الجمهورية الجزائرية الديموقراطية الشعبية
République Algérienne Démocratique et Populaire

وزارةالتعليم العالي و البحث العلمي
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

Département: Génie électrique Et Informatique Industrielle

Mémoire de fin d'étude en vue de l'obtention du diplôme de
Ingéniorat

Spécialité

Systèmesembarqués

Conception d'un système de contrôle des personnes âgées basé sur la classification des signaux ECG par l'apprentissage profond

Réalisépar
M. AITSIALI Belkacem
M. KASSER Syphax

LesmembresdeJury:

M. ABBADI Belkacem	M.C.B	ENST	Président
Mme BOUCHAMA Samira	M.C.B	ENST	Promoteur
Mme BOULKABOUL Sahar	M.R.B	CERIST	Co-promoteur
Mme BELHACHAT Faiza	M.C.A	ENST	Examinateur
Mme REBAI Karima	M.C.B	ENST	Examinateur

Annéeuniversitaire2021–2022

Remerciements

بسم الله الرحمن الرحيم

نحمد الله حمدا كثيرا مباركا فيه حمدا يليق بجلال وجهه و عظيم سلطانه

الحمد لله الذي بحمده تتم النعم و الصالحات , الحمد لله على النجاح

Nous souhaitons remercier tout le staff du Centre de Recherche sur l'InformationScientifiqueetTechniqueCERISTpourl'accueilquinous aétéréservé.

Nous remercions en particulier Madame BOUCHAMA Samira, pour tout ce qu'ellenous a apporté comme aide, pour son bon encadrement, le temps qu'elle nous a réservé et lesinformations qu'elle n'a pas hésité à nous fournir. Sans ses conseils on n'aura abouti à cerésultat.

Nous remercions aussi, Madame BOULKABOUL Sahar qui nous a encadrés, dirigé,corrigétoutlelongdecetravail.

Nous remercions également, l'ensemble honorable de jurys qui ont bien voulus examiner etvalorisercetravail,ainsiquelecadreadministratif dudépartementgénieélectriquedel'Ecolesupérieure detechnologieetl'ensembledesenseignants.

Enfin nous remercions toutes les personnes qui nous ont aidés de près ou de loin àréalisercetravail.

MERCIAtous

Dédicaces

Jedédiecemodestetravail:

- Amestrèschersparentsetplusparticulièrement Amatrèschèremèrequiat oujoursétéderrièremessuccèsàtraverssonsoutienet sesencouragements
- Amaseulsœur
- Amagrandefamille
- Alamémoire denotrecamarade,KAOUZNOURELHOUDAqui n'estplusparminous
- Jeledédieégalementàmonbinômeainsiqu'àtousmescamarades delapromotion.

Atoutemafamilleettousmesamis,Jevousaime

Belkacem

Dédicaces

Jedédiecemodestetravailà:

- Amestrèschersparents:
Quoiqu'ondise,onnesaurapointvousremerciercommeilsedoitpourtoutcequevousfaitespourvosenfants,sansvous nousseronségarésdanscemonde.

- Atoutemafamille

- Alamémoiredenotrecamarade,KAOUZNOUR ELHOUDAqui n'estplusparminous.

- AmonamietmonbinômeBelkacem

- Atousmescamaradesdeclasses

- Atouteslespersonnesquimesontchers

Syphax

TabledesMatières

Page

Liste desfigures……. i
Listedestableaux…….. iv
Listedesabréviations……. v
Introductiongénérale……. 7

Chapitre1:Généralités

I.1.Introduction……..…… 9
I.2.vieillissementdelapopulation……. 9
I.2.1. Quelquesstatistiques……. 9
I.2.2. Problématiqueliéeauvieillissementdelapopulation……... 11
1.2.2.1. Ladépendance……. 11
1.2.2.2. Lafragilité……..... 12
I.2.3. Lesgérontechnologies :unsoutienauxpersonnesâgées……... 12
I.3. Problèmesdesantéassociésauvieillissement…….. 15
I.4. Anatomieducœuretsignalélectrocardiogramme……..... 15
I.4.1. Anatomieducœurhumain……. 15
I.4.2. Laphysiologieducœur……. 17
I.4.3. L'activitéélectriqueducœur..... 18
I.4.4. Laconductionélectriqueducœur…….. 20
I.4.5. Notiond'électrocardiographie……... 20
1.4.5.1. L'électrocardiogramme…… 20
1.4.5.2. Principedel'ECGencardiologie…… 20
1.4.5.3. OndesetIntervallesdeL'ECG…….. 21
1.4.5.4. Lesanomaliesdétectéesparl'ECG..... 23
I.5. Conclusion…….. 24

ChapitreII:L'apprentissageprofondetautomatique

II.1.Introduction…… 26
II.2.brefsurl'évolutiondelaprogrammation……... 26
II.3.Intelligenceartificielle…… 27
II.3.1.Définition……..... 27
II.4.Apprentissageautomatique……. 27
II.5.Apprentissageprofond…… 28
II.5.1.Définition…… 28
II.5.2.Fonctionnement…… 29
II.5.3.Typed'algorithmed'apprentissageprofond……... 31
II.5.3.1.Réseauxdeneuronesprofond……. 31
II.5.3.2.Réseauxdeneuronesconvolutifs…….. 32
II.6.Travauxconnexes……..... 33
II.6.1.Utilisationdel'apprentissageprofondpourlediagnosticdelamaladiecardiaque 33
II.6.2.Etudecomparative…… 34
II.7.Conclusion……. 37

ChapitreIII:Solutionproposée

III.1. Introduction……..... 40
III.2. Environnementdetravail…….. 40
III.2.1. Googlecolab…….. 40
III.3.Basededonnéesutilisées……..... 40
III.3.1.LabasededonnéesMIT-BIH……... 41
III.3.2.LabasededonnéesCINC……. 43
III.4.Lesbibliothèquesutilisées…… 44
III.4.1.Keras……... 44
III.4.1.1.LesmodulesdeKerasqu'onutilise …….. 45
III.4.2. Numpy…… 46
III.4.3. Scipy…….. 46
III.4.4. Sklearn…… 46
III.4.5. Wfdb……... 46
III.4.5.1.lesprincipalesfonctionsqu'onutilise……. 46

III.5. Preprocessing……. 48
III.6. Lemodèleutilisé……... 51
III.6.1. LeréseauneuronalconvolutifCNN……... 51
III.6.2. L'architecturedumodèle…… 52
III.6.2.1. Premierbloc……..... 52
III.6.2.2. Deuxièmebloc…… 54
III.6.2.3. Troisièmebloc……..... 57
III.7. Trainingdumodèle……... 58
III.8. Réalisation……..... 59
III.8.1. LacarteArduino…… 59
III.8.2. Lecapteur defréquencecardiaque…… 60
III.9. Conclusion……..... 64

ChapitreIV:Résultats,testsetévaluation

IV.1. Introduction…… 66
IV.2. Lesparamètresd'évaluationdumodèle……..... 66
IV.3. Résultatsdutraining…….. 68
IV.3.1. Logicielutilisépourletraining…… 68
IV.3.2. AccuracyetLearningrate…… 68
IV.3.3. Résultatdesclassesetmatricedeconfusion…… 69
IV.3.4.Valeurlossdumodel……. 70
IV.4. Résultatsdelaprédiction…… 71
IV.5. Comparaisondesrésultats…….. 72
IV.6. Conclusion…….. 72

Conclusiongénérale…….. 73
Bibliographie…….. 74
Annexe…… 78

ListedesFigures

Page

FigureI.1 :Esperancedevie dansplusieurspaysdanslemonde…… 10
FigureI.2 :Exemplesdetechnologiespourl'accessibilitéet lacompensation du handicap…… 13
FigureI.3:Systèmeportédedétectiondechute:Vigi'Fall…… 14
FigureI.4:ObjetsconnectésWithings:pèsepersonne,podomètreet tensiomètre..... 14
FigureI.5:L'anatomieducœur. …… 16
FigureI.6:vuedroiteducœur…… 16
FigureI.7:vuegaucheducœur…… 17
FigureI.8:Laphysiologieducœur…… 18
Figure I.9:Anatomieducœur…….. 19
FigureI.10:Lesystèmeélectriquedu cœur……..... 19
FigureI.11:tracéECG…… 21
FigureI.12:l'ondeP…… 22
FigureI.13:l'ondeQRS…… 22
FigureI.14: l'ondeT…… 22
FigureII.1:machinelearning:nouveaumodèledeprogrammation…… 26
FigureII.2:avantagedudeeplearning…… 28
FigureII.3:principederéseaudeneurone…… 29
FigureII.4:réseauavecunseulneurone…… 29
FigureII.5:illustrationd'unefonctiond'activation…… 30
FigureII.6:architectured'unDNN…… 32
FigureII.7:architectured'unCNN…… 33
FigureII.8:l'architectureduCNN1Dproposée…… 37
FigureIII.1:Enregistrement delabasededonnéesMIT-BIH…… 42
FigureIII.2:Exempledeformesd'ondeECG…… 44

FigureIII.3:lalectureusegment(100,1000)durecord100…… 46
FigureIII.4:lacréationd'un recorddetaille900samplesavecfréquence250Hz..... 45
FigureIII.5: nouveausignalcréepar lafonctionwrsamp…….. 47

FigureIII.6:l'affichageaprèsl'utilisationdelafonctionwrsamp…….. 47
FigureIII.7:lalecturedu100emeenregistrement…… 48
FigureIII.8:grapheaffichantlespeaksusparlafonction rdann…… 48
FigureIII.9:formedesdonnesdansdatadict…… 49
FigureIII.10:listedes6classes…… 49
FigureIII.11:forme desdonnesdansdatalabel…… 50
FigureIII.12:lesfichiers générés aveclafonctiondatasaver…….. 50
FigureIII.13:Architecturedubloc1…… 52
FigureIII.14:Résumédepremierbloc…… 53
FigureIII.15:script dupremierblocdumodèle…… 53
FigureIII.16:laformeduResnet…….. 54
FigureIII.17:Architecturedubloc2…… 55
FigureIII.18:Ladivisiondestaillesdevecteurs…… 55
FigureIII.19:Ledoublagedenombredefiltres…….. 56
FigureIII.20:scriptdudeuxièmeblocdemodèle…… 56
FigureIII.21:Architecturedubloc3…….. 57
FigureIII.22:scriptdutroisièmeblocdumodèle…….. 58
FigureIII.23:scriptpourredimensionnerlesdonnées…… 58
FigureIII.24:scriptdudossiermodels…….. 58
FigureIII.25:scriptpourlancertraining…….. 59
FigureIII.26:LacarteArduino…… 59

FigureIII.27:LemoduleECGAD8232…… 60
FigureIII.28:Le montageducapteuraveclacarteArduino…… 60
FigureIII.29:scriptdufonctionnementducapteur…… 61
FigureIII.30:SignalECG obtenuparlecapteur…….. 61
FigureIII.31:lafonctionuploadeddata…… 62
FigureIII.32:scriptdelafonctionpreprocess…… 62
FigureIII.33:scriptcodepourappelerlesfonctions preprocessetuploadedData..... 63
FigureIV.1:les4cassousformed'unematrice2x2…… 66

FigureIV.2:AUC(airesouslacourbeROC)…… 67

FigureIV.3:trainingsurgooglecolab…….. 68

FigureIV.4:Epoche1…… 68

FigureIV.5:Epoche22…….. 69

FigureIV.6:matricedeconfusionsansnormalisation…… 69

FigureIV.7:lesparamètresd'évaluation…….. 70

FigureIV.8 :lesgraphesquireprésentent lavaleurloss(train,test)enfonction denombred'époches…… 71

FigureIV.9:résultat delaprédictiondusignal41…… 71

FigureIV.10:résultatdelaprédictiond'undeuxièmesignal (103)…….. 72

FigureIV.11:résultatdelacompétition…… 72

ListedesTableaux

Page

TableauII.1:détailsdelabasededonnées«Cleveland»…… 35

TableauIII.1:profildedonnéespourl'ensembled'apprentissage…….. 43

ListedesAbréviations

IA	Intelligenceartificielle
ML	Machinelearning
DL	Deeplearing
KNN	K-Nearest Neighbors
ANN	artificial neuralnetwork
CNN	convolutionalneuralnetwork
DNN	deepneuralnetwork
RNN	recurrentneuralnetwork
RBM	restrictedboltzmannmachine
HMM	HiddenMarkovModel
AE	autoencoder
GAN	Generativeadversarialnetworks
ReLU	RectifiedLinearUnit
RVB	rouge,vertetbleu
FCL	FullyConnectedLayer
LTSM	Longshort-termmemory
1D	1dimensional
2D	2dimensional
ECG	Electrocardiogram
LDL	Low-densitylipoprotein
HDL	High-densitylipoprotein
SVM	SupportVectorMachine
GPU	Graphicsprocessingunit
CUDA	ComputeUnifiedDeviceArchitecture
IDE	IntegratedDevelopmentEnvironment
SDK	softwaredevelopmentkit

WFDB	waveform-database
Numpy	NumericalPython
Scipy	ScientificPython
Resnet	residualneuralnetwork
TP	TruePositive
FP	FalsePositive
TN	TrueNegative
FN	FalseNegative
AUC	AreaUndertheCurve

IntroductionGénérale

Levieillissement rapide dela population implique une évolution du système de soinspourprendreenchargelespersonnesdépendantesdontlaproportionnecessedecroître.
Bien que vieillirne signifie pasnécessairement unemauvaise santé,denombreuxproblèmesdesantésurviennentàmesurequenousvieillissons.Lesmaladiescardiaques sontlesmaladieslespluscouranteschezlespersonnesâgées.L'âgeetlevieillissementnormalmodifientle fonctionnementducœuretdesartères

Ledomainedel'intelligenceartificielleaconnuunecroissancetrèsrapideaucoursdeladernièredécennieetaétéutilisépourautomatiseretfaciliterdenombreuxaspectsdelavie.

