sortie dépend de l'amplitude des valeurs d'origine. num2str est utile pour étiqueter et titrer les tracés avec des valeurs numériques.

III-6 CONCLUSION

Dans ce chapitre nous avons présenté les différentes étapes d'extraction des caractéristiques de notre base de données et puis nous avons organisé les données obtenues, enfin nous avons entrainer et tester les données organisées. Le chapitre suivant mettra en lumière la partie simulation de notre projet.

Chapitre IV : Résultats Et Analyse

IV-1 INTRODUCTION :

Ce chapitre est consacré pour les différents tests réalisés à travers les deux classifieurs sélectionnés précédemment, et pour l'analyse et l'interprétation des résultats obtenus.

Alors tout d'abord nous commençons par l'exposition des résultats obtenus en les divisant en deux parties tel que la première partie représente l'apprentissage profond et la deuxième représente l'apprentissage automatique. Les résultats comprennent un ensemble des figures poursuivies par des commentaires et des explications qui concernent quelques critères obtenus durant l'entraînement des données.

Après avoir visualiser les résultats nous allons les interpréter et analyser en prenant en considération tous les critères qui définissent le taux de performance des modèles obtenus après l'entraînement, c'est pour cette raison nous allons effectuer une comparaison à des résultats obtenus des types de classifieurs utilisés.

IV-2 RESEAU DE NEURONE :

Une fois que le modèle de réseau de neurones est entraîné, il nous donne ces résultats suivants :

Les 15% des données sont consacrées pour le test de prédiction, 15% pour la validation, et le reste pour faire l'entraînement. Notre modèle de réseau contient 3 couches cachées, la première contient 16 couches, la deuxième 12 couches et la troisième contient 8 couches. Nous avons 8 entrées qui représentent les 8 caractéristiques contenues dans les vecteurs de caractéristiques et deux sorties qui représentent les deux classes physiologiques et non physiologiques.

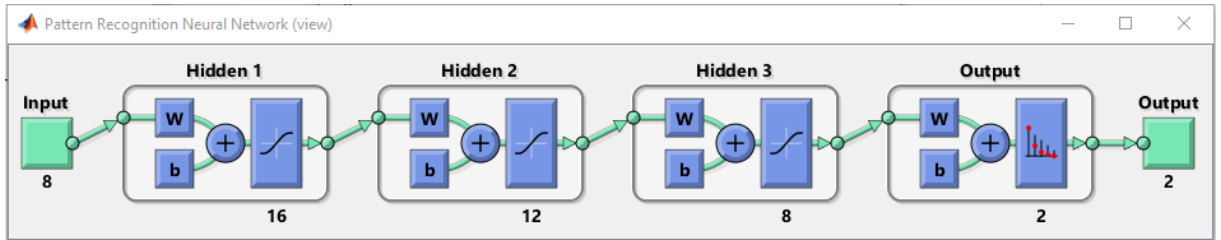


Figure IV-1 : couches de pattern network

ce que la figure(4-2) nous montre c'est que dans 100 iterations nous avons une pente de 0.00783 et un performance de 0.0231, ce qui veut dire que nous un avons un très petit erreur.

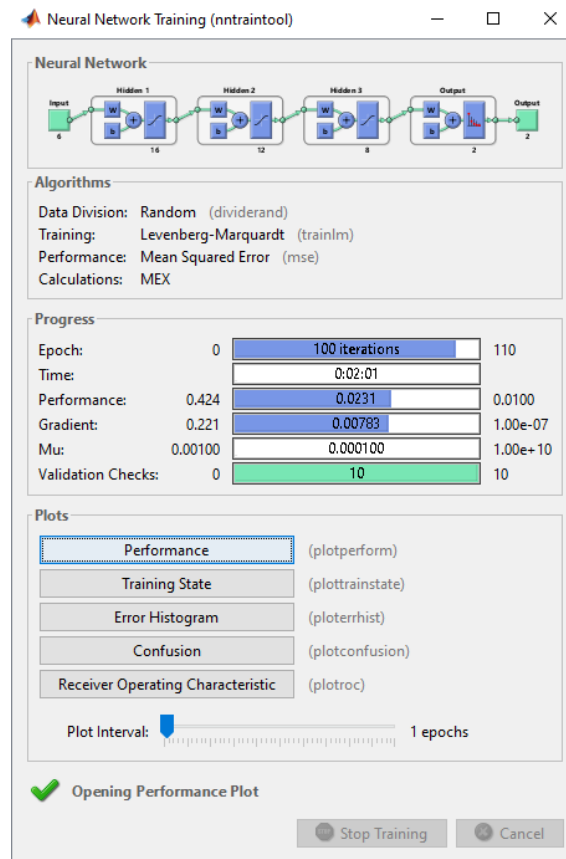


Figure IV-2 : Réseau de neurone utilisé

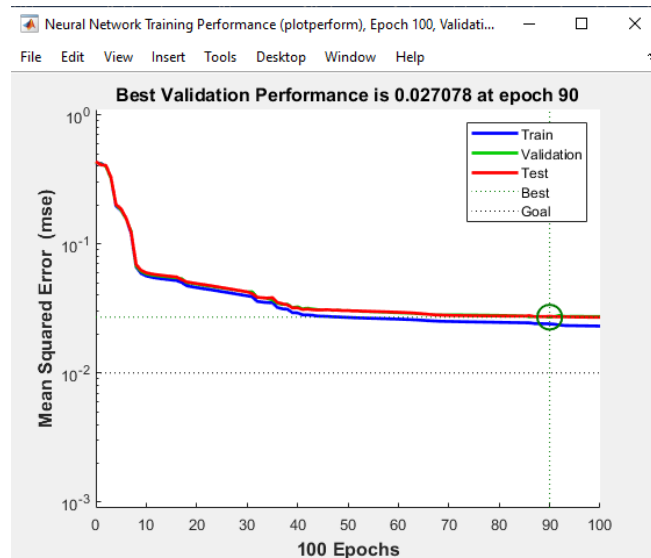


Figure IV-3 : Performance du réseau

Le diagramme de performance (Figure IV-3) montre que le réseau converge. Dans notre cas, ceci indique quelque problème d'entraînement ; le diagramme montre qu'il y a eu une très bonne phase d'entraînement. Les courbes de validation et de test sont presque similaires.

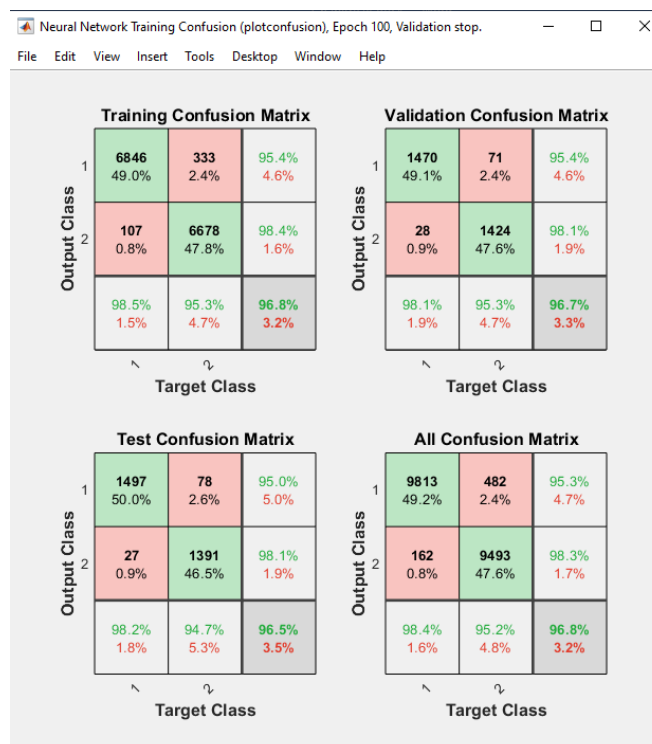


Figure IV-4 : Matrice de confusion

La matrice de confusion (Figure IV-3) montre le nombre de données (physiologie et non physiologie) qui ont été correctement classés en vert. Elle montre également le nombre de données mal classés en rouge. Le pourcentage total des classifications correctes et incorrectes est indiqué en gris. Nous avons 96.8% de classifications correctes et 3.2% de classification incorrecte. Ce résultat est dû à l'effet significatif de la puissance sur l'extraction de données, qui a modifié le vecteur et la matrice de caractéristiques, ce qui a facilité la classification.

Les résultats prouvent que le réseau de neurone peut être employé pour améliorer l'interprétation automatisée d'ECG pour la détection des cas non physiologie et un médecin pourrait employer cette approche comme appui à la prise de diagnostic.

IV-3 ARBRE DE DECISION :

Avant d'entraîner et de tester nos données, nous devons choisir le type de classificateur avec lequel nous allons travailler pour cela nous allons utiliser 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...

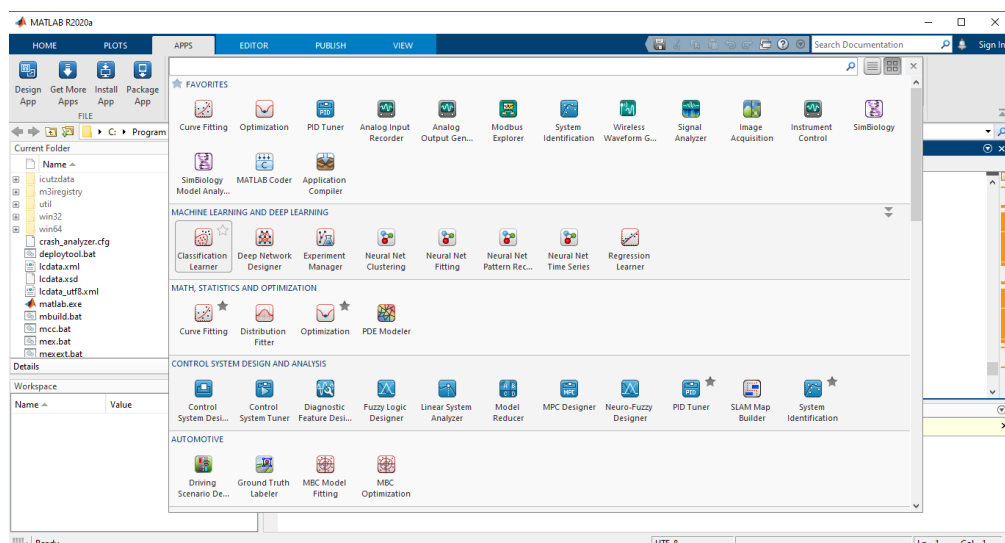


Figure IV-5 : boîte d'outil de Matlab

Après cela nous avons cliqué sur "classification learner" et ça va apparaître (voir figure 4-6)