Actuellement le domaine médical exige de nouvelles techniques et technologies,afind'évaluer l'information d'une manière objective. Cela est dû aux développements récents dansl'électronique qui a poussél'informatique àun stade de plus en plus avancé. Ceci a permisd'avoirdesmachinesdeplusenplusperformantespermettantd'exécuterdesalgorithmescomplexesetdetesterdenouvellesapprochesdel'intelligenceartificiellequis'avéraientimpossibles auparavant. Dans ce contexte,l'informatique est devenueunoutil incontournabledanslapratiquemédicalemoderneengénéraleetcommesupportd'aideaudiagnosticenparticulier

L'électrocardiogramme (ECG) estun teststandardpoursurveillerl'activitéducœur.De nombreuses anomalies cardiaques se manifestentdansl'ECG,y comprisl'arythmiequi estuntermegénéralcaractérisantlesrythmescardiaquesanormaux.Labasedudiagnosticd'arythmie est l'identification des battementscardiaquesindividuelsnormaux et anormaux, etleur classification correcte en différents diagnostics, en fonction de la morphologiede l'ECG.Dans le cadre de notre projet de fin d'études nous proposons un système pour la classification dessignauxECGennousbasantsurles techniquesdu DeepLearning

Leprésenttravailsecomposedequatre(04)chapitresorganisés commesuit:

- Lepremierchapitreportesurdesgénéralitéssurlesbesoinssanitairesetsociauxassociés au vieillissement de la population mondialeetunerevuemédicalesurlesignalECGetlecœurhumain
- Ledeuxièmechapitreportesurl'apprentissagedel'ordinateuretlesdifférentestechniquesutilisées: apprentissageautomatique(MachineLearning)etapprentissageprofond (Deep Learning) et les réseaux de neurones et leur utilisation dans le domainemédical
- Dans le troisième chapitre, les outils utilisés, et la solution proposée dans le cadre de notretravail
- Etlequatrièmechapitrenousmettonsenavantlesrésultatsobtenus.

CHAPITREI:

Généralités

I.1. Introduction

Danscepremierchapitre,nousprésentonslesbesoinssanitairesetsociauxassociésauvieillissement de la population mondiale, et passons en revue les approches actuelles utiliséesdansledomainedelagérontologie.Nousproposeronsdesrecommandationsliéesauxperspectives de développement des systèmes de santé utilisant les nouvelles technologies.Parmi ces recommandations, on peut citer lavolonté des gériatres de disposer d'outils d'aideaudiagnosticdes risquesetàla surveillancecontinue.

La deuxième partie de ce chapitre est consacrée à une revue médicale surle signalECG et le cœur humain, nous décrivons l'anatomie du cœur, la physiologie et la fonctionélectrique du cœur, nous présentons aussi les caractéristiques du signal électrocardiogrammeECG.

I.2. Vieillissementdelapopulation

I.2.1. Quelquesstatistiques

Le vieillissement de la population mondiale est un phénomène sans précédent et irréversibledansl'histoiredel'humanité[1].
Selon une étude du Département des affaires économiques et sociales des Nations Unies, lenombre de personnes âgées (60 ans et plus) devrait atteindre 21 % de la population mondialed'ici 2050.Avecun taux decroissanceannuelmoyen de2,4%,ilsdevraientêtreplusnombreux que les jeunes, c'est le cas dans certains pays développés comme le Japon depuis1998[2].
Ce phénomène de vieillissement découle des mouvements de population liés aux progrèsmédicaux et socioculturels, entraînant une augmentation de l'espérance de vie (46 à 66 ans
ausiècledernier).LapopulationâgéevivantenEuropereprésente16%delapopulationeuropéenne totale[3].

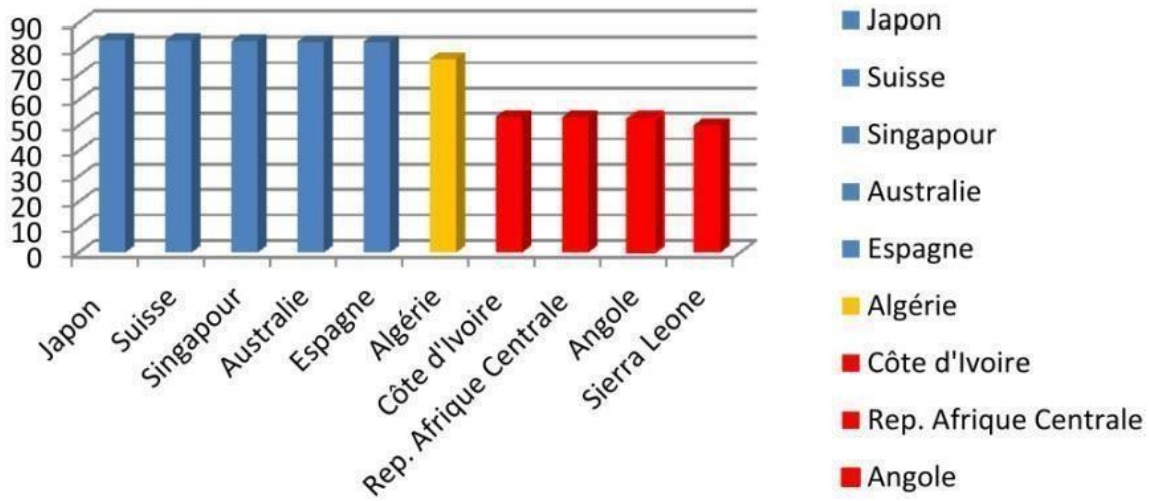
L'Europe occupe la première place devantl'Asie (6,7 % de l'effectif total). En 2010, lespersonnes âgées représentaient 17,4 % de la population de l'Union Européenne (UE), avec unâge moyen de 41 ans [4]. La proportion de la population âgée devraitcontinuer à augmenterdemanière significativeaucours desprochaines décennies
L'Allemagnealaplusforteproportiondepersonnesâgéesetl'Irlandealaplusfaibleproportion de personnes âgées en Europe. La France fait partie des pays européens qui necessent de vieillir. L'âge moyen actuel est de 42 ans, il devrait passer à 43,6 ans d'ici 2040, etselon les dernières données del'INSEE, 23 % dela population a plus de 60 ans, etcepourcentage continueradecroîtrejusqu'en2035.

En Algérie, Le ministre algérien de la Santé a déclaré que la population algérienne âgée de 60ans et plus représente 8,71% de la population totale, avec une espérance de vie de 78 ans (en2020)[9].

C'est réjouissant d'avoir l'espérance de vie positive, mais avec le temps cet optimisme et cefacteur devient une menace de la stabilité de l'économie de n'importe quel pays, si les bonnesdécisionsnesontpasprisespour anticiperleseffetsdevieillissementdelapopulation.
Souvent, nous associons le vieillissement uniquement aux pays développés, mais toutes lesnations sont supportées par ce phénomène naturel, car il suffit d'avoir une forte espérance devie avec unediminutiondesnaissances pouravoirune société vieille.

Engénéral,lespersonnesâgéesouvieillessontlespersonnesdutroisièmeâgesansassistance ; et ceux du quatrième âge les personnes qui ont besoin d'une assistance physique(aide)àpartirde65ans.

Lafigureci-dessous illustrel'espérancedeviedansdesdifférentspays.



FigureI.1:Esperancedeviedans plusieurs paysdans lemonde

Cetteaugmentationprogressivedel'espérancedeviedespersonnesâgéesapoureffetd'augmenter les dépenses publiques de santé liées au vieillissement, à la perte d'autonomie, etauhandicap.
Bien que l'espérance de vie soit en constante augmentation, vivre plus longtemps n'est passynonyme de bien vieillir. Il est intéressant de se poser la question suivante: quel estlenombre d'annéessupplémentairesvécues enbonnesanté?
A travers cette question, on introduit une notion importante, l'espérance devie en bonnesanté. Cette notion associe la qualité de vie au nombre d'années vécues,c'est-à-direlenombre d'annéesvécues sansincapacité(sanslimitationd'activités).

I.2.2. Problématiqueliée auvieillissementdelapopulation

1.2.2.1. Ladépendance

Ladépendanceestdéfiniecommel'incapacitétotaleoupartielled'unepersonneâgéeàaccomplircert ainsactesessentielsdelaviequotidienne,sansl'aided'unetiercepersonne.
Cettedéfinitionestbaséesurlescritèresinstitutionnelsetscientifiquescitésci-dessous[5] [6]:

- Critères de dégradation des fonctions physiques (ex: marcher), sensorielles (ex:voir), ou cognitives (ex: s'orienter). La dépendance est fonction non seulement del'étatdesantéde lapersonnemaisaussidesonenvironnementmatériel.
- Critères de limitation d'activités, qui doivent être évalués par rapport à la capacitéde la personne à effectuer ses activités de la vie quotidienne (*AVQ* ou *ADL* enanglaispour*ActivityofDailyLiving*).
- Critèresdebesoind'aideoud'assistance.

Il existedoncplusieursgrillesréglementairespermettantdemesurerladépendancedespersonnes âgées. Il s'agit notamment du réseau français AGGIR (Autonomie GérontologiqueGroupesIso-Ressources),quiévaluelescapacitésdespersonnesâgéesàeffectuerseule.
10 activités de base dites de discrimination (se lever, s'habiller, marcher,ETC). Parmi cescritères discriminants, on note deux activités de nature cognitive : la cohérence et "savoir sepositionner"dansletemps.

Sur la base de cette évaluation, les individus sont classés répartis en 6 groupes GIR "GroupesIso-Ressources",duGIR1auGIR6[7].

- **GIR 1** : les personnes confinées au lit ou au fauteuil ayant perdu leur autonomiementale, corporelle, locomotrice et sociale qui nécessitent une présence indispensableetcontinued'intervenants.
- **GIR 2 :** les personnes confinées au lit ou au fauteuil dont les fonctions mentales nesont pas totalement altérées et qui nécessitent une prise en charge pour la plupart desactivités de la vie courante, ou celles dont les fonctions mentales sont altérées mais quiontconservéleurs capacitésmotrices.
- **GIR 3 :** les personnes ayant conservé leur autonomie mentale, partiellementleurautonomielocomotrice,maisquinécessitentquotidiennementetplusieurs foisparjourdesaides pourleurautonomiecorporelle.
- **GIR 4 :** les personnes qui n'assument pas seules leur transfert mais qui, une foislevées, peuventsedéplaceràl'intérieurdulogement.Ellesdoiventêtreaidéespourlatoiletteetl'hab illage.
- **GIR5 etGIR6:**lespersonnespeuoupasdépendantes.

L'allocation personnalisée d'autonomie (*APA*), créée en 2002, est destinée aux personnesâgées de 60 ans et plus, classées en GIR 1 à 4, résidant à domicile ou en établissementspécialiséetconfrontéesàdessituationsdeperted'autonomie.
Ellepermetlapriseencharged'aidesetde servicesdiversifiés.

Début 2012, on comptait 1,2 million de personnes dépendantes, en référence au nombre debénéficiairesdel'APA.Lenombredepersonnesdépendantesdevraitaugmenterprogressivement pouratteindre2,3millionsen2060,soitdeuxfoisplusqu'en2012[3].

Cependant, cette croissance associée à la croissance démographique au-delà de 80 ans auratendanceàdiminueraprès2045,etlamajoritédelapremièregénérationdes«baby-boomers » disparaîtra [10]. Dans ce cas, les personnes âgées dépendantes pèseront lourdement surcelles en âge de travailler (15-64 ans), compte tenu des dépenses sociales associées à leurssoins, avec des implications pour la croissance économique, l'épargne, l'investissement, laconsommation,lemarchédu travailetdeseffetsprévisibleslessurlemarchédutravail.
En 2010, les dépenses liées à la dépendance étaient estimées à 34 milliards d'euros [11]. Ledéfiàreleverestdegarderlespersonnesâgéesàlamaison.Cemaintienpermetnonseulement une meilleure prise en charge (environnement habituel), mais réduit également lecoût de la prise en charge en établissement professionnel, améliorant ainsi les conditions detravaildes soignants.

Des politiques nouvelles doivent donc être définies et mises en œuvre pour permettre cesévolutions des systèmes de santé, notamment en intervenant en amont de la dépendance. Cespolitiquessont:

- Développerlaprévention delaperted'autonomietoutaulongdelavieenvisantunvieillissem ent«enbonnesanté»delapopulation,
- Adapterl'habitatetlecadredevieauxévolutionsdémographiques,
- Soutenirlesinnovationstechnologiquesauservicedel'autonomie.

1.2.2.2. Lafragilité

La fragilité chez les personnes âgées est un concept émergentdéveloppé aux Etats-Unis [12]et repris en France par le Gérontopôle du CHU de Toulouse. Elle est définie comme un état devulnérabilité consécutif à une diminution des réserves fonctionnelles des multiples systèmesphysiologiquescomposantl'organisme[13].
*Fried*etal[ref]considèrentlafragilitécommeunsyndromecliniquecaractériséepar:

- Lapertedepoidsinvolontaire,
- Labaissedeladépensecalorifique hebdomadaire(kcal/semaine)
- L'affaiblissementphysique(forcedepréhension)
- Labaissedelavitessedemarche
- Labaissed'activitéphysique.

Sur la base de ces critères, trois états d'une personne peuvent être identifiés : robuste (aucuncritère),pré-fragile (1ou2critères)etvulnérable(3critèresouplus).
La plupart des gériatres considèrent la fragilité comme un état précoce de dépendance ou deperte d'autonomie [12] [15]. Aujourd'hui, cependant, il n'y a pas de définition institutionnellede cesyndrome[14].

I.2.3. Lesgérontechnologies:unsoutienauxpersonnesâgées

Latechnologieduvieillissementappeléeaussi«gérontechnologie»estunenouvellediscipline dédiée à l'utilisation des nouvelles technologies dans le domaine du vieillissement.Cestechnologiespeuventrépondreàlaplupartdesbesoinsexprimésparlespersonnes âgéeset ontla capacitéde compléteretd'améliorerla productivité dessoignants.

Ledéploiementdecestechnologiesàdomicileoueninstitutionpermetdecréerunenvironnementquis ertlasanté,lasécurité,leconfort,lamobilité,l'accessibilité,lacommunication, les loisirs et le travail des personnes âgées. À domicile, les soignants peuventégalement utiliser ces technologies pour établir des moyens de communication, d'évaluation,d'interventionetdesurveillanceàdistance[16][17][18].

Demanièregénérale,latechnologiegériatriqueestdiviséeensixcatégories:

- **Technologies de l'Information et de la Communication (TIC) :** elles s'appuient surles développements récents dans les domaines de l'informatique, des multimédia, del'Internet,del'audiovisueletdestélécommunications.LesTICpermettentàlapersonne âgée de maintenir un lien avec ses proches, l'aidant et le médecin traitant(téléphonie,visiophonie,réseauxsociaux,télémédecine).Ellesdonnentaccèsausavo ir et à la culture (Internet), et permettent désormais d'y participer depuis sondomicile (Web2.0).

- **Technologies pour la mobilité personnelle et le transport :** ce sont principalementdessystèmesdelocalisationetdenavigation.Enenvironnementextérieur,lan avigation automobile ou pédestre est basée majoritairement sur la technologie GPS.Enenvironnementintérieur,iln'existepasdestandardmaisunemultitudedesystèmesb aséssurdifférentestechnologies(radiofréquence,optique,ultrasons,capteursinertiels,etc.)[19]

- **Technologies pour l'accessibilité et la compensation du handicap :** elles permettentàlapersonnequi ades difficultés àsedéplacerdans son environnement, ouensituation de handicap, d'effectuer elle-même des activités. On peut citer le monte-escalier motorisé (Figure), et de manière générale les solutions domotiques permettantau mobilier de s'adapter au handicap. Au niveau de la compensation du handicap, onpeut citer le fauteuil roulant motorisé (Figure), les systèmes de compensation visuelleetauditive(sonotone,implantsrétiniens),larobotiqued'assistanceavecdesbrasrobo tisés ou des robots humanoïdes capables d'effectuer des tâches à la place de lapersonne[20][21].



FigureI.2:Exemplesdetechnologiespourl'accessibilitéetlacompensationduhandicap

- **Technologies pour le confort :** avec notamment des solutions issues de la domotiquequipermettentderégulerlatempératuredemanièreautomatique(chauffageetcli matisation), ou de contrôler les équipements ménagers à distance avec planificationdestâches superviséeset/ouautomatisées.

- **Technologies pour la sécurité et la surveillancedes biens et des personnes :**pourla surveillance des biens, on retrouve de manière générale, les détecteurs d'intrusions,caméras de sécurité et systèmes d'alarme. Pour la détection des dangers domestiques,on peut citer les systèmes de contrôle du gaz, fumée, fuite d'eau, cheminée électrique,système coupe-feu, et détecteurs de chute (voir Figure I.3). Certains systèmes récentspermettent de suivre l'état de santé de la personne au quotidien, avec des systèmesembarqués dans l'environnement ou portés par la personne qui peuvent mesurer desparamètres vitaux à même le corps (fréquence cardiaque et respiratoire, température,etc.) ou l'activité de la personne. Enfin, la robotique d'assistance peut également êtreutilisée dans cette catégorie afin de détecter une situation de danger pour la personne,ou confirmer une alerte déclenchée par un autre système (ex : détecteurde chute),avantd'envoyerl'alerteversunservicedesecours[22].



FigureI.3:Systèmedétecteurdechute:Vigi'Fall[23]

- **Technologies destinées à la promotion de la santé :** ces technologies peuvent aider àfaire évoluer les habitudes et le comportement au niveau de l'hygiène de vie. Pourrééquilibrer l'alimentation, il existe des logiciels de diététique qui proposent de faire lebilan des habitudes alimentaires et de s'auto corriger. Pour le soutien à l'exercicephysique, ce sont principalement des podomètres et pèse-personnes connectés, quipermettentà la personne âgée de suivreson activité quotidienne sursmartphone,tablette ou ordinateur. Certains fabricants proposent une gamme complète d'objetsconnectés (Figure), qui peuvent mesurer l'activité, la qualité du sommeil, la pressionartérielle (tensiomètre),oule rythme cardiaquependantuneffort[24]



FigureI.4:*ObjetsconnectésWithings:pèsepersonne,podomètreettensiomètre*

Lesgérontechnologiesontlepotentieldeprotégercontrel'isolement,demaintenirl'autonomie, de renforcer la sécurité et la prise en charge, et par conséquent d'améliorer lesconditionsdeviedespersonnes âgées.

I.3. Problèmesdesantéassociésauvieillissement

Bien que vieillir ne signifie pas nécessairement une mauvaise santé, de nombreux problèmesde santé surviennent à mesure que nous vieillissons. Certains de ces problèmes sont la perteauditive, les cataractes, l'hypertension artérielle, l'arthrite, le diabète, certains cancers. Cesproblèmes peuvent avoir un impact sur notre bien-être. Plus tard dans la vie, divers problèmescompliqués peuventsurvenir, tels que la fragilité, l'incontinence urinaire,les troubles dusommeil,leschutes,l'ostéoporose,lamaladied'AlzheimeretlamaladiedeParkinson.

Les maladies cardiaques sont les maladies les plus courantes chezles personnes âgées. L'âgeet le vieillissement normal modifient le fonctionnement du cœur et des artères. Au fil dutemps,dessymptômescardiovasculaires(troublesdurythmeàl'effort,etc.)peuventsedévelopper. Des facteurs de risque cardiovasculaire majeurs ont également un impact sur lasanté cardiaque des personnes âgées : hypercholestérolémie, tabagisme, diabète, hypertension,obésité abdominale associée à un mode de vie sédentaire, stress chronique associéàlaretraite,etc.

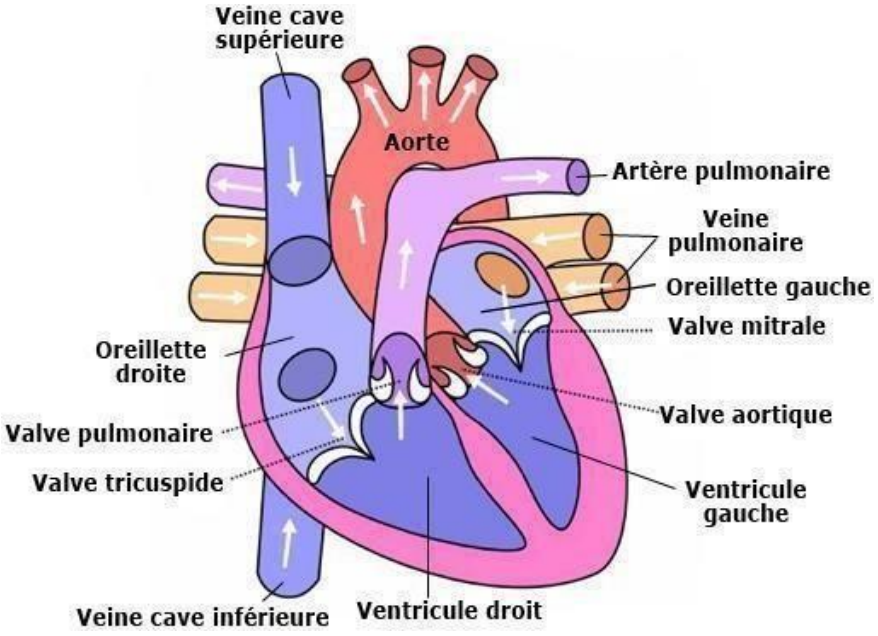
I.4. Anatomieducœuretsignalélectrocardiogramme

I.4.1. Anatomieducœurhumain

Le cœur est un organe musculaire creux en forme de pompe qui assure la circulation du sangdans les veines et les artères. Sa forme ressemble à un cône inversé (sa base monte et à droite,etsonsommetdescendetàgauche).

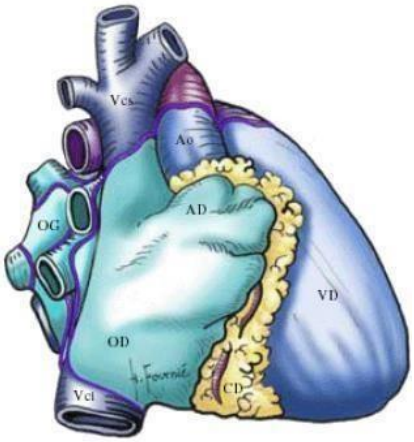
Le cœur est situé dans le médiastin, au milieu du thorax, délimité par les poumons, le sternumet la colonne vertébrale. C'est un peu à gauche du centre de la cage thoracique. Le cœur d'unmâle adulte pèse environ 300 grammes et celui d'une femelle 250 grammes. Il est capable depropulser4à 5litresdesangparminuteaurepos.

Le cœur est considéré comme une pompe musculaire, divisée en quatre chambres : deuxoreillettes et deux ventricules (Figure 1), qui transportent le sang vers toutes les cellules ducorps. L'oreillette droite et la paire de ventricule gauche constituent respectivement les cœursgauche etdroit[28].



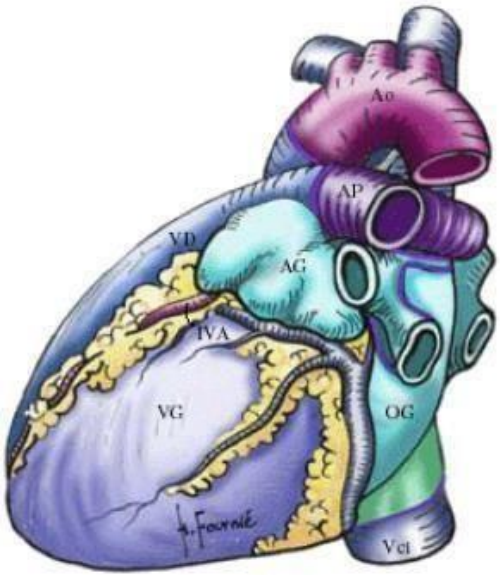
FigureI.5:L'anatomieducœur.

Le côté droit du cœur se compose principalement de l'oreillette droite (OD), ou oreillettedroite, qui reçoit la veine cave supérieure (VCS) au-dessus et la veine cave inférieure (VCI)ci-dessous, et s'étend au-dessus et en avant par l'oreillette droite (UN D). Derrière l'oreillettedroite, le bord postérieur droit de l'oreillette gauche (OG) émerge, recevant les deux veinespulmonaires droites, supérieures et inférieures. Au-dessus de l'oreillette gauche et derrière laveine cave supérieure, et en dessous de la grande veine azygos, la branche droite de l'artèrepulmonaire apparaît. De face, le ventricule droit (RV) est à peine visible. Il produit des artèrespulmonaires. Entre l'artère pulmonaire et la veine cave inférieure, le côté droit de l'aorteascendante (Ao)apparaît[29].



FigureI.6 :vuedroiteducœur.

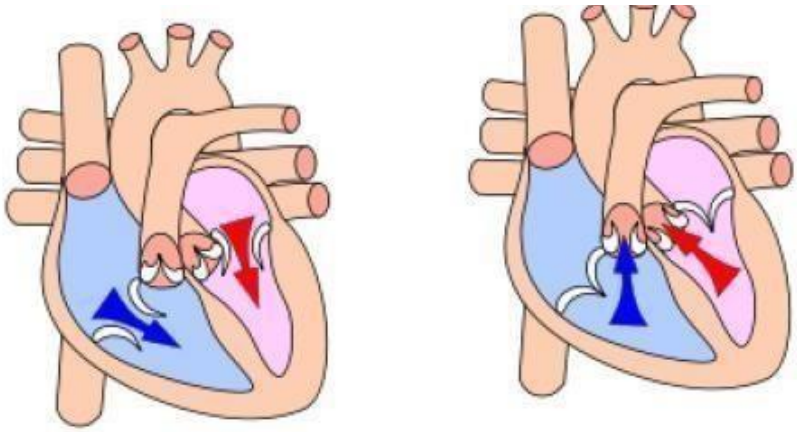
La partie gauche du cœur se compose principalement du ventricule gauche (VG). Devant elleémerge l'infundibulum ventriculaire droit (RV), d'où émerge l'artère pulmonaire (AP), quibifurque en branches gauche et droite, sous l'arc aortique (Ao), et lui est reliée par le ligamentartériel. Derrière le ventricule gauche, l'oreillette gauche (LA), ou le côté gauche de l'oreillettegauche, apparaît, qui reçoit les deux veines pulmonaires gauches et s'étend vers le haut et versl'avant à travers l'oreillette gauche (LA). Dans le sillon interventriculaire antérieur, l'artèrehomonyme (IVA) suit la grande veine coronaire, puis pénètre dans le sillon auriculaire gaucheetseterminedanslesinus coronaire[29].