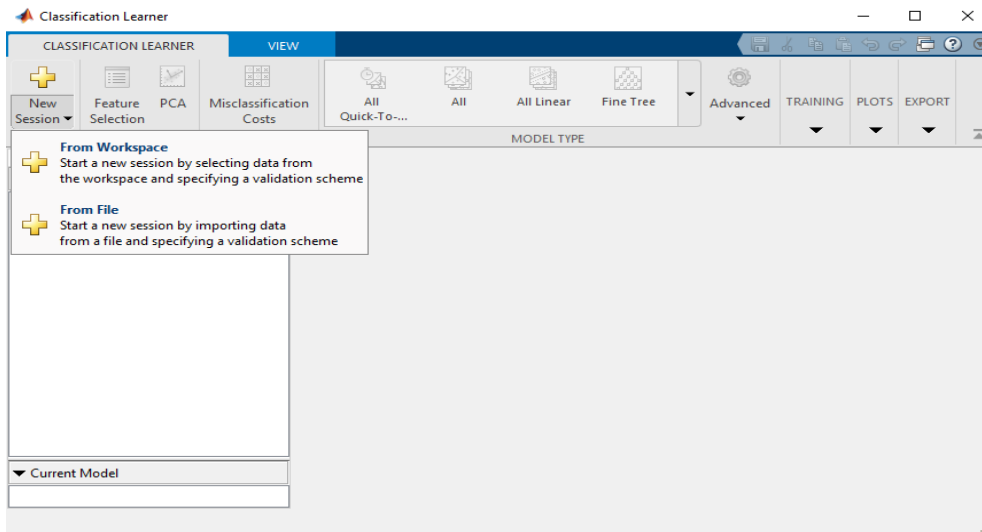


Figure IV-6 : L'outil d'apprentissage automatique

Comme vous pouvez le voir, vous pouvez sélectionner des données dans l'espace de travail ou dans un fichier.

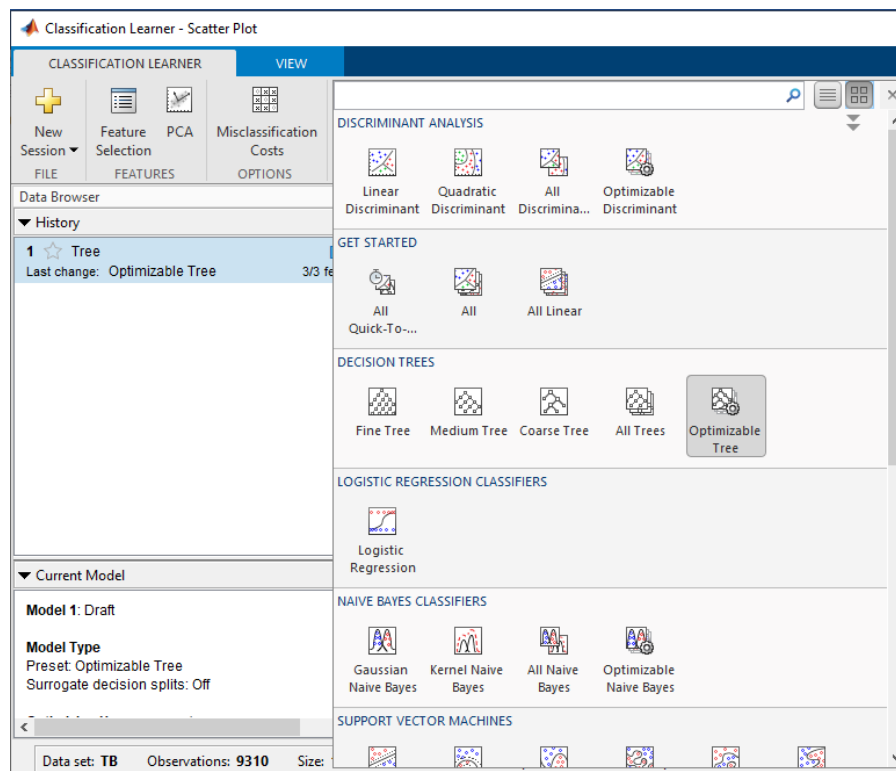



Figure IV-7 : type de classifieur utilisé

Nous avons choisi le classifieur arbre optimisable en raison de sa flexibilité qui est élevée et sa rapidité de sa vitesse de prédiction.

| Model | Optimizable Hyperparameters | Additional Hyperparameters |
|--|---|--|
| Optimizable Tree  | <ul style="list-style-type: none"> • Maximum number of splits – The software searches among integers log-scaled in the range $[1, \max(2, n-1)]$, where n is the number of observations. • Split criterion – The software searches among Gini's diversity index, Twoing rule, and Maximum deviance reduction. | <ul style="list-style-type: none"> • Surrogate decision splits • Maximum surrogates per node |

Comme nous avons vu dans le chapitre précédent, nous avons utilisé 8 fonctions pour l'extraction des données, puis nous avons mis chaque deux fonctions dans une table ce qui nous donne 4 tables pour tester.

- **Table 1 :**

Pour cette table nous avons utilisé l'écart type et médiane.

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

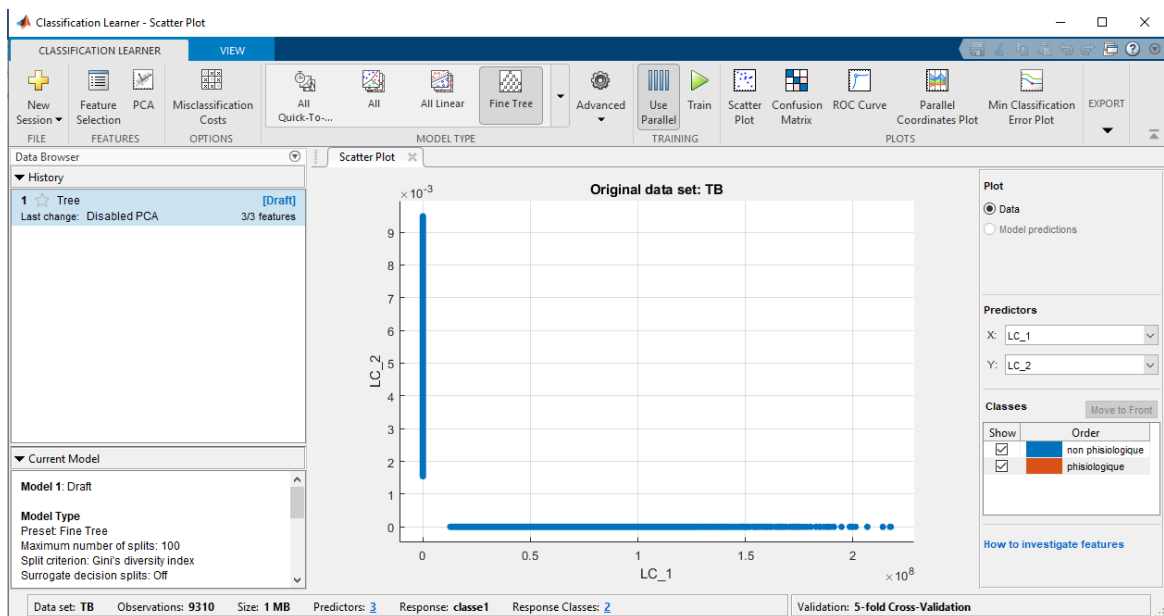


Figure IV-8 : Le nuage de points de caractéristique dans la colonne 1 avec 2(table 1)

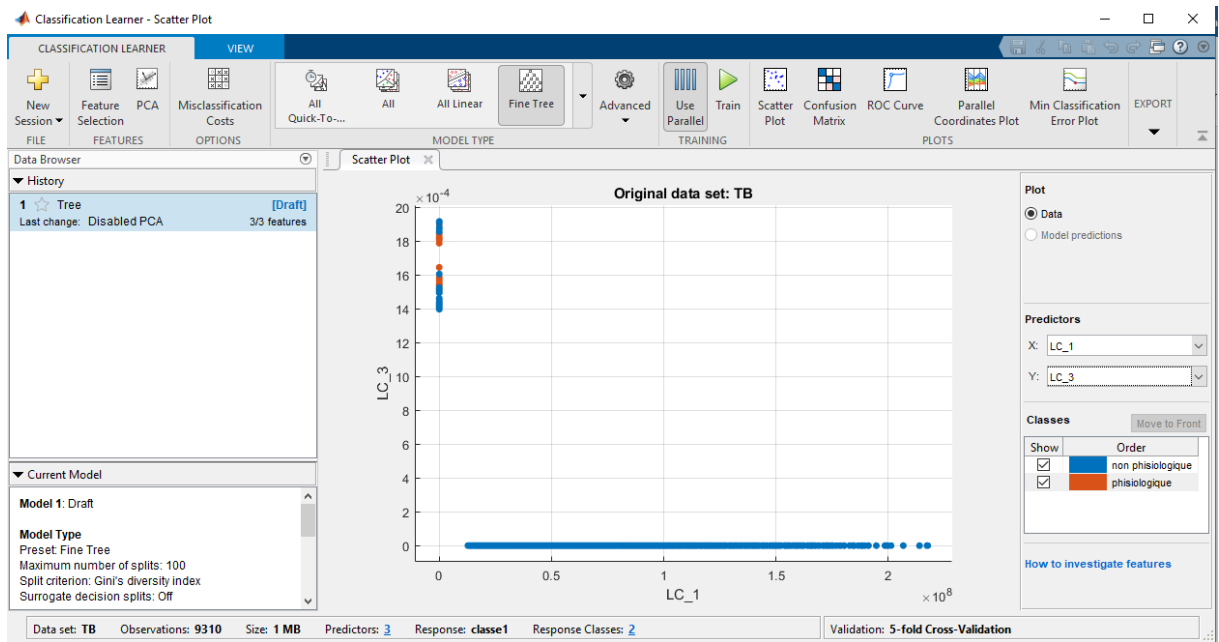


Figure IV-9 : Le nuage de points de caractéristique dans la colonne 1 avec 3(table 1)