FigureI.7 :vuegaucheducœur.

I.4.2. Laphysiologieducœur

Lediaphragmeempêchelepassagedirectdusang.Lesvalvesassurentunpassageunidirectionnel coordonné du sang des oreillettes vers les ventricules. Le cœur droit s'appellela veine et le cœur gauche s'appelle l'artère. Les parois ventriculaires sont plus épaisses et leurcontraction est plus importante pour la distribution sanguine contre la résistance artérielle. Lesang manque d'oxygène à travers le corps et pénètre dans l'oreillette droite par trois veines, laveine cave supérieure,la veine cave inférieure etle sinus coronaire. Le sang afflue alors versle ventricule droit. Cela le pompe dans les poumons par l'artère pulmonaire. Une fois que lespoumons ont perdu du dioxyde de carbone et se sont approvisionnés en oxygène, le sangcirculedanslesveinespulmonairesversl'oreillettegauche,oùlesangoxygénépénètredansle ventricule gauche, la chambre de pompe principale conçue pour transporter le sang àtravers l'aorteverstoutes les parties ducorps[29].



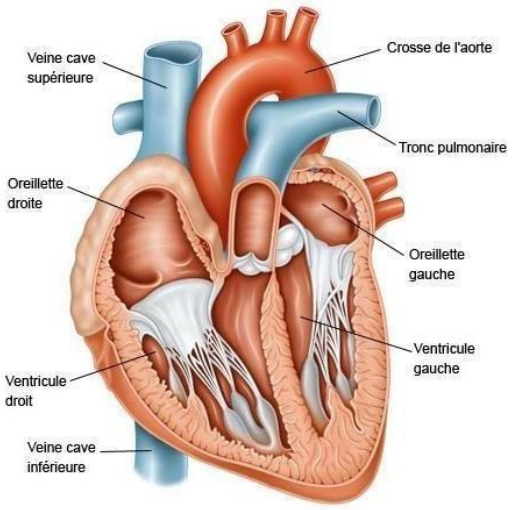
FigureI.8 :Laphysiologieducœur.

I.4.3. L'activité électriqueducœur

Le cœur est un organe possédant un automatisme permettant la contraction et le relâchementpériodique. Certaines de ses cellules, regroupées dans le tissu nodal (ou nœud sinusal), sontresponsables d'un influx électrique se propageant aux cellules cardiaques (myocardiques)avoisinantes.

Le cœur est un ensemble de quatre cavités (deux oreillettes et deux ventricules) entouréesd'une paroi musculaire parcourue de terminaisons nerveuses. Les parois des ventricules sontplus épaisses que celles des oreillettes et, de ce fait, capables de propulser le sang avec plus deforce.

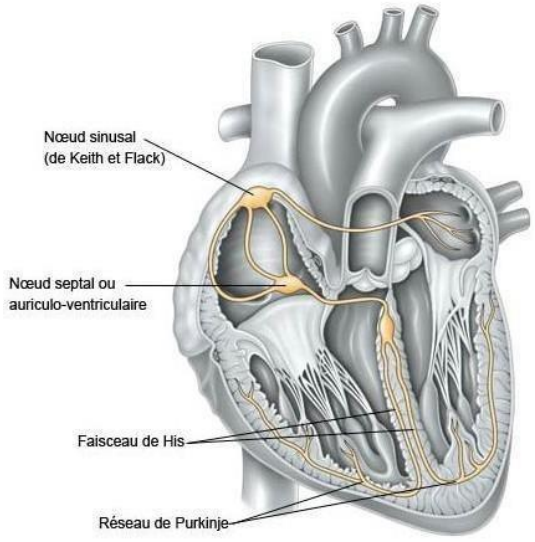
Le cœur agit comme une pompe. Le sang qui vient des muscles et des autres organes (sangveineux) arrive dans l'oreillette droite qui, en se contractant, le pousse dans le ventricule droit.Celui-ci se contracte à son tour pour envoyer le sang veineux vers les poumons. Le sangoxygéné revient dans l'oreillette gauche qui le propulse dans le ventricule gauche. En secontractant fortement, celui-ci envoie ce sang oxygéné dans les organes par le biais d'unegrosseartère,l'aorte.Lescontractionsdesdeuxoreillettes,commecellesdesdeuxventricules,o nttendanceà seproduire enmême temps.



FigureI.9 :Anatomieducœur

Les contractions nécessaires à l'activité cardiaque sont coordonnées par un ensemble de fibresnerveusessituéesdanslesparoisducœuretquifonctionnentdemanièrerelativementautonome, même si leur activité est également sous le contrôle du système nerveux central. Àchaque battement cardiaque, une impulsion électrique (ou « onde ») traverse le cœur. Cetteonde faitcontracterlemusclecardiaque.

Les flux électriques qui parcourent ces fibres nerveuses, ainsi que ceux issus de l'activité desmusclescardiaques,génèrentdefaibleschampsélectriquesquisontcaptésparl'électrocardiograph he (l'appareil qui sert à faire les électrocardiogrammes), viadesélectrodes(descapteursreliésà descâblesélectriques)placéessurle corps.



FigureI.10:Lesystèmeélectriquedu cœur[27]

I.4.4. Laconductionélectriqueducœur

La contraction du muscle cardiaque(ou myocarde) a pour origine la propagation d'une ondeélectrique qui excite les cellules musculaires dans un ordre bien établi afin que la contractionsoitlaplusefficacepossible.Lesystèmespécialiséd'excitation/conductionélectriqueco mprend[25]:

- **Lenœudsinusal(NS):**

L'activité électrique est générée spontanément dans le nœud sinusal qui est situé dans la partiehautedelaparoiintérieuredel'oreillettedroite,auniveauoùdébouchelaveinecavesupérieure[2 5].

- **Lenœudauriculo-ventriculaire(NAV):**

Ralentit l'influx électrique de 0,1 seconde, protégeant ainsi les ventricules contre des rythmessupraventriculaire trop rapides, et transmet l'influx ralenti au Faisceau de His. Faisant parti ducentre d'automatisme secondaire, le NAV peut entraînerla dépolarisation des ventricules àunefréquencede 40à60impulsionsparminute[26].

- **Lefaisceau deHis:**

Il est le prolongement du Nœud auriculo-ventriculaire. Sa fonction première est de diffuserl'influx électrique vers les branches gauche et droite du faisceau de His. Il fait également partidu centre d'automatisme secondaire et peut entraîner la dépolarisation des ventricules à unefréquence de40à60impulsionsparminute.[26].

- **LesfibresdePurkinje:**

Réseau parcourant les ventricules permettant à l'influx électrique de se propager dans lesventricules et de terminer son cheminement. Étant le centre d'automatisme tertiaire, il peut sedéchargerspontanémententraînerlesventriculesàunefréquenced'environ20à40impulsionspar minute[26].

I.4.5. Notiond'électrocardiographie

1.4.5.1. L'électrocardiogramme

L'électrocardiogramme (ECG) est un tracé obtenu par l'enregistrement et la transcription descourants électriques qui parcourent le cœur au cours de chaque contraction cardiaque. Cetexamen classique de la consultation en cardiologie permet de compléter l'examen clinique,avecd'autrestypesd'explorationdufonctionnementducœur(parexemplel'échographie).

Examen sans douleur et sans danger, l'enregistrement électro cardiographique peut être menéencontinusurplusieursjoursgrâceàundispositifportableminiaturisé,leHolter.Lecardiologue peut ainsi détecter et analyser des anomalies occasionnelles qui ne se produisentpasforcémentdurantlaconsultationmédicale

1.4.5.2. Principedel'ECGencardiologie

Il existe deux « types » d'électrodes : les électrodes frontales au nombre de trois (ou quatre,afin d'affiner le signal) se plaçant sur les membres et les électrodes précordiales au nombre desixsepositionnantsurletorse.

Chacunedecesélectrodesenregistreunsignalpositifsil'influxélectriqueserapproched'elles,ouunsignalnégatifsil'influxs'éloigne.

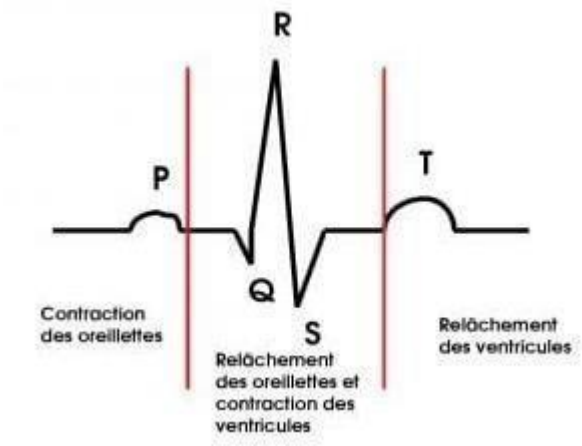
Lesélectrodesfrontalessontpositionnéesauniveaudespoignetsetdeschevillesdupatient.Ellespermettentdereconstituerl'axe électriqueducœurdupatient.

- Si l'axe est dirigé vers le haut et vers la gauche, le patient possède une hypertrophieventriculairegauche(anomaliemorphologiquesecaractérisantparuntropgros ventricule).

- Sil'axeestdirigéverslebasetladroite,lepatientpossèdeunehypertrophieventriculaire droite.

Chacunedecesélectrodesprécordialespermetd'avoirunevuesur unepartieducœur:

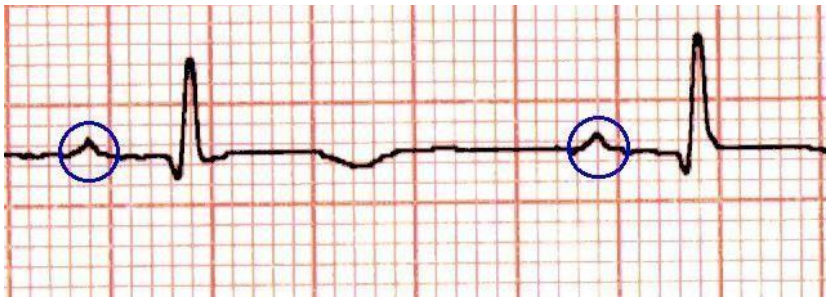
- V1etV2permettentd'étudierleventriculedroit.
- V3etV4explorentlaparoiinterventriculaireetlapointeducœur.
- V5etV6offrentunevisionduventriculegauche.



FigureI.11:tracéECG

1.4.5.3. OndesetIntervallesdeL'ECG

- L'ondeP:
  Elle représente la dépolarisation auriculaire. Cette onde peut être positive ou négative avecune durée de l'ordre de 90 ms. Généralement son observation est difficile, spécialementdans des conditions bruitées. Il faut noter que la repolarisation auriculaire n'est pas visiblesurl'ECGcarelle coïncideaveclecomplexeQRS d'amplitudeplusimportante.

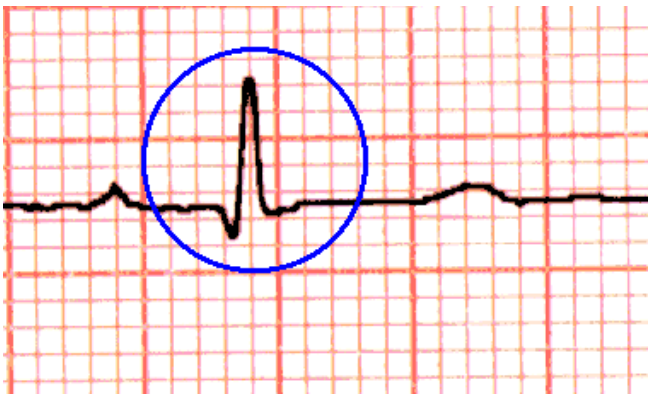


FigureI.12 :l'ondeP

- Lecomplexe QRS:

  Il correspond à la dépolarisation ventriculaire précédantl'effetmécanique de contractionetilpossèdelaplusgrandeamplitudedel'ECG.Ilestconstituédetroisondesconsécutives:

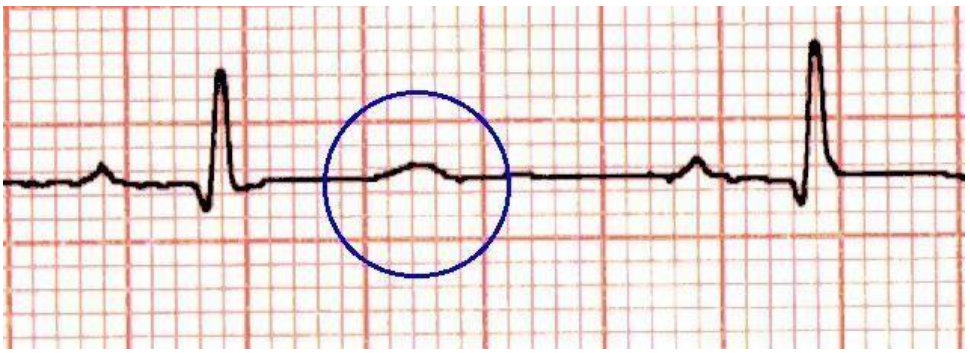
  L'onde Q qui est négative, l'onde R qui est positive dans un ECG normal etl'onde S quiestnégative.Sadurée normale estcomprise entre85et95ms.



FigureI.13:l'ondeQRS

- L'ondeT:

  Elle correspond à la re polarisation des ventricules, qui peut être négative, positive ou biphasique et qui a normalement une amplitude plus faible que le complexe QRS. Bien quela dépolarisation et la re polarisation des ventricules soient des événements opposés,l'ondeTestnormalementdumêmesignequel'ondeR,cequiindiquequeladépolarisation etla repolarisationne sontpas symétriques.



FigureI.14 :l'ondeT

- L’intervalleRR:
  Il estdélimité parles sommets de deux ondes R consécutives etd'où est évaluée lafréquence cardiaque instantanée. Cet intervalle est utilisé pour la détection des arythmiesainsiquepourl'étudedelavariabilitédelafréquencecardiaque.

- LesegmentST:
  Il représente l'intervalle durant lequel les ventricules restent dans un état de dépolarisationactif.Ilestaussidéfinicommeladuréeentrelafindel'ondeSetledébutdel'ondeT.

- L’intervallePQ:
  Il représente l'intervalle de temps entre le début de la dépolarisation des oreillettes et ledébut de la dépolarisation ventriculaire. Il représente le temps nécessaire à l'impulsionélectrique pour se propager du nœud sinusal jusqu'aux ventricules et il est mesuré entre ledébutde l'ondePetledébutducomplexeQRS.

- L’intervalleQT:
  Il représente la durée entre le début du complexe QRS et la fin de l'onde T. Cet intervallereflète la durée de la dépolarisation et repolarisation ventriculaire. En effet sa dynamiquepeutêtreassociéeàdesrisquesd'arythmieventriculaireetdemortcardiaquesoudaine.

1.4.5.4. Lesanomaliesdétectéesparl’ECG

L’enregistrementde l’activité électrique du cœur peut apporter de nombreuses informationsau cardiologue qui les analyse en fonction de l'état de la personne, des symptômes qu'elleressentetd’une éventuelle radiographieduthoraxou d’une échographie ducœur.

L’ECGpermetdedétecterdesanomalies:

- du rythmecardiaque,parexemplelescontractionssurnuméraires(extrasystoles),ouune fibrillationdesoreillettes(unecontractiondésordonnée),
- delaconductiondel’influxnerveuxdanslesparoisducœur,par exempleunblocquiralentitcetteconductiondanscertaines partiesducœur,
- duvolumedecertainespartiesducœur(paroistropépaissesoucavitéstropdilatées),parexemplelorsd’hypertensionartérielllesévère,
- dumusclecardiaque(parexemple, unepartienécroséeaprèsuninfarctus),
- d’irrigationducœur(parexempleuneanginedepoitrineliéeàunrétrécissementdesartèrescoronaires),
- delamembrane quirecouvrelecœur(«péricarde»),
- noncardiaques, comme desdéséquilibresdecertainsélectrolytes(potassiumparexemple) ou des maladies pulmonaires susceptibles d’entraîner des troublescardiaques.

I.5. Conclusion

La protection de la santé physique et mentale des personnes âgées est un enjeumajeur denotre société. L'un des points clés de l'accompagnement des personnes âgées dans la « bonnevieillesse » est de développer le maintien à domicile, mais faute de moyens financiers ethumainsinsuffisants,celaestdevenudifficile.Cettesituationnécessitelesupportdenouvellessolutions,notammenttechniques.

Les avancées dans les domaines de la microélectronique et des réseaux de capteurs permettentdésormais de concevoir de minuscules systèmes connectés que l'homme peutporter dans savie quotidienne. Cela ouvre lavoie au suivi médical des personnes en dehors ducadreclinique et ouvre la possibilité aux personnes âgées de rester chez elles tout en étant suivies àdistance.

Ces dernières années, avec le développement rapide des réseaux de télécommunications etinformatiques,lesexigencestechniquespoursupporterlesplateformesdestinéesauxpersonnesâgées,dépendantesouhandicapéesontconsidérablementévolué.
Cependant,la questiondumaintienàdomicile decespersonnesresteunprojetouvert.

CHAPITRE II:
L’apprentissage profond etautomatique

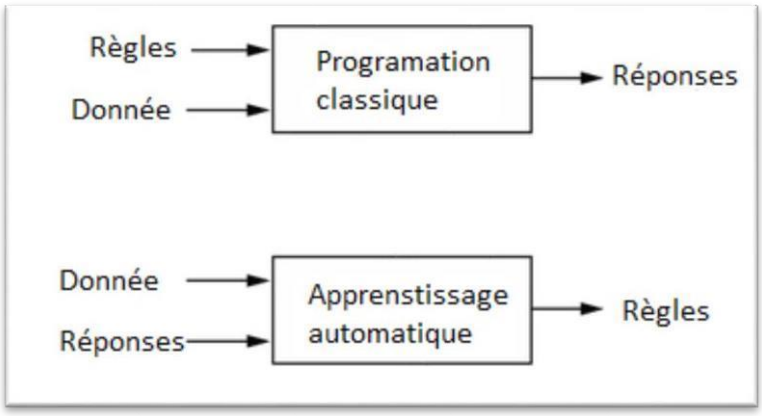
II.1. Introduction

Dans ce chapitre nous abordons l'apprentissage de l'ordinateur et les différentes techniquesutilisées : apprentissage automatique (Machine Learning) et apprentissage profond(DeepLearning)etlesréseauxdeneuronesetleurutilisationdansledomainemédical.

On commence d'abord par un petit historique, puis on donne des définitions et des notions debase sur l'apprentissage profond ainsi les réseaux de neurones. Ensuite, on discute sur lesmodèles qui convient pour résoudre notre problème dans le domaine médical (prédiction desdésordresetdes maladies).

II.2. Brefrappelsurl'évolutiondelaprogrammation

Dans les années 1800, Ada Lovelance, professeur de mathématique a écrit le premieralgorithme pourunemachine[30].
La méthode habituelle de faire un ordinateur fait une tache précise est de demander à unprogrammeur humain d'écrire des instructions dans un ordre définit pour transformerlesdonnées fournies en entrées en des réponses utiles en sortie. L'apprentissage automatique
nesuitpascetteapproche,lamachineestfournieparlesentrées(inputs)etlesréponses(answers) et détermine les règles qui convient [31]. Un système d'apprentissage automatiqueest entrainée plutôt qu'explicitement programmé. Le modèle de l'apprentissage automatiqueest entrainée par plusieurs tuples d'exemple (entrées/sorties), par exemple, si on veut créer unalgorithme qui prédit si une image est un chat ou non on entraine le modèle par plusieursimagesdes chats.



FigureII.1:machinelearning:nouveaumodèledeprogrammation

II.3. Intelligenceartificielle

Plusieursdéfinitionsdel'IAontétéproposéesdepuislesannées1950:
En 1955 John McCarthy était le premier qui a proposé une définition du terme IA, il dit que lebut de l'intelligence artificielle est de développer des machines qui comportent comme si ellesétaientintelligentes.

En 1983 Elain Rich a proposé cette définition plus générale : l'intelligence artificielle estl'étude de la manière d'apprendre aux ordinateurs à effectuer des tâches dans lesquelles leshumainssontmeilleursaujourd'hui.

L'intelligenceartificielleestunescienceinspiréedessystèmesbiologiques(réseaudeneurone) qui essaie d'imiter le cerveau et l'intelligence et le raisonnement humain et cela àtravers l'utilisation des bases théoriques, des algorithmes, des architectures. L'IA est utiliséedans plusieurs domaines (sécurité, médicale,militaire,…). La majorité des applications del'IAsefaitendéveloppantdesalgorithmesd'apprentissageautomatiqueMLetd'apprentissagepro fondDLquisontdessousdomaines del'IA.

II.4. Apprentissage automatique

L'apprentissage automatique estun sous domainede l'intelligence artificielle consacré pourla conception et la réalisation des méthodes qui apprend, ces méthodes s'améliorent en termesde performance dansune tache enlesentrainantparplusde données.

Deux définitions du Machine Learning (ML) sont proposées. Arthur Samuel l'a décrit comme:"le domaine d'étude qui donne aux ordinateurs la capacité d'apprendre sans être explicitementprogrammés".Ils'agitd'uneanciennedéfinitioninformelle.

Tom Mitchell propose une définition plus moderne : "On dit qu'un programme informatiqueapprend de l'expérience E par rapport à une classe de tâches T et à une mesure de performanceP,sisaperformanceauxtâchesdansT,mesuréeparP,s'amélioreavecl'expérienceE."

L'objectif de l'apprentissage automatique est de découvrir les modèles (patterns) dans lesdonnées fournies et essaie de faire des analyse et prédictions pour trouver des solutions. Ilexiste plusieurs types d'apprentissage automatique. Parmi ces types il y a l'apprentissagesupervisé,l'ensembledesdonnéesd'entrainementsontétiquetéesc'est-à-direonsaitàl'avance à quoi devrait rassembler notre sortie correcte, ayant l'idée qu'il existe une relationentrel'entréeetlasortie.Lesproblèmesdel'apprentissagesupervisésontclassésenproblèmes de«régression»etde«classification».

Un autre type est l'apprentissage non supervisé, les données ne sont pas étiquetées, ça nouspermet d'aborder des problèmes avec un peu ou pas d'idée à quoi devraient rassembler nosrésultats.Plusieurs algorithmes sont utilisés, les plus utilisés sont les algorithmesdeclustering(regroupement),anomalydetection(détectiondevaleuraberrante),KNN, …

II.5. Apprentissageprofond

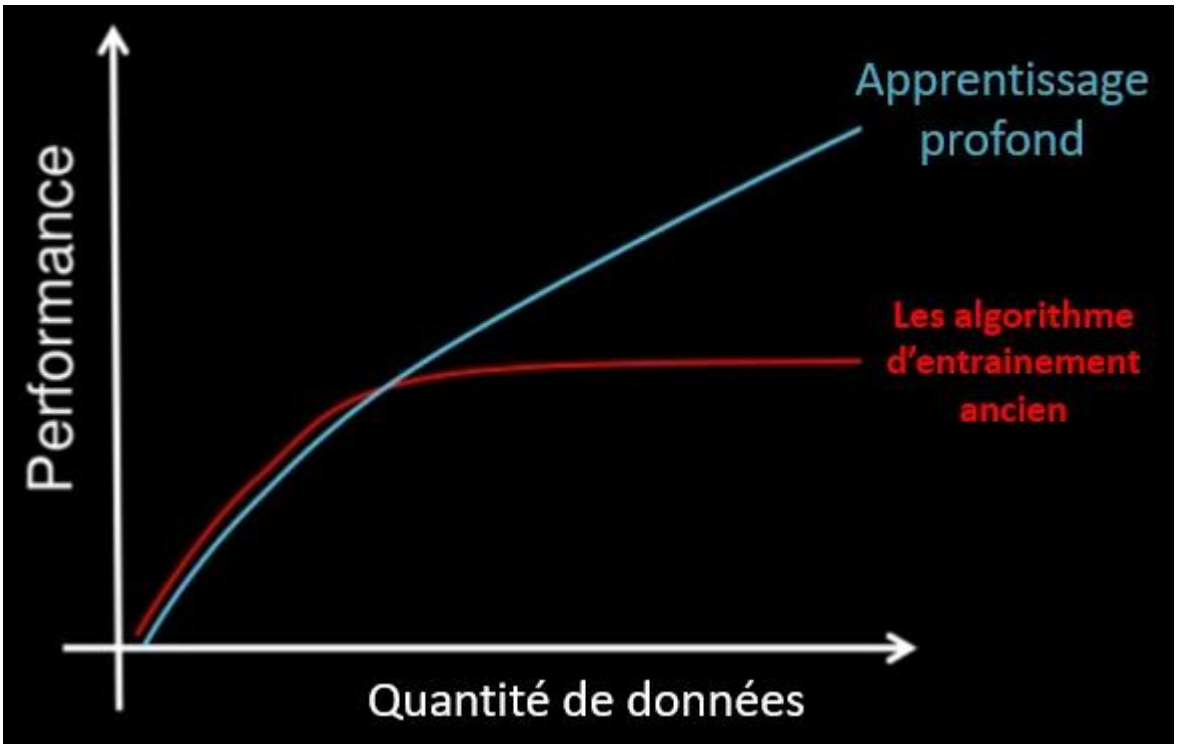
L'apprentissage profond est une partie de l'apprentissage automatique qui a aidé résoudreplusieursproblèmesgrâceàl'évolutiondesunitésde calculesetl'énormequantitédesdonnéesdisponible.

II.5.1. Définition

Une définition est attribuée par (Yann Lucun et Bengio & Hinton) et quidisent :« L'apprentissage profond permet aux modèles informatiques composés de plusieurscouches de traitement d'apprendre des représentations de données avec plusieurs niveauxd'abstraction».

LeDeepLearningouapprentissageprofondc'estunetechniqueissueduconceptdemachinelearning etsebasesurlemodèledes réseaux neurones. L'apprentissageprofondmoderneimpliquesouventdesdizaines,voiredescentainesdecouchessuccessivesdereprésentations,etelles sonttoutesapprises automatiquement àpartirdel'expositionauxdonnéesd'entraînement.

Aufildesannées,avecl'émergencedubigdata etdecomposantsinformatiquesdeplus en plus puissant,les algorithmes de DeepLearninggourmands en puissanceetendonnéesontdépassélaplupartdesautresméthodes[32].