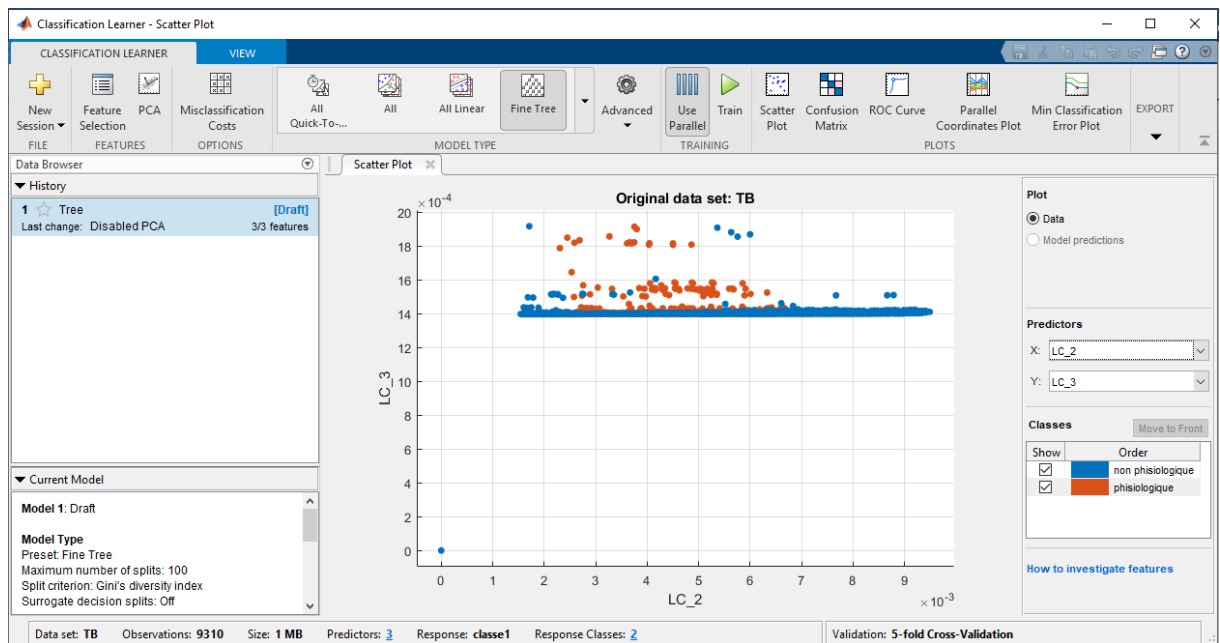


Figure IV-10 : Le nuage de points de caractéristique dans la colonne 2 avec 3(table 1)

Après cela nous avons commencé l'entraînement :

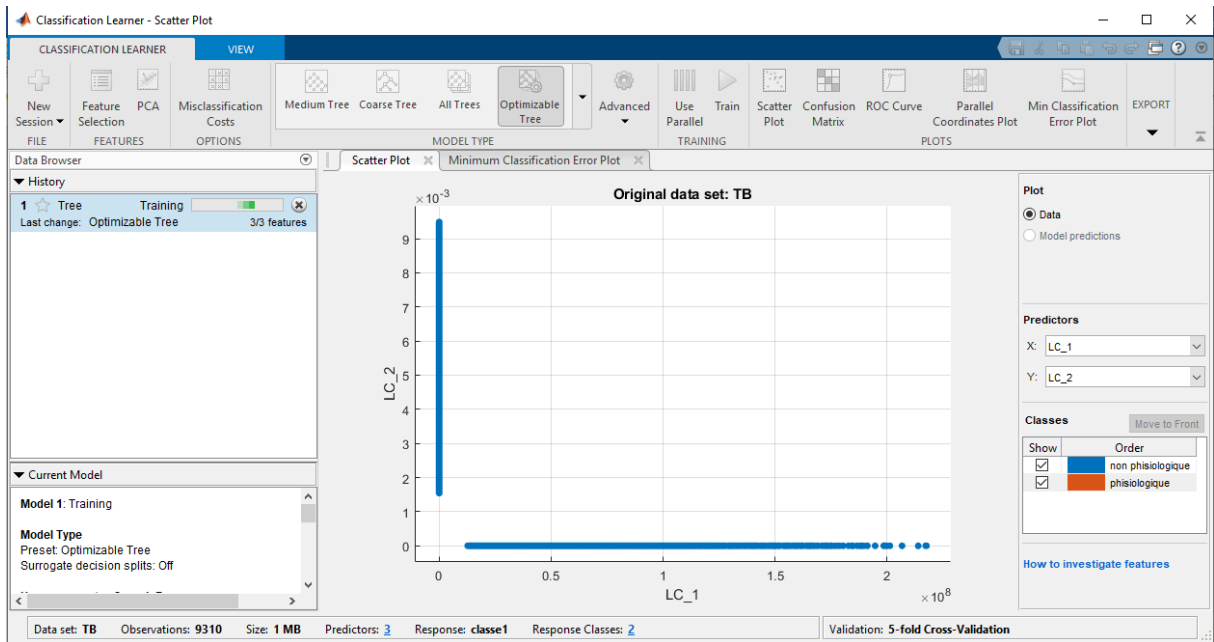


Figure IV-11 : L'entraînement de 70% (table 1)

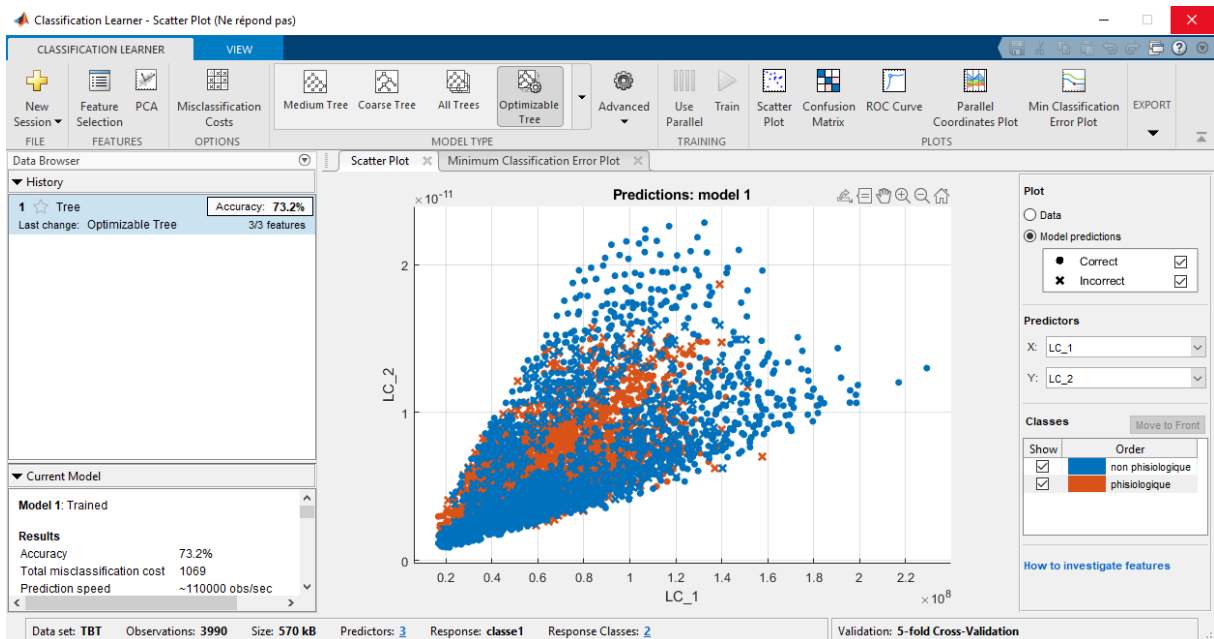


Figure IV-12 : Après Le test sur le 30% (table 1)

Une fois que le modèle est entraîné, nous pouvons voir que la précision est de 73,2%, ce qui est une bonne performance. Sur ce nuage de points on voit que la donnée physiologique est indiquée avec la couleur rouge et les données non physiologique avec le bleu, on peut aussi voir que la donnée mal classée est indiquée avec croix et la donnée bien classée est indiquée avec point.

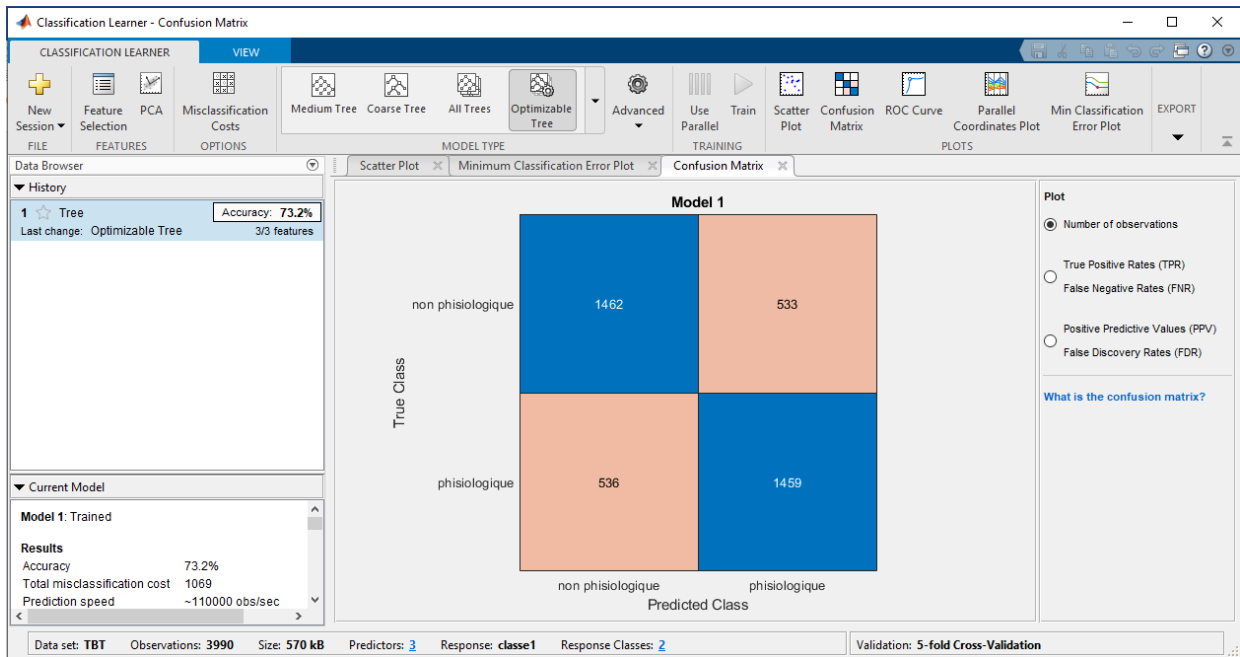


Figure IV-13 : Matrice de confusion (table 1)

Ici nous avons la matrice de confusion du modèle d'arbre optimisable nous pouvons voir que 1462 données ont été classés correctement comme non physiologie, 536 données de physiologie ont été classées à tort comme non physiologie 1459 données ont été classés correctement comme physiologique, 533 données non physiologiques ont été classé à tort comme physiologique.

Figure IV-14 : Résultat du test (table 1)

```
test pourcentage physiologique = 86.3591%
erreur pourcentage physiologique = 13.6409%
test pourcentage non physiologique = 45.8375%
erreur pourcentage non physiologique = 54.1625%
```

Ce résultat nous indique que 86% de classe physiologie et 46% de classe non physiologie ont été bien classifier, par contre 14% de classe physiologie et 54% de classes non physiologie ont été mal classifier.