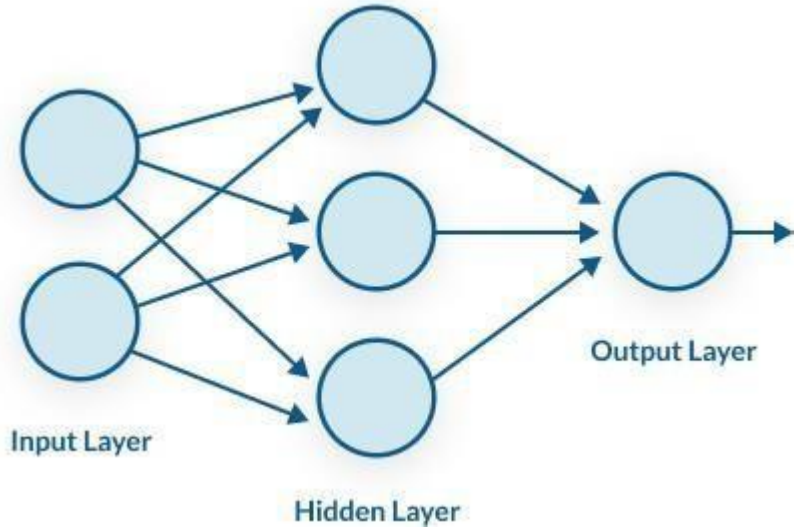
FigureII.2:avantagedudeeplearning

Enutilisantlesanciensalgorithmesd'apprentissage lagrandequantitédedonnéequiestdisponibleneserapasbénéfiqueparcequecesalgorithmessontlimitésenperformance.

II.5.2. Fonctionnement

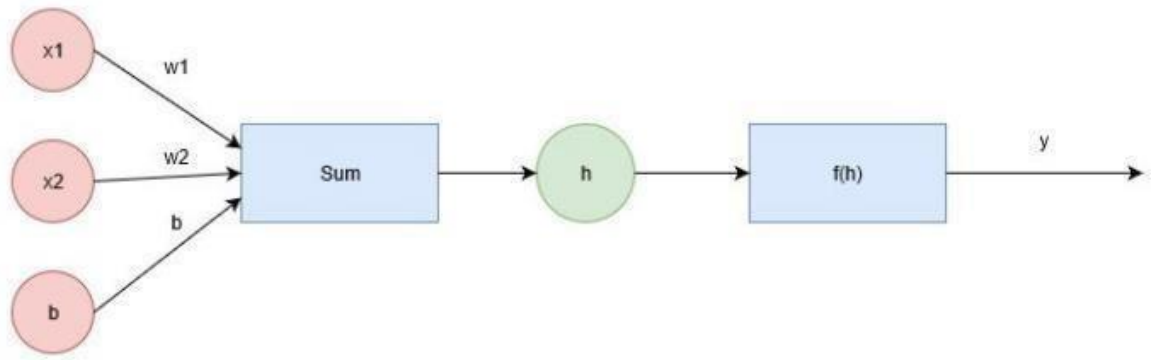
L'apprentissageprofondestbasésurlesréseauxdeneuronesartificiels(ANN),cettearchitecturecomporteplusieurscouches(unecouched'entrée(inputlayer),uneouplusieurscouchescachées(hiddenlayer)etunecouchedesortie(output layer)).Chaquecouchecontientplusieursneurones.Chaqueneuroneestcaractérisé parunpoids etun biai,ce sontles paramètres d'apprentissagequ'àtraversl'entrainementsemettentàjourpouratteindreleursvaleursfinalesàlafin del'entrainement.

Un réseaudeneuronesestungrapheorienté,composéd'unesuccessiondecouchesdontchacuneprendsesentréessurlessortiesdelaprécédente.Chaquecoucheiestcomposée de N(i)unités ouneurones,prenantleursentréessurlesN(i −1)neuronesdelacoucheprécédente[33].



FigureII.3:principederéseaudeneurone

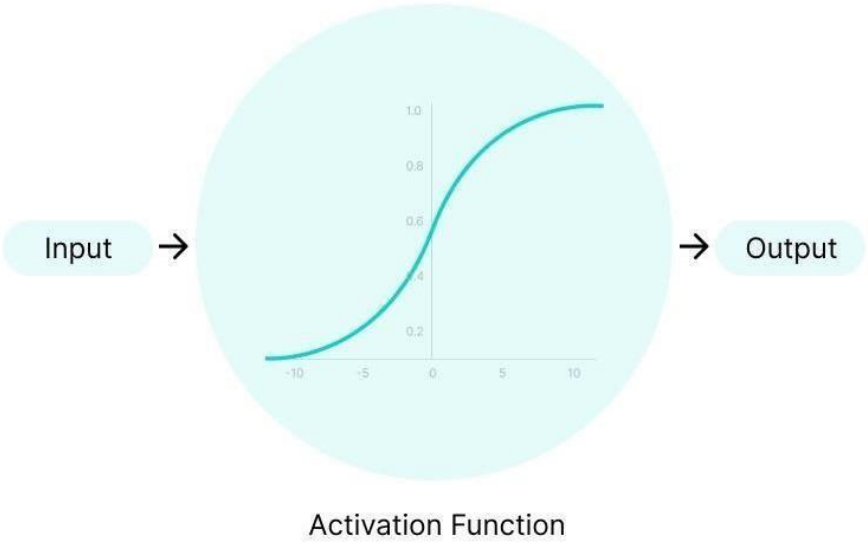
Legrapheci-dessousreprésenteunsimpleréseau,lacombinaisonlinéaireentrel'entréex_i, le poids $w_i$et lebiais$b$etquipasseparlafonctiond'activation$f(h)$quidonnelasortiefinale«y».



FigureII.4: réseauavecunseulneurone

Lasortieestdonnéeparl'équationsuivante: $y=(\sum w_i x_i+b)$
Où$f$estlafonctiond'activation.

Lesfonctionsd'activation



FigureII.5:illustrationd'unefonctiond'activation

Lafonctiond'activationestunecaractéristiquederéseaudeneurone,c'estellequidécidesileneuro neestactivéounon,etdéterminelasortieduneuroneactuel.
Ilexisteplusieursfonctions d'activationetselonlatachedelacouchequ'onchoisitlafonctionquiconvient,ci-dessouslesfonctionsd'activationlesplusutilisées:

- Lafonctionlinéaire:$(x)=x*w$
- LafonctionReLu:$(x)=\max(0,x)$
- LafonctionTanh:$(x)=\frac{\sinh(x)}{\cosh(x)}$
- Lafonctionsigmoïde:$(x)=\frac{1}{1+e^{x}}$
- Lafonctionsoftmax:$(x)=\frac{e^{-\beta x_i}}{\sum_{i=1}^{n} e^{-\beta x_i}}$

OntrouvegénéralementlesfonctionsReLuetTanhdanslescouchescachéesetlesfonctions softmax et sigmoïdesontutiliséesdanslacouche de sortieparce qu'ellesvariententre0et1etc'estcequ'onabesoinparcequelacouchedesortiecalculeuneprobabilité.

Lafonctiondecout

Elle estdite fonction decoutoufonctiondeperte,ellecalculeladifférenceentrel'entréeréelleetlasortiepréditeavecl'algorithme.C'estlafonctionquiàtraversl'entrainementseminimiseetlesparamètreswetbsemettentàjour.

II.5.3. Typed'algorithmed'apprentissageprofond

Ilexisteplusieurstypes d'algorithmed'apprentissageprofond[34],ontrouve:

- Réseauxdeneuronesprofonds(DNN)
- Réseauxdeneuronesconvolutifs(CNN)
- Réseauxdeneuronesrécurrents(RNN)
- LamachinedeBoltzmann(RBM:restrictedmachineofBoltzmann)
- LemodèledeMarkovcache(HMM)
- Lesauto-encodeurs(AE)
- Réseaud'adversairegénératif(GAN)

Parmi ces algorithmes,le CNN et le DNN sont les algorithmesles plus utilisés dans ledomained'analysedesdonnéesmédicalesetladétectiondesmaladiescardiaques.

II.5.3.1. Réseaux

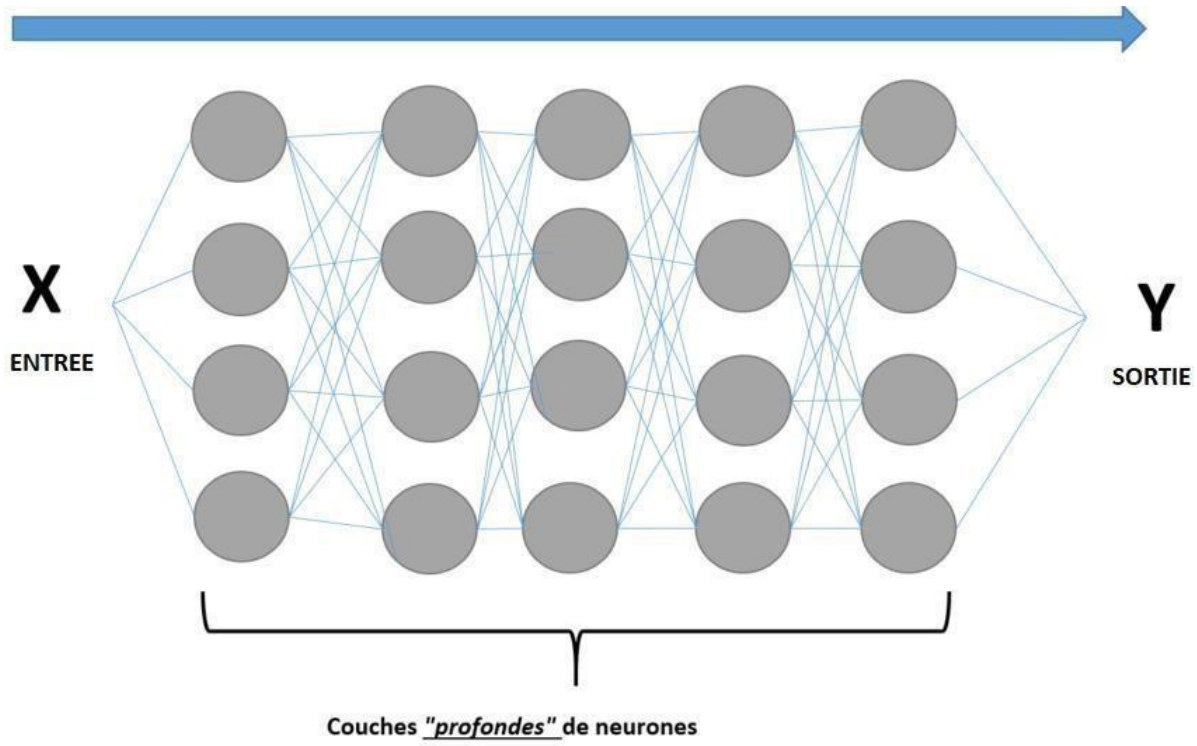
deneuronesprofondsDéfinition

Lesréseauxdeneuroneprofondsontdesméthodespuissantespourlarésolutiondesgrandsproblèmes telsquelareconnaissancevocale,classificationdesimages,onlestrouveégalementdansledomainemédicale.

Hornik (1989) a démontré qu'un réseau neuronal "peu profond"avecuneseulecouchecachéede taillearbitrairepouvaitapproximerune fonctionavecn'importequelniveaude précision. De même, toutefonctionbooléennepeutêtre représentée par uncircuit àdeuxcouchesdeporteslogiques.Cependant,laplupartdesfonctionsbooléennesrequièrent un nombreexponentiel de porteslogiques(par rapportà la talledel'entrée)pour être représentées par un circuità deux couches.Pour celales réseaux de neuronesprofondssontutiliséspourrésoudreleproblèmed'avoirunnombreimmensedeneuronesdansunecouche.L'approched'avoirplusieurscouchesconsécutifsetunnombreraisonnabledeneuronesdanschaquecoucheréduitletempsd'entrainementsignificativement.[35]

Fonctionnement

Ce type d'algorithme se basesurlapropagationenavantetlapropagationenarrièredanslaphased'apprentissage.
Lapropagationenavantcalculelespoids$w_i$etlesbiais
$b_i$en allant de l'entrée vers la sortie etcalculelafonction ducoût,lapropagationenarrièremisàjourlesparamètresd'apprentissageetceprocessusserépètejusqu'àlafindesexemplesd'entrainement.



FigureII.6:architectured'unDNN

L'architecturederéseaudeneuroneprofondestdonnéecommesuit:

- Unecouched'entrée
- Couchescachées(lenombrevarieestfixéparleconcepteur)
- Couchedesortie

II.5.3.2. Réseaux de neurones convolutifsDéfinition

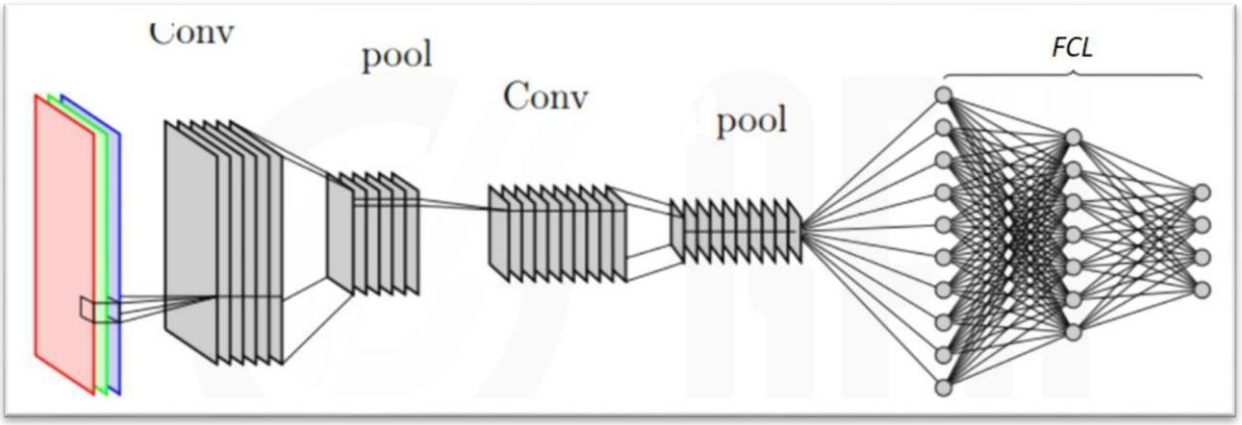
Lesréseauxconvolutifssont untypederéseauneuronalspécialisédansletraitementde données qui ontune topologied'une grille.Lesdonnéespeuventêtreconsidéréescommeunegrille1-D prenantdeséchantillonsdansdes intervallesde tempsréguliers,lesdonnéesd'imagesontconsidéréescommeunegrille2-Ddepixels.