- **Table 2 :**

Pour cette table nous avons utilisé la plage et l'asymétrie.

le nuage de points a une caractéristique sur l'axe X, l'autre caractéristique sur l'axe Y et les points de ce nuage de points sont étiquetés par les différentes classes, c'est donc une bonne vue pour nous permettre d'examiner rapidement nos caractéristiques et de

voir quelles caractéristiques peut contenir des informations utiles lorsque vous avez un minimum de fonctionnalités comme indic dans ce cas, il est facile de regarder toute cette combinaison pour voir laquelle est parfaite pour l'entraînement.

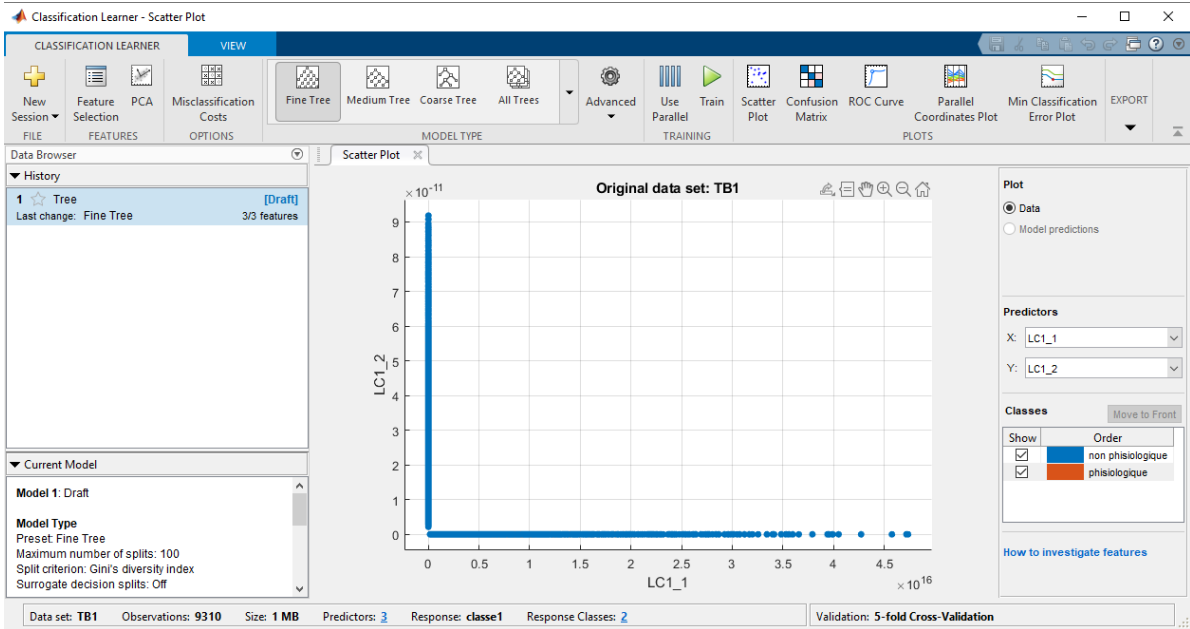


Figure IV-15 : Le nuage de points de caractéristique dans la colonne 1 avec 2(table 2)

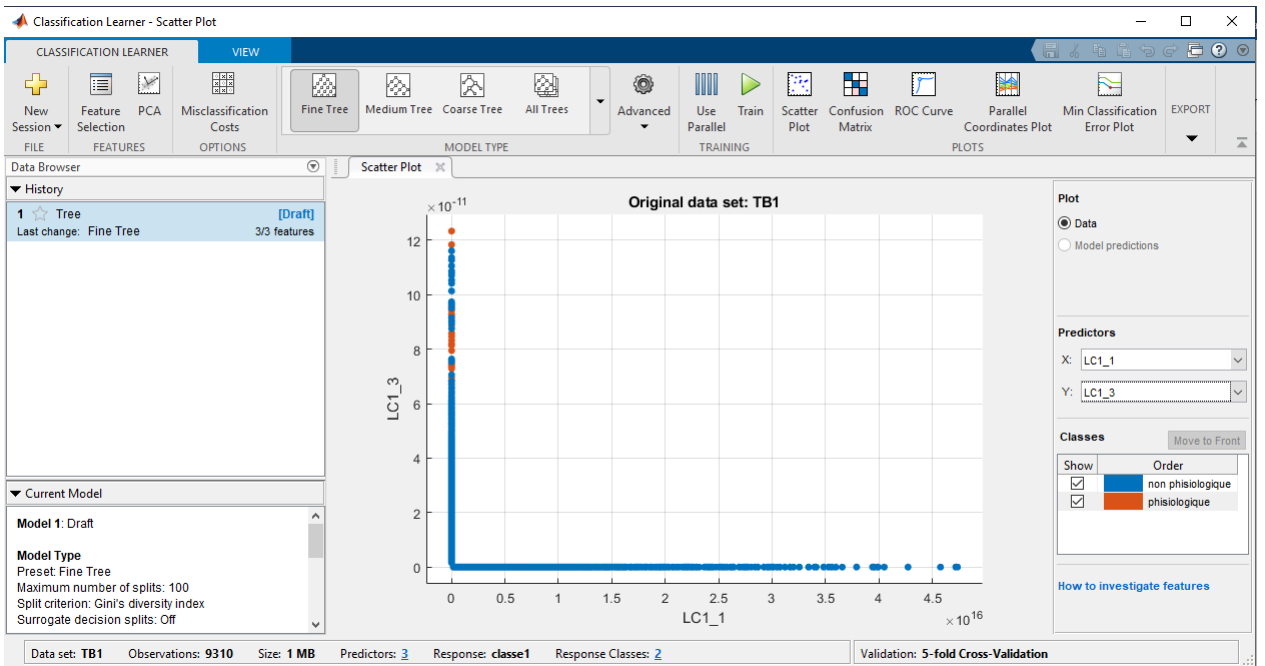


Figure IV-16 : le nuage de points de caractéristique dans la colonne 1 avec 3(table 2)

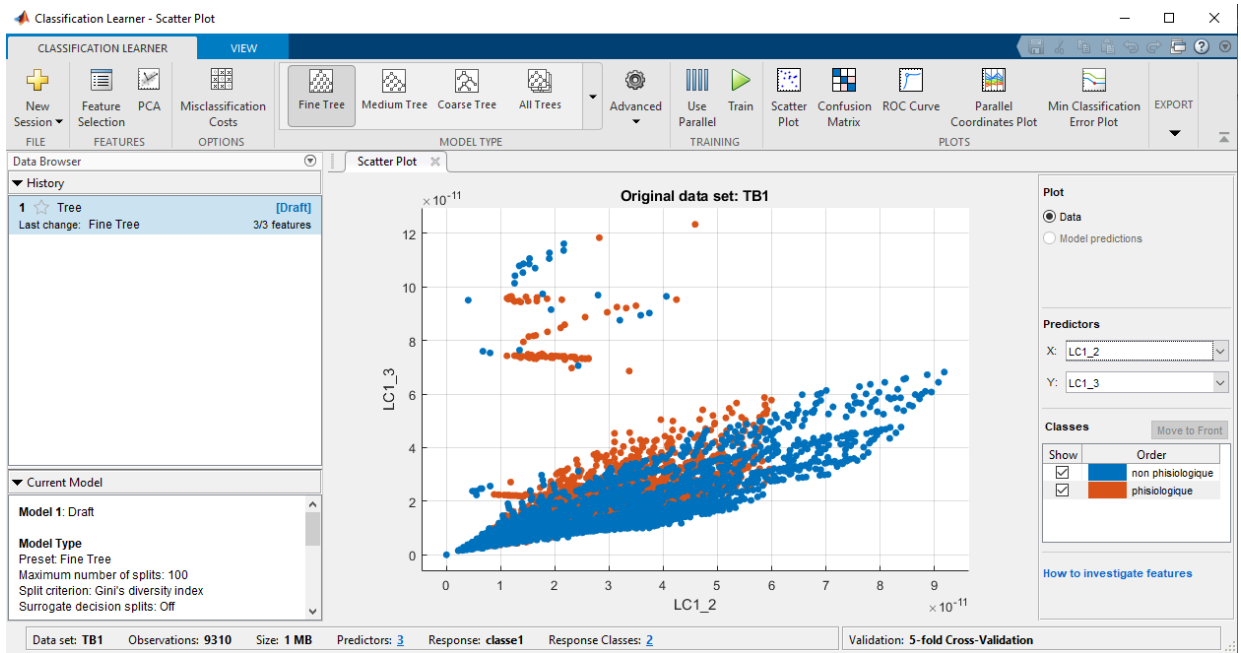


Figure IV-17 : le nuage de points de caractéristique dans la colonne 2 avec 3(table 2)

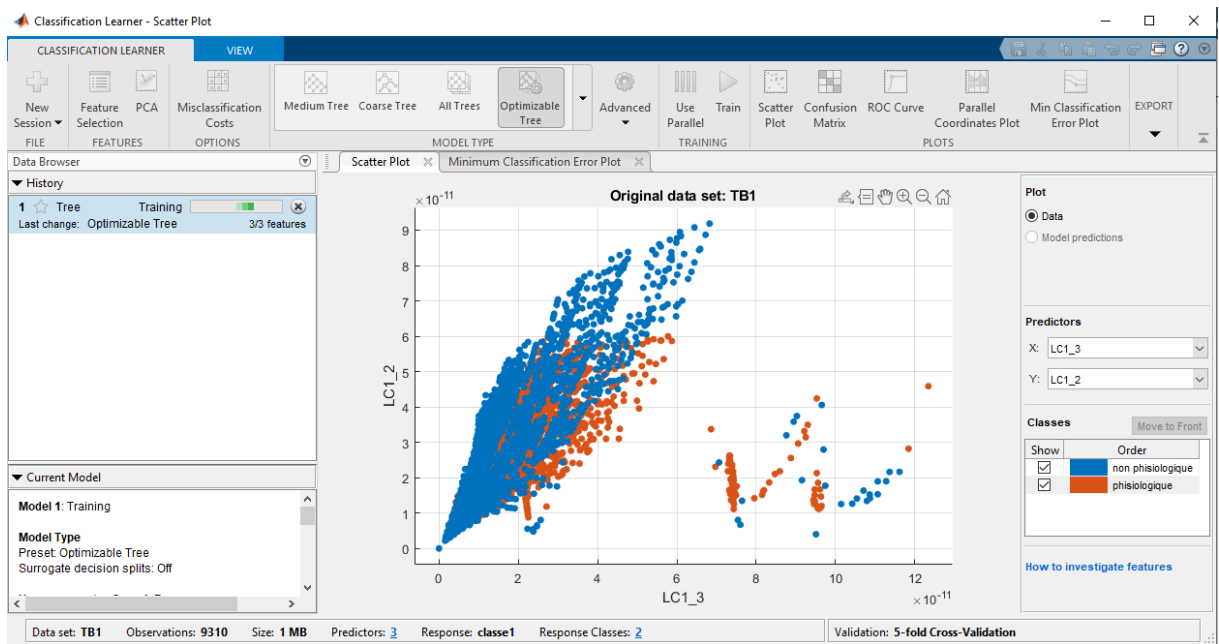


Figure IV-18 : L'entraînement de 70% (table 2)

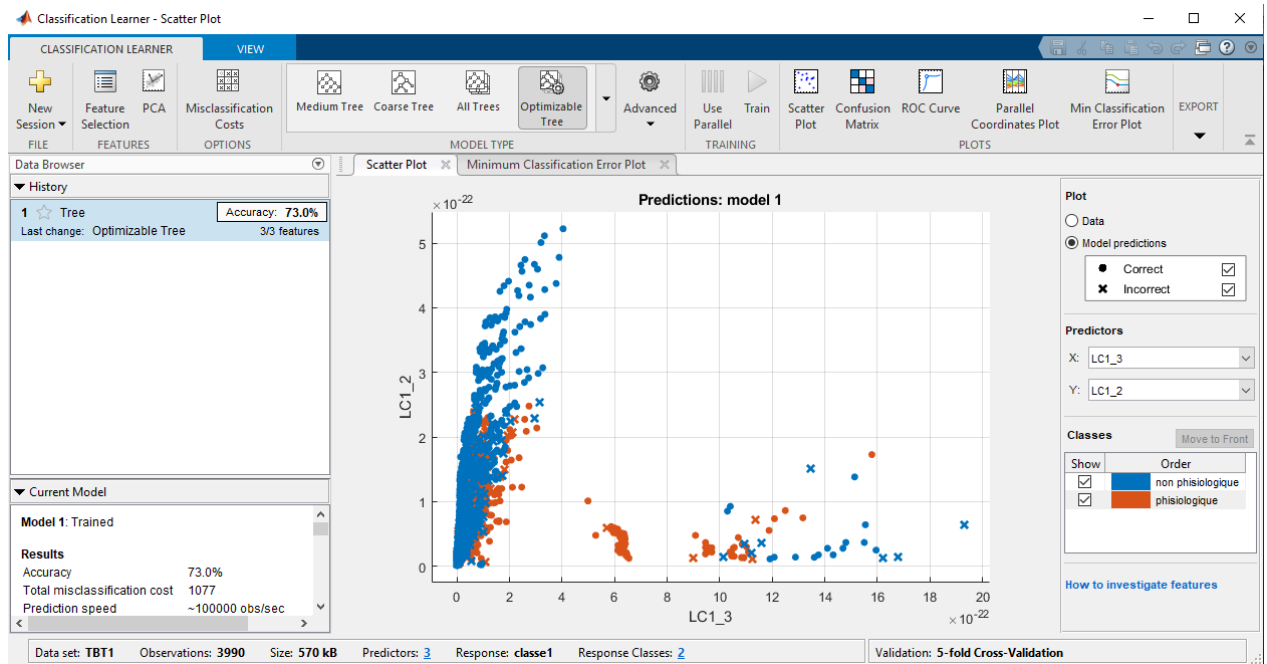


Figure IV-19 : Après Le test sur le 30% (table 2)

Une fois que le modèle est entraîné, nous pouvons voir que la précision est de 73,0%, Ce qui veut dire que la précision a diminuée de 0,2% par rapport au la précision précédente, ce qui reste un bon pourcentage, mais ce n'est pas le pourcentage que l'on veut obtenir.

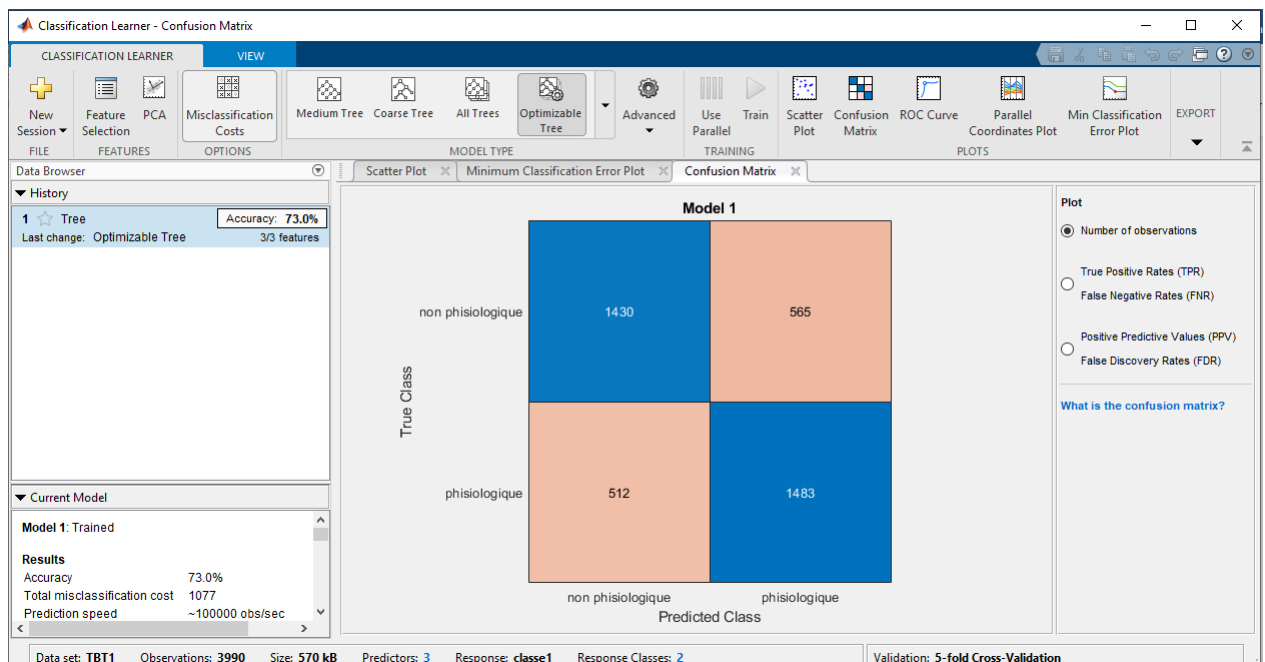


Figure IV-20 : Matrice de confusion (table 2)

Ici nous avons la matrice de confusion, nous pouvons voir que 1430 données ont été classée correctement comme non physiologique, 512 données de physiologie ont été

classées à tort comme non physiologie, 1483 données a été classée correctement comme physiologie et 565 données non physiologiques ont été classé à tort comme physiologie.

Figure IV-21 : Résultat du test (table 2)

```
test pourcentage physiologique = 75.1254%
erreur pourcentage physiologique = 24.8746%
test pourcentage non physiologique = 64.7944%
erreur pourcentage non physiologique = 35.2056%
```

Ce résultat nous indique que le pourcentage de test physiologique a diminué par rapport au pourcentage précédent de 10%, et pour le pourcentage de test non physiologique par rapport au pourcentage précédent, il a augmenté de 20%.

- **Table 3**

Dans cette table nous avons utilisé la variance et le facteur de crête

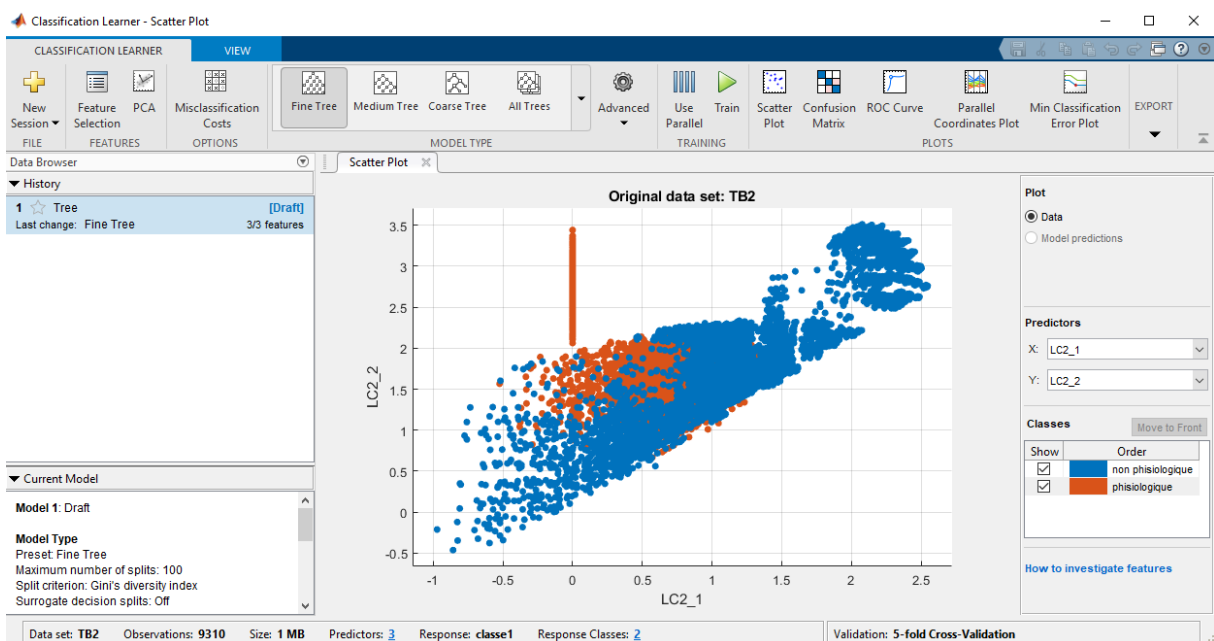


Figure IV-22 : Le nuage de points de caractéristique dans la colonne 1 avec 2(table 3)