Les réseaux de neurones convolutifs (CNN)estunalgorithmed'apprentissageprofondutiliséprincipalementdanslaclassificationdesimagesetsecaractérisentparlescouchesconvolutivesquicontiennentlescaractéristiquesextraitesdel'entrée.Lesapplicationstraitéesparcetyped'algorithmesontlesapplicationsliéesàl'imagerie,l'analysedesimagesmédicaleetlareconnaissancedelavoixhumaine.

Fonctionnement

UnréseauCNNestcommealgorithmedeDLbasésurl'architecturede réseauneuronalils'appuiesurunehiérarchiemulticouchemaisellesnesontpastoustotalementconnectéescommedanslesDNN pouréviterun problèmequ'on appellelesurapprentissage(Overfitting).

Un CNN résoutleproblèmed'avoirun grand nombredeneuronemiseenjeu,commelesCNNsontspécialisésdansledomainedesimagesquisontgénéralementdesmatrices de 3couleursRVB(rouge,vertetbleu)siuneimagedetaille28*28pixelsesttraitépar unsimpleDNNon aurabesoin28*28*3neuronesenentréeetc'esttropetçaprendbeaucoupdetempsdansletraitement.LesCNNextraientlescaractéristiquesd'uneimageetdiminuentsadimensioninitialesansperdrelescaractéristiques.



FigureII.7:architectured'unCNN

LeCNNestconstruitde4couches(lacouchedesortien'estpaspriseencompte):

- Couched'entrée
- Couchedeconvolution+ReLU
- Couchedepooling(regroupement)
- Couchetotalementconnectée+Softmax
- Couchedesortie

L'opérationdeconvolutionestutilisée pour extraire les caractéristiques(features enanglais)touten gardantl'arrangementspatial despixelsdel'entrée.Lafonctiond'activationappliquéeauxcouchesdeconvolution est ReLU,ensuite la couchePooling réduitlatailledelamatricedecaractéristiqueissuedelaconvolution.
Enfinlaclassificationsefaitsurlabasedessorties des couchesdeconvolutionsetdepoolingenutilisantlacouche totalement connectée(FCL).AceniveaulafonctionSoftmaxestutiliséepourarriveràlasortiefinale[36].

II.6. Travauxconnexes

II.6.1. Utilisationdel'apprentissageprofondpourlediagnosticdelamaladiecardiaque

Lamaladieducœurestunemaladiemortellequiaffectelaviedemillionsdepersonnes danslemonde.Pourcelail y a besoin dedévelopperunsystèmepourladétection précocepouréviterlamortalitécauséparledésordrecardiaque.Il existedesméthodesdedétectiondelamaladieducœurcommel'angiographiemaisc'esttrèscouteuxetçapeutavoirdesréactionsaveclecorpsdumalade.Lacréationd'un

système basé sur l'ordinateur et doté d'un algorithme de ML etDL estune solution quirépondauxbesoinsdesmaladesetdesmédecins[37].

Lediagnosticprécocedesirrégularitéscardiaquesestessentielpour untraitementrapide,quipeutcontribueràstopperl'évolutiondelamaladie et d'autrescomplications,notammentlescrisescardiaques.Afindemettreaupointdesmesurespréventi vesetd'améliorerlessoinsdesantédespatients, les algorithmesd'apprentissageautomatiqueutilisentdesensemblesdedonnéessurlespatientspourrech ercher une détection précocedesmaladies.Lestechniquesd'apprentissageprofondsontdestechnologiesbienconnuesqui aidentlespersonnesdansn'importequeldomaine à estimer lesrésultatspourdesdonnéesinconnuesàpartirdesfaitsdéjàconnus[38].

Plusieurscaractéristiquescliniquespeuventêtreutiliséespourdéfinirlesrisquesdelamaladie.Certain escaractéristiquessontincontrôlablestellesquel'âge,lesexeetl'hérédité,d'autrecommelatensionart érielle sontsouscontrôle.Lesalgorithmesdel'apprentissageprofondutilisentunecombinaisondeplu sieursparamètrespourdéterminersilapersonneestmaladeounon[39].

Ilexisteplusieursalgorithmespourladétectiondelamaladieducœuretchaquealgorithmeutiliseunear chitectureetunecombinaisondedonnéesenentréepourprédire l'état de la personne. Parmilesdonnéesutiliséespouridentifierlamaladieducœurestlesignal ECG,c'estun enregistrementd'unsignal électrique issude l'activitédecœur.Plusieursmaladiecardiaquepeuventêtredétectéesenanalysantcesignal(arythmie s,maladiecoronarienne,lacrisecardiaque, cardiomyopathie). Il existed'autresméthodesquianalysentleson cardiaque (phonocardiograme), cela esteffectuéenutilisantlesalgorithmes LTSM.D'autresalgorithmes utilisent lesréseauxde neurones convolutifs CNN pouranalyserdirectement lesimagesECGpoursavoir silapersonneestmaladeounonetsavoirletypedemaladiecardiaque.

Plusieursrecherchessonteffectuéespourlaprédictionautomatiquedelamaladiecardiaqueen utilisantlesignal ECGsoussareprésentation digital ousousuneformed'imageouenutilisantlacombinaisondeplusieursdonnées.Danscequisuitonvapré senterquelquesrechercheseffectuéesetlesrésultatsobtenus.

II.6.2. Etudecomparative

- Uneétudecomparativedesméthodesd'apprentissageautomatiqueetd'apprentissageprofon dsurlabasededonné«UCIheartdisease»aétéeffectuéedans[38]afindeprédiredeuxclasses.L 'algorithmed'apprentissageprofondaréaliséletauxdeprécisionleplushautdeparmilesautre salgorithmesavec94.2

- MohammedB.Abubaker[40]aproposéune architecture d'apprentissageprofond pour ladétectiondelamaladiecardiaque, unmodèledeCNN2Dquiestentrainéavecdesimages ECGdetaille227*227*3afind'extrairel escaractéristique puis unautrealgorithmed'apprentissageautomatiqueest utilisépourlesclasser en4catégories(personne normale, personne anormale,infarctusdumyocarde,ex-infarctusdemyocarde),lemodèleréaliseune

précision de99.79%quandilestutilisécommeextracteurdecaractéristiqueetun classificateur naïve bayésien sur la base de donnée de test. La détection de lamaladie du cœur danscetteétudesefaiten sebasantuniquementsurl'analysedesimagesECG.

- Dans[37]lesauteursontproposéunenouvellearchitectureCNN1Dpourlaprédictiondesmaladiescardiaques.LesCNNssontconnuespar leurperformancedansletraitementdesimages,danscecasl'informationenentrée(images)est considérébidimensionnelle.Lemodèleproposéutiliseunebasededonnéesunidimensionnelle,cettebasededonnéescontient13caractéristiquescrucialespourlaprédictiondelamaladieducœur.Cescaractéristiquessontconvertiesen unenouvellereprésentation dite« wordembedding» parlacouched'incorporationlasortiedecettecoucheestdonnéauréseauCNN1Dpourl'extraction decaractéristique.Letableausuivantdétaillelesparamètresdelabasededonnées

TableauII.1:détailsdelabasededonnées«Cleveland»

Numéro de paramètre	Paramètrescliniques	Plagedesvaleurs
1	Agedupatient	299-77
2	Sexe	0=Femelle;1=Male
3	Typededouleurthoracique	0=angineatypique1= anginetypique 2=asymptotique3 =pasd'angine
4	Balayageauthallium(THAL)	3=normale 6=fixée 7=effetréversible
5	Tensionartérielle	94-200
6	ExerciceliéaureposquiprovoquedépressionST	0-6.2
7	Tauxdecholestérol	126-564
8	Glycémieàjeun	0si<120 1si>=120
9	RapportECGenétatderepos	0=normal 1= anormalitéd'ondeST-T2=hypertrophieventriculaireg auche
10	Rythmecardiaque	71-202
11	Anginecauséparunexercice	0=non 1=oui
12	Nombredesvaisseauxprincipauxquisontcolorésparfluoroscopie	0-3
13	LegradientdusegmentSTdansdesconditionsd'exercicemaximale	0= penteascendante1=plat 2=pentedescendante
14	Maladiecardiaque	0=Non 1=Oui

Labasededonnéescomporte6attribuesnumériqueset8attribuescatégoriques. L'âgedupatientvariede29jusqu'à79.Desétudespériodiquesontrévéléquelespersonnesâgésplusde 65anssontrarementtouchéparlestroublescardiaques.

Les hommessont plussusceptiblesquelesfemmesdesouffrirdemaladiecardiaque.Onadécouvertquelesfemmesdiab étiquessontplussusceptiblesdesouffrirdemaladiescardiaquesqueleshommesdiabétiques.

Il existe 3 types de douleurs thoraciques. L'angine de poitrineestla douleur thoraciquecausée parl'absencedesangricheen oxygènequi alimentelecœur.L'anginetypiqueestcauséeparladiminutiondufluxsanguinverslemusclecardiaqu e.Lestressémotionnel ou mental provoque une angine atypique.Uneangineatypiquen'estpas unsignedemaladiecardiaque.

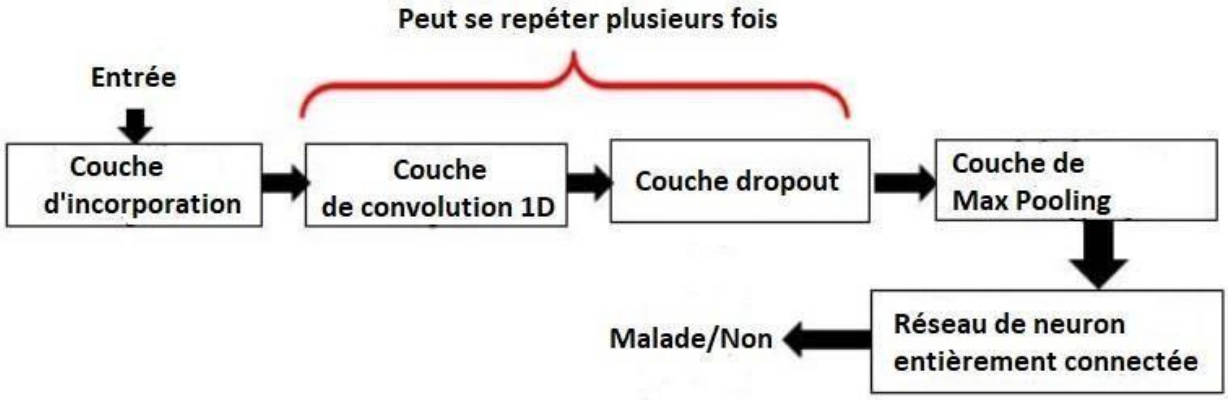
Lapressionartérielleestmesuréeaureposd'unindividuenmillimètresdemercure(mmHg).Lecholest érolsériqueestlaquantitétotaledecholestéroldanslesang.(LDL)estl'abréviationdelipoprotéinedefa ibledensité,parfoisappeléemauvaischolestérol.UntauxélevédeLDLrétrécitlesartères.(HDL)signi fiehautedensitédelipoprotein, parfoisappelécholestéroltolérable.UntauxélevédeHDLréduitlerisquedecrisecardiaque.

Laglycémieàjeunestconsidéréenormalequandelleestmoinsde120mg/dl,hautdelà le corps nerépondpascorrectementàl'insuline.L'augmentationdetauxdesucredanslesangfavoriselamaladi ecardiaque.

Laplagederythmecardiaqueestentre71et202.Uneaugmentationde10%ducardiaqueaugmenteleris quedemortalitécardiaquede20%près.

La durée de la dépression du segment ST est cruciale carlarécupérationaprès un picd'effortse traduitpar une épreuve d'effortECG positive.LegradientdusegmentSTindique la pente dusegmentST.THALdénoteladuréeenminutesd'uneépreuved'effort qui démontre une thalassémie. Lorsqu'il y aunedépressiondusegment STenpente descendante deplus de1mm à60-80mslorsd'uneépreuved'effortECG,celle-ci est considérée comme anormale. La cible est une propriété de classe qui est déclaréecomme étant égale à zéro pour les personnes non malades et àunpourlespersonnesatteintesd'unemaladiecardiaque.

Comme lespropriétésdecetensembledededonnéessesituentdansdifférentesplages,une approche de normalisation est utiliséepourtransformertouslesattributsdanslamême plage.Il soustraittouteslesvaleursdel'attributàlavaleurmoyennedel'attributetlesdiviseparl'écarttypedel'att ribut.
L'architecture proposée utilise2couchesdeconvolution1Davec128filtresdontlataille est de 3. La sortiedeladernièrecouchedeconvolutionpasseparlacouchepooling et réduit latailledelasortie.Lasortiedelacouchepoolingpasseparlacoucheentièrement connectéede256neuronesquiextraitlescaractéristiquesutilespourlaclassification[37].LaFigureII. 8illustrel'architectureproposée.