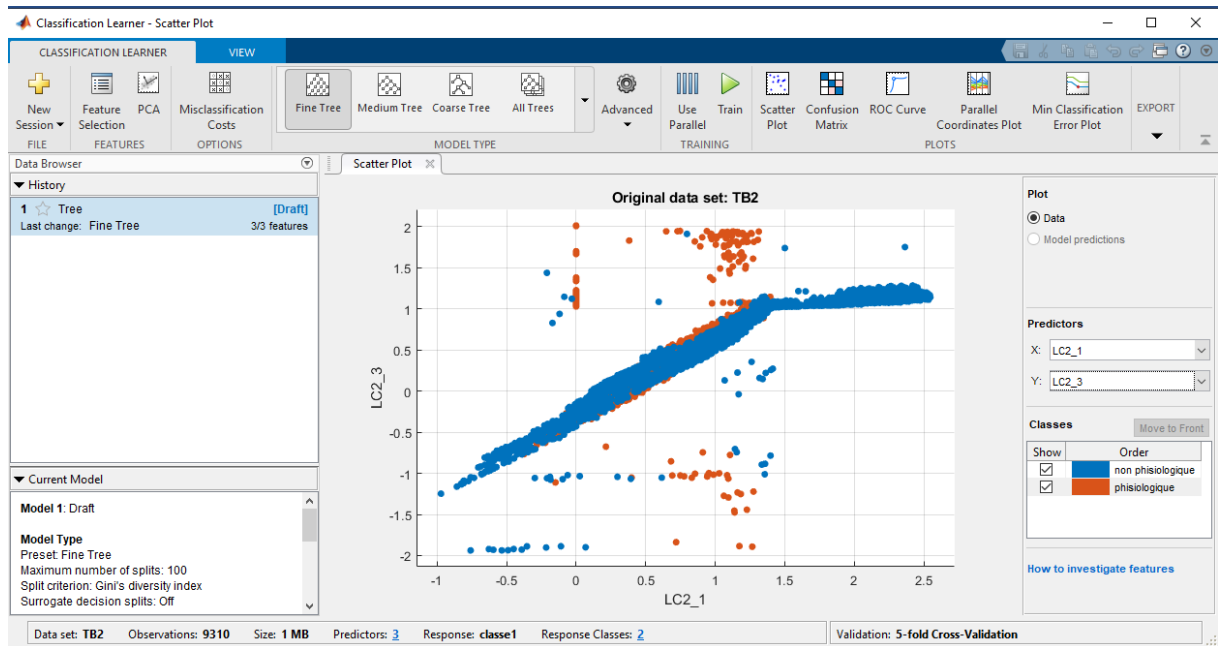


Figure IV-23 : Le nuage de points de caractéristique dans la colonne 1 avec 3(table 3)



Figure IV-24 : Le nuage de points de caractéristique dans la colonne 2 avec 3(table 3)

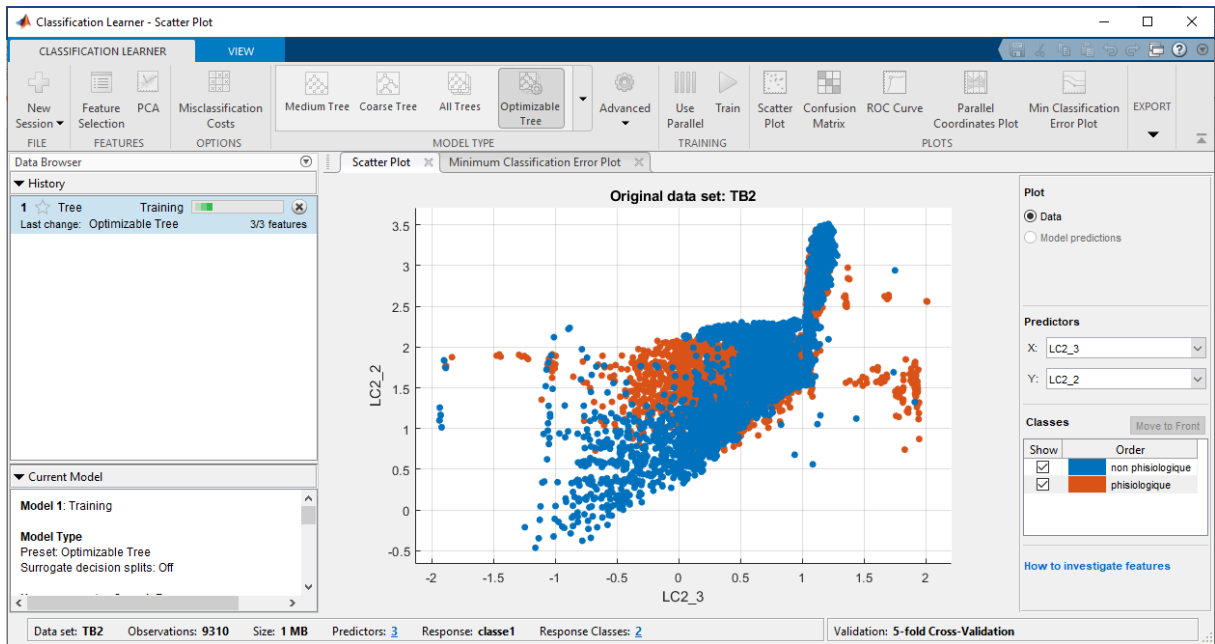


Figure IV-25 : L'entraînement de 70% (table 3)

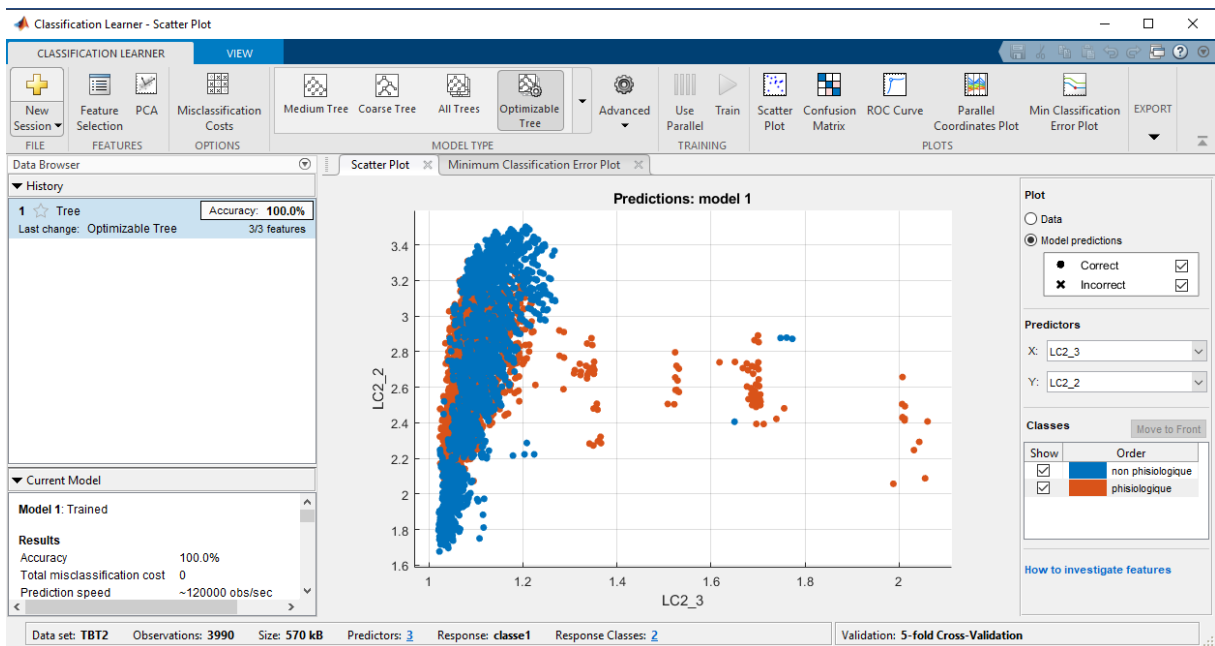


Figure IV-26 : Après Le test sur le 30% (table 3)

Une fois que le modèle est entraîné, nous pouvons voir que la précision est de 100%, Ce qui veut dire que tous les classes physiologie et non physiologie ont été bien classée, c'est le cas idéal.

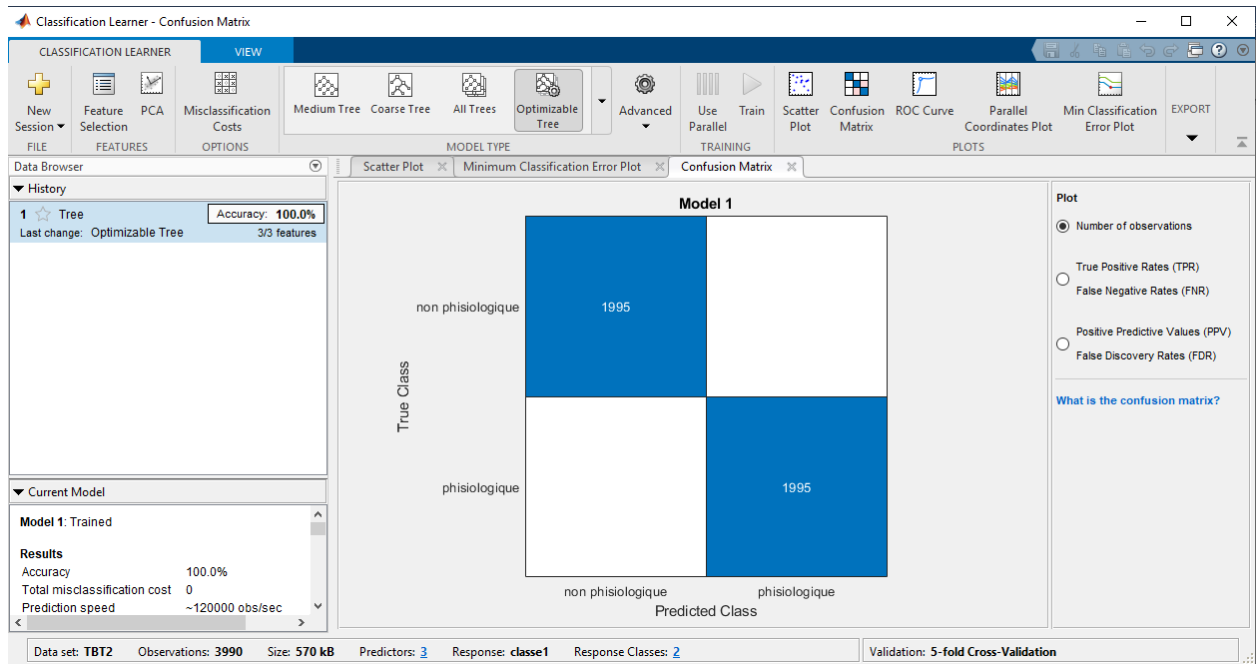


Figure IV-27 : Matrice de confusion (table 3)

Ici nous avons la matrice de confusion, nous pouvons voir que 1995 données ont été classée correctement comme non physiologie, 1995 données a été classée correctement comme physiologie, 0 données physiologie et non physiologie ont été mal classée.

Figure IV-28 : Résultat du test (table 3)

```
test pourcentage physiologique = 100%
erreur pourcentage physiologique = 0%
test pourcentage non physiologique = 99.9498%
erreur pourcentage non physiologique = 0.05015%
```

Ce résultat nous indique que tous les classes physiologies ont été parfaitement classée et que juste 0.05% de classes non physiologie ont été mal classées.

- **Table4 :**

Dans cette table nous avons utilisé l’aplatissement et l’écart interquartile

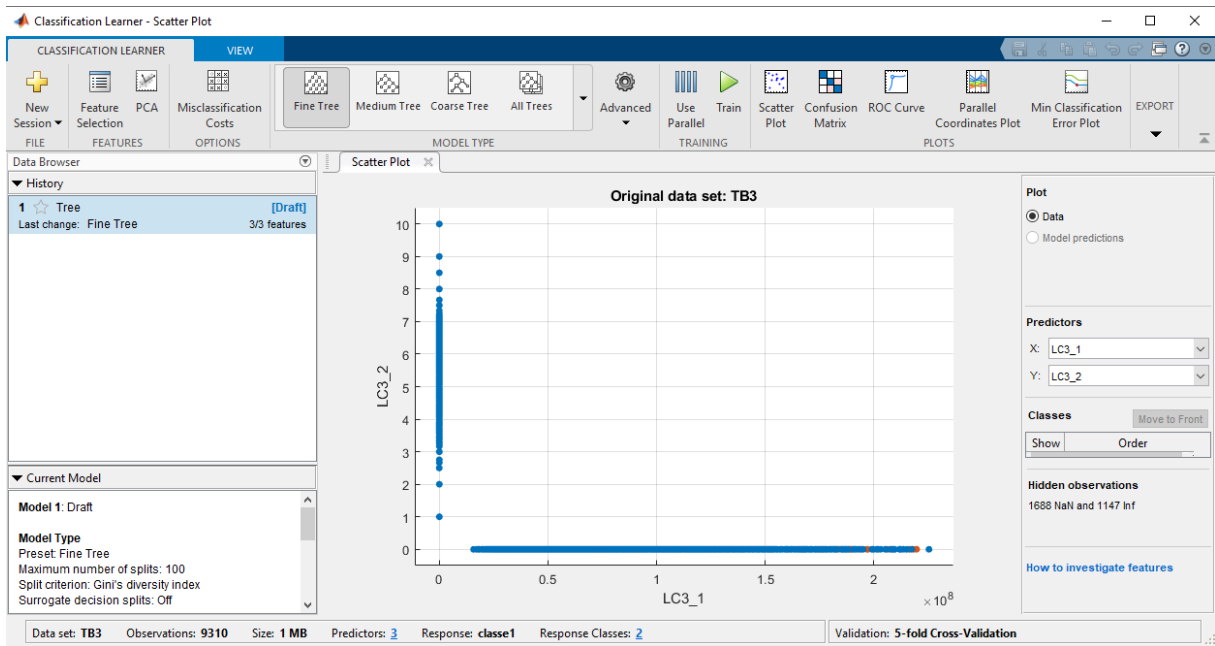


Figure IV-29 : Le nuage de points de caractéristique dans la colonne 1 avec 2(table 4)

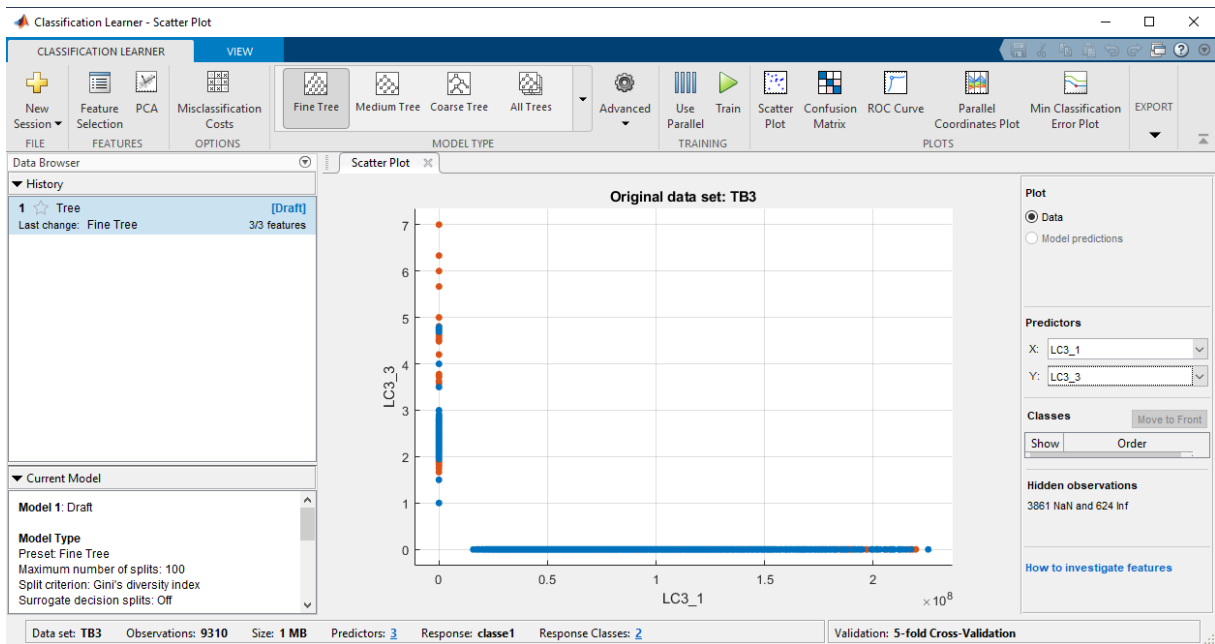


Figure IV-30 : Le nuage de points de caractéristique dans la colonne 1 avec 3(table 4)

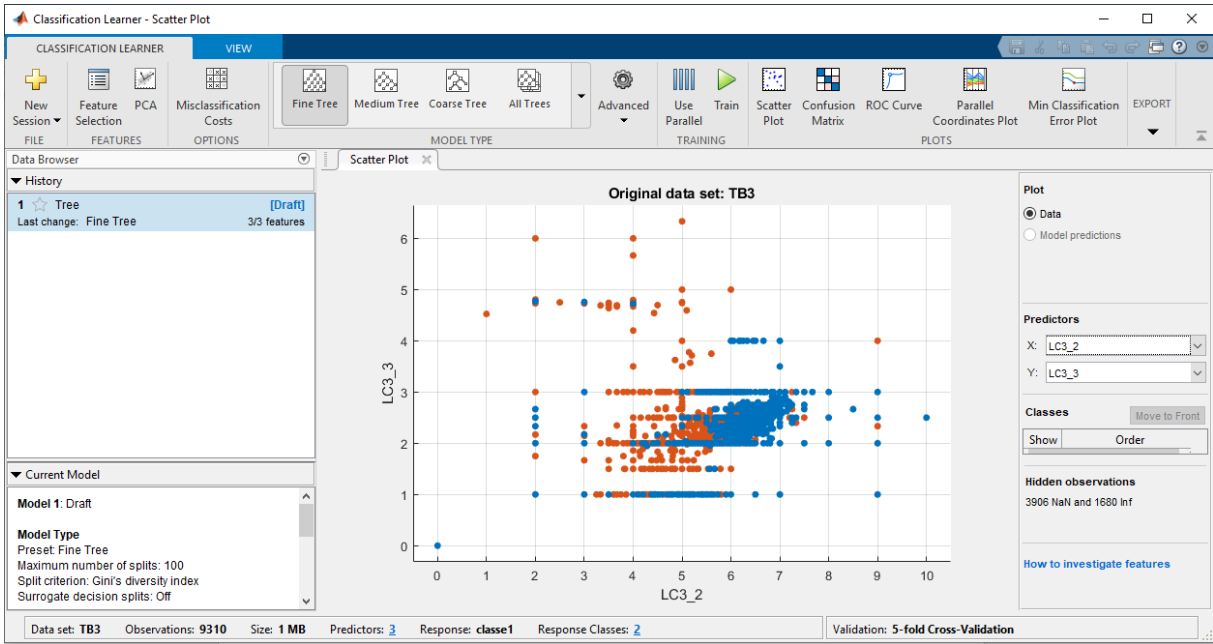


Figure IV-31 : Le nuage de points de caractéristique dans la colonne 2 avec 3(table 4)



Figure IV-32 : L'entraînement de 70% (table 4)

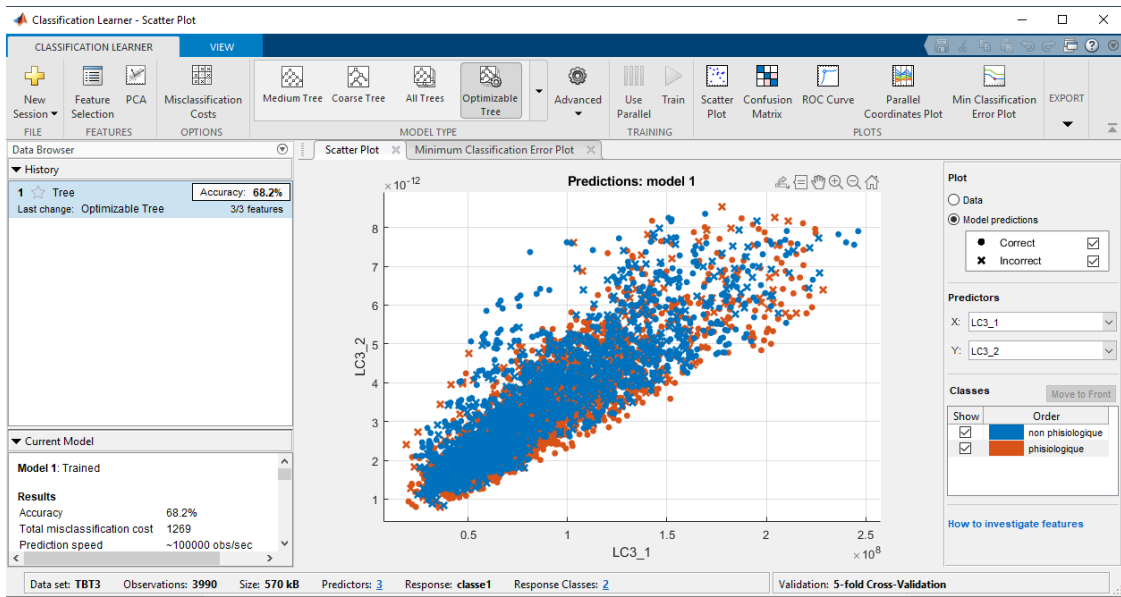


Figure IV-33 : Après Le test sur le 30% (table 4)

Une fois que le modèle est entraîné, nous pouvons voir que la précision est de 68.2%, Ce qui signifie que c'est le pourcentage le plus bas que nous ayons obtenu.

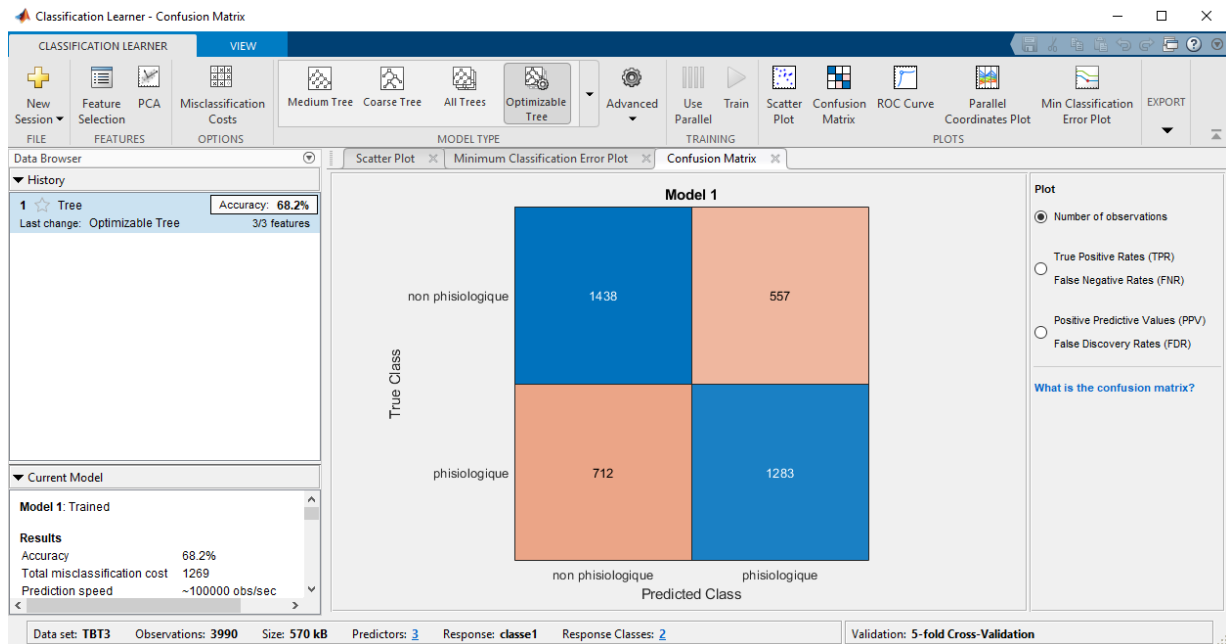


Figure IV-34 : Matrice de confusion (table 4)

Ici nous avons la matrice de confusion, nous pouvons voir que 1432 données ont été classée correctement comme non physiologie, 712 données de physiologie ont été classées à tort comme non physiologie 1283 données a été classée correctement comme physiologie, 557 données non physiologiques ont été classé à tort comme physiologie.

Figure IV-35 : Résultat du test (table 4)

```
test pourcentage physiologique = 76.1785%
erreur pourcentage physiologique = 23.8215%
test pourcentage non physiologique = 52.5577%
erreur pourcentage non physiologique = 47.4423%
```

Ce résultat nous indique que 76% de classe physiologie et 53% de classe non physiologie ont été bien classifiés, 24% de classe physiologie et 47% de classes non physiologie ont été mal classifiés.

En comparant les résultats des 4 tables et comme montre la figure (4-20) les mesures du facteur de crête et de l'asymétrie nous donnent un très bon moyen de juger la différence entre les éléments physiologie et non physiologie, ce résultat est à cause de la fonction puissance qui est appliqué sur les trois vecteurs (pression, débit, la zone luminal) ce qui nous donne des signaux de puissance, Et ce dernier, lorsque nous lui avons appliqué ces deux fonctions, nous a donné des points physiologie et non physiologie qui sont pas superposés, ce qui veut dire qu'il y a une différence entre les deux, cette différence était très élevée, ce qui nous a donné un taux parfait sans erreur.

IV-4 COMPARAISON :

L'arbre de décision est la technologie la plus ancienne et la plus simple. Elle s'appuie sur un algorithme qui adapte lui-même le système à partir des retours faits par l'humain. La mise en place de cette technologie implique l'existence de données organisées. Le système est ensuite alimenté par des données structurées et catégorisées lui permettant de comprendre comment classer de nouvelles données similaires. En fonction de ce classement, le système exécute ensuite les actions programmées. Il sait par exemple identifier si un signal est physiologie ou non physiologie et classer les données dans le dossier correspondant.

Après une première phase d'utilisation, l'algorithme est optimisé à partir des feedbacks du développeur, qui informent le système des classifications erronées et lui indiquent les bonnes catégories.

Le réseau de neurone n'a pas besoin de données structurées. Le système fonctionne à partir de plusieurs couches cachées qui combinent différents algorithmes en s'inspirant du cerveau humain. Ainsi, le système est capable de travailler à partir de données non structurées.

Cette approche est particulièrement adaptée pour les tâches complexes, lorsque tous les aspects des objets à traiter ne peuvent pas être catégorisés en amont. Le système du réseau de neurone identifie lui-même les caractéristiques discriminantes. Dans chaque couche, il recherche un nouveau critère spécifique de l'objet, qui sert de base pour décider de la classification retenue pour l'objet à la fin du processus.

Tandis que l'arbre de décision fonctionne à partir d'une base de données contrôlable, le réseau de neurone a besoin d'un volume de données bien plus considérable. Le système doit disposer des milliers d'entrées pour donner des résultats fiables.

| | Arbre de décision | Réseau de neurone |
|--------------------------|--------------------------------------|----------------------------------|
| Organisation des données | Données structurées | Données non structurées |
| Base de données | Contrôlable | > 10 mille de données |
| Entraînement | Entraînement par l'humain nécessaire | Système d'apprentissage autonome |
| Algorithme | Algorithme modifiable | Réseau neuronal d'algorithmes |
| Champ d'application | Actions simples de routine | Tâches complexes |

Table 1 : Table indique la différences entre Arbre de décision et Réseau de neurone

IV-5 CONCLUSION :

On a vu dans ce chapitre deux différentes méthodes d'implémentation, le réseau de neurons et l'arbre de décision, on a remarqué que chacun d'eux contient des avantages et des inconvénients, le choix sera difficile et dépendra des résultats qu'on voudra obtenir. Pour un choix de performance, on aura à choisir l'arbre de décision vu qu'il nous a donner une précision de 100% et qu'il a parfaitement classées nos données. Pour un débit de données d'entrées élevées, on aura choisi le réseau de neurone vu que nous avons utilisé tous les attributs dans ce dernier.

Cette étude montre que le réseau de neurone et l'arbre de décision peuvent apporter un soutien appréciable dans la prise de diagnostic. Ils s'avèrent également très efficaces lorsqu'il s'agit de procéder à une classification des signaux de la pression artérielle.

Conclusion générale

L'objectif assigné à ce travail consiste à mettre à la disposition du médecin un outil d'aide dans la prise de décision quant au diagnostic d'une présence possible d'anomalie.

Dans cette perspective, nous avons développé un programme de diagnostic automatique basé sur le réseau de neurones et l'arbre de décision ayant une capacité de discrimination entre les situations de présence et d'absence d'une anomalie. Cette discrimination se fait par référence à une valeur de comparaison obtenue par application de l'algorithme en question après une construction d'une base de données significatif.

L'application expérimentale de cette méthode sur un grand nombre de données permet une confirmation de la validité et de la fiabilité de la technique

Les résultats prouvent que le réseau de neurone et l'arbre de décision peuvent être employés pour améliorer l'interprétation automatisée d'ECG pour la détection des cas non physiologie et un médecin pourrait employer cette approche comme appui à la prise de diagnostic.

Cette étude indique que le réseau de neurone et l'arbre de décision peuvent être utiles comme soutien de prise de diagnostic. Ils ont montré qu'ils sont des dispositifs très intéressants pour la reconnaissance des formes et très efficaces pour la classification des signaux.

Bibliographie

- [1] : https://fr.wikipedia.org/wiki/Appareil_cardiovasculaire
- [2] : https://fr.wikipedia.org/wiki/Appareil_cardiovasculaire
- [3] : <http://www.ikonet.com/fr/ledictionnairevisuel/static/qc/coeur>
- [4] : https://ressources.unisciel.fr/physiologie/co/grain1a_4.html
- [5] : http://campus.cerimes.fr/cardiologie-et-maladies-vasculaires/enseignement/cardio_1/site/html/2_3.html
- [6] : <https://training.seer.cancer.gov/anatomy/cardiovascular/blood/classification.html>
- [7] : <https://www.afblum.be/bioafb/coeur/coeur.htm>
- [8] : <https://www.alloprof.qc.ca/fr/elevs/bv/sciences/les-circulations-systemique-et-pulmonaire-grande-s1274>
- [9] : http://campus.cerimes.fr/semiologie-cardiologie/enseignement/cardiologie/site/html/2_2.html
- [10] : https://fr.wikipedia.org/wiki/Pression_art%C3%A9rielle
- [11] : https://fr.wikiversity.org/wiki/Pression_art%C3%A9rielle,_une_grandeur_r%C3%A9gul%C3%A9e/La_stabilit%C3%A9_de_la_pression_art%C3%A9rielle
- [12] : <http://legazier.com/category/anesthesie/feed/>
- [13] : https://www.google.com/url?sa=i&url=http%3A%2F%2Fwww.nord.cemir.fr%2FUserFiles%2Ffile%2Fnord%2Fmodules%2Fcardiovasculaire%2Finterpretation-courbe-pas.pdf&psig=AOvVaw3SYgS_9r1GtP80mD9X86XW&ust=1633636023481000&source=images&cd=vfe&ved=0CAwQjhxqFwoTCMCe3c_GtvMCFQAAAAAdAAAAABAD
- [14] : http://campus.cerimes.fr/cardiologie-et-maladies-vasculaires/enseignement/cardio_3/site/html/4.html
- [15] : https://l.facebook.com/l.php?u=http%3A%2F%2Fintelligence-artificielle-tpe.e-monsite.com%2Fpages%2Fpresentation%2Fdomaines-d-application.html%3Ffbclid%3DIwAR1XwG70_MJODX0fnSMdaWpXSLZ6W_0cMLw3U:njz1LxR5t4T3d65lqKmGE&h=AT0BForIDhrlkff-tIAj-

aL6HoHWs1pNZPjCifdgEVHnBAmqX-
JZBvCxQOcr1IBFv2HfYoXEFicQqLC9Hw5ZDGq99KHaj2RHXIPaIU_2Esa1hLgOTjhxQJ
ORHZEICqoLXqL

- [16] : <https://www.ionos.fr/digitalguide/web-marketing/search-engine-marketing/deep-learning-vs-machine-learning/>
- [17] : https://fr.wikipedia.org/wiki/Perceptron_multicouche
- [18] : <http://depot-e.uqtr.ca/9094/1/032313115.pdf>
- [19] : https://oraprdnt.uqtr.quebec.ca/pls/public/docs/FWG/GSC/Publication/1645/34/1918/1/170011/8/O0000330598_M_moire__d_pot_final_.pdf
- [20] : <https://medium.com/@redouanechafi/data-science-0-0-quest-ce-que-le-machine-learning-fde2b3c5f19f>
- [21] : <https://analyticsinsights.io/apprentissage-supervise-vs-non-supervise/>
- [22] : Touami Chouaib et Yacef Rayane Arsslane, PFE Medical diagnosis system development with the help of shape recognition, 2020