FigureII.8:l'architectureduCNN1Dproposée

Le modèle proposée atteint une précision de 96.77% surlabasededonnédetestoùd'autrealgorithmed'apprentissageautomatiqueatteintuneprécisiondet estde80.32%(régressionlogistiqueetSVM).

- Laméthodeproposéedans[41]détectelamaladiedecœurenallantdusoncardiaque. Cette méthode utiliseuniquementunappareil mobilepourmesurerlesoncardiaquepuiscesonestétudiépour extraire les caractéristiquesnécessaires afin delesmettre dans un vecteur de caractéristiquesquiestutilisécommeuneentréedel'algorithmed'apprentissage profond, cette méthodeutiliseunalgorithmedetypeDNN.Laméthodeutiliselemodèle séquentielavec4couchescachées.Lacouchedesortieestactivéeparlafonction'softmax' parce qu'elle peutmanipulerplusieursclassesenuneseuleclasseetdevise parlasomme,ce qui donnelaprobabilitéqu'unevaleurd'entréesoitenunclassespécifique.Apreslestestsl'algorit hmeatteint uneprécisionde98%,cequimontrel'effectivitédelaméthodeutilisé.

II.7. Conclusion

Danscechapitre,nousavonsintroduitenpremiertempslatechniquedel'intelligenceartificielleainsis essousdomaines(l'apprentissageautomatiqueetl'apprentissageprofond).Nousnoussommesconce ntrésparticulièrementsurlesréseauxdeneuronesprofondsDNNetlesréseauxdeneuronesconvolutif sCNNsouventutilisédansledomainemédicalpourladétectiondelamaladiedecœur.Deuxièmement, nousavonsprésentélestravauxconnexesetlesalgorithmesutiliséspourladétection de lamaladiecardiaque.Nousavonscitéquelquesméthodesexistantesetlesalgorithmesutilisésdanscha queméthode,nousavonsdétaillé l'unedecesméthodespoursavoirles paramètres utilisésetl'architectureutilisépourarriveraubutdelaméthode.
Il existedesméthodesquiutilisentunseuletypededonnée(image,enregistrementacoustique)etdesm éthodesquiutilisentplusieursentrées(Age,tension,tauxdecholestérol,…).

Le choix d’utiliser un réseau de neuroneconvolutifestdueaufaitquecedernierestfacile à construire etcommenceà donnerde très bonne résultatconcernantTime sériesproblèmesmêmemieuxquelesréseauxRNNetLTSMenutilisantlescouchesdeconvolutionun idimensionnel.Dans leprochainchapitre,nousprésentonslaconceptionetl’utilisationd’unsystemquiutiliseuneméthode d’apprentissageprofondpourrépondreauproblèmeposé.

ChapitreIII:Solutionproposée

III.1. Introduction

Le chapitre précédent contenait des notions sur l'apprentissage profond « Deeplearning », uneforme de l'intelligence artificielle, et c'est la technologie que nous avons utilisé dans notreprojet.

Dans ce chapitre, nous allons présenter notre travail, les outils utilisés, et la solution proposée.Onparleradesbibliothèquesutilisées,etonexpliqueralemodèledetravailutilisé.

III.2. Environnementdetravail

Pourfaire dudeeplearningon a besoin d'un environnementde travail qui contientdesressources graphiques (GPU)et pour cela on a choisi google colab qui nous fournitcesressourcesentravaillantdanslecloud.

III.2.1. Googlecolab

La deuxième solution et laquelle on a choisi est Google colab, sans avoir besoin d'installeraucunlogiciel.

Google Colab ou Colaboratory estun service cloud gratuit, offertpar Google, basé surJupyter Notebook, destiné à la formation et à la recherche dans l'apprentissage automatique.Cette plateforme permetd'exécuterle code Python,d'entraînerdesmodèles de MachineLearning par le biais du navigateur sans avoir besoin d'installer quoi que ce soit sur notreordinateurà l'exceptiond'unnavigateur[42].

En termes plus techniques, Colab est un service hébergé de notebooks Jupyter qui ne nécessiteaucune configuration et permet d'accéder sans frais à des ressources informatiques, dont desGPU

III.3. Basededonnéesutilisées

Pourlaréalisationde notreprojet,ona eurecoursà2basesdedonnées:

- LapremièreestlabasededonnéesMIT-BIHqu'onautilisépourentrainernotremodèle.
- LadeuxièmeestlabasededonnéesCINC,qu'onutilisepourlaprédiction.

III.3.1. Labase dedonnéesMIT-BIH

Achevée en 1980, la base de données surles anomalies du rythme cardiaque (les arythmies)du MIT-BIH a été l'une des premières bases de données introduites dans le domaine. Cettebasede donnéesfournitunegammede testspourévaluerlesdétecteursd'arythmie.

La source des ECG inclus dans la base de données sur les arythmies du MIT-BIH est unensemble de plus de 4 000 enregistrements Holter (voirchapitre 1)à long terme obtenus parlelaboratoired'arythmiedel'hôpital BethIsraelentre1975et1980,dontenviron60%provenaientde patients hospitalisés,et 40% provenaientde patients externes.Les sujetsétaient25hommesâgésde32à 89anset22femmes âgéesde 23à 89ans[43].

La base de données contient 23 enregistrements sélectionnés au hasard dans cet ensemble(numérotés de 100 à 124, y compris certains numéros manquants) et25 enregistrementssélectionnésdanslemêmeensemble(numérotés200à234,aveccertainschiffresma nquants) ; pour inclure une variété de phénomènes rares mais cliniquement importants quine sont pas bien représentés par un petit ensemble d'enregistrements Holter aléatoires. Chacundes48enregistrementsa duréunpeuplusde30minutes.

Le premier ensemble est destiné à servir d'échantillon représentatif des diverses formes d'ondeet artefacts que les détecteurs d'arythmie peuvent rencontrer lors d'une utilisation clinique deroutine.

Une table de nombres aléatoires a été utilisée pour sélectionner les bandes, puis pour ensélectionner des segments d'une demi-heure. Les fragments sélectionnés de cette manière nesont exclus que si aucun des signaux ECG n'est de qualité suffisante ou adéquate pour êtreanalysé pardes expertshumains.

Lesenregistrementsdudeuxièmegroupeontétéchoisispourincluredesarythmiesventriculaires,jon ctionnellesetsupraventriculairescomplexesetdesanomaliesdeconduction. Plusieurs de ces enregistrements ont été sélectionnés parce qu'on peut s'attendre àce que les caractéristiques du rythme, la variation de la morphologie du QRS ou la qualité dusignalprésententdesdifficultésimportantespourlesdétecteursd'arythmie;cesenregistrements ont acquis une notoriété considérable parmi les utilisateurs de la base dedonnées.

Les enregistrements sont numérisés à 360 échantillons par seconde par un canal avec unerésolutionde11bitssuruneplagede10mV.Deuxcardiologuesouplusontannotéindépendammen tchaque enregistrement; les désaccords ont été résolus pour obtenir desannotations de référence lisibles par machine pour chaque battement inclus dans la base dedonnées(environ110000annotationsautotal).

VoicidanslaFigureIII.1deuxexemplesdesenregistrementsdelabasededonnéesd'arythmieMIT-BIH.

Enregistrement 212 (MLII, V1 ; femme, 32 ans)

Médicaments : aucun

Beats	Avant 5:00	Après 5h00	Total
Normal	129	794	923
Droit BBB	334	1491	1825
Total	463	2285	2748

Rythme	Évaluer	Épisodes	Durée
Un rythme sinusal normal	63-108	1	30:06

Qualité du signal	Épisodes	Durée
Les deux propres	sept	29:41
Moins bruyant	3	0:10
Les deux bruyants	4	0:15

Remarques:
Il existe un bloc de branche droit lié à la fréquence cardiaque qui apparaît lorsque la fréquence cardiaque dépasse environ 90 bpm.

Points d'interêts:

0:05 Rythme sinusal normal avec bloc de branche droit
18:42 Bruit
24:21 Fin de RBBB en rythme sinusal normal lorsque la fréquence cardiaque diminue
24:38 Arythmie sinusale
26:45 Bruit
28:46 Début de RBBB en rythme sinusal normal comme le cœur augmentations de taux

Record 100 (MLII, V5; homme, 69 ans)

Médicaments : Aldomet, Inderal

Beats	Avant 5:00	Après 5h00	Total
Normal	367	1872	2239
APC	4	29	33
PVC	-	1	1
Total	371	1902	2273

Ectopie supraventriculaire

- 33 battements isolés

Rythme	Évaluer	Épisodes	Durée
Un rythme sinusal normal	70-89	1	30:06

Qualité du signal	Épisodes	Durée
Les deux propres	1	30:06

Points d'interêts:

11:03 Rythme sinusal normal
25:13 PVC
26:09 APC
27:55 Rythme sinusal normal

FigureIII.2:EnregistrementsdelabasededonnéesMIT-BIH

III.3.2. LabasededonnéesCINC

La base de données CINC : Computing in Cardiology Challenge, est une basse de données quia étéproposé lorsd'unchallenge,le PhysioNet/CinCChallenge2017.

Ce dernier vise à encourager le développement d'algorithmes pour classer, à partir d'un seulenregistrement ECG court (d'une durée comprise entre 30 s et60 s),si l'enregistrementmontre un rythme sinusal normal, une fibrillation auriculaire (FA), une alternative rythme, ouesttropbruyantpourêtreclassé[44].

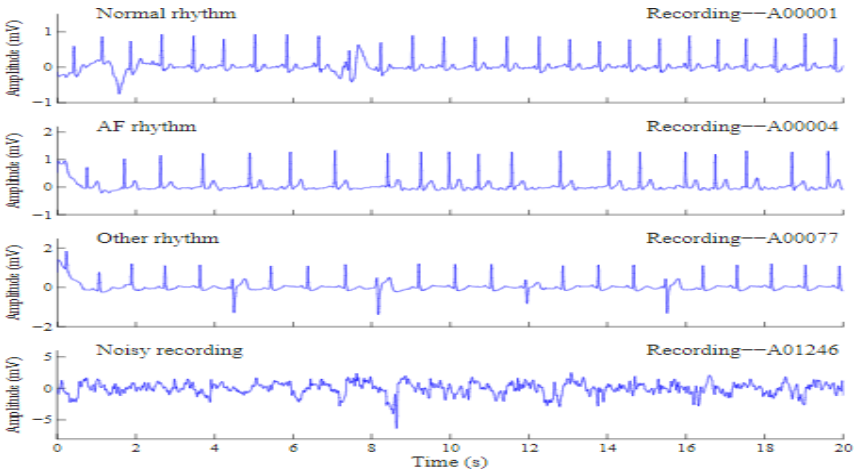
Les enregistrements ECG ont été collectés à l'aide de l'appareil AliveCor ; L'ensemble deformation contient 8 528 enregistrements ECG à dérivation unique d'une durée de 9 s à un peuplusde60s,etl'ensembledetestcontient3658enregistrementsECGdeduréessimilaires.
L'ensemble de test n'est pas accessible au public etrestera privé aux finsdenotationpendantladuréedudéfietpendantunecertainepériodeparlasuite.

TableauIII.1 :profildedonnéespourl'ensembled'apprentissage.

Taper	# enregistrement	Durée (s)				
		Moyenne	Dakota du Sud	Max	Médian	Min
Normal	5154	31,9	10.0	61,0	30	9.0
UN F	771	31.6	12.5	60	30	10.0
Autre rythme	2557	34.1	11.8	60,9	30	9.1
Bruyant	46	27.1	9.0	60	30	10.2
Total	**8528**	**32,5**	**10.9**	**61,0**	**30**	**9.0**

Les enregistrements ECG ont été échantillonnés à 300 Hz et ils ont été filtrés passe-bande parl'appareil AliveCor. Toutes les données sont fournies au format compatible MATLAB V4WFDB (chacune comprenant un fichier .mat contenant l'ECG et un fichier .hea contenant lesinformationsdeformed'onde).

La Figure III.2montre des exemples de formes d'onde ECG (d'une durée de 20 s. De hautenbas, ce sont des formes d'onde ECG du rythme normal, du rythme AF, d'autres rythmes et desenregistrementsbruyants.



FigureIII.2:Exemplesdeformesd'ondeECG

III.4. Lesbibliothèquesutilisées

Danslebutderéalisercesystème,onaintroduitdansnotremodèlequelquesbibliothèquesnécessaires

- LabibliothèqueKeras
- Labibliothèquenumpyscipy,sklearn
- Labibliothèquespécialiséedans letraitementdessignauxECG:WFDB

III.4.1. Keras

Keras est une bibliothèque open-source écrite en Python (sous licence MIT), basée en grandepartiesurlestravauxdudéveloppeurGoogleFrançoisCholletdanslecadreduprojetONEIROS (OpenNeuroelectronicIntelligentRobotOperatingSystem).

Keras n'agit pas comme un Framework propre, mais comme une interface de programmationd'application(API)pouraccéderetprogrammerdifférentscadresd'apprentissageautomatique. elle fournit des modules qui permettent de développer des modèles complexesd'apprentissage profond(deeplearning)[45].

Kerasestunelibrairiequi:

- Permetleprototypagerapideetfacile(deparsaconvivialité,samodularitéetsonextensibilité).
- Supporteàlafoisles réseaux convolutifs etlesréseaux récurrentsainsi quelacombinaisondes deux.

- Fonctionnedefaçontransparente surCPUetGPU.

III.4.1.1.

- **LesmodulesdeKerasqu'onutiliseC**

onv1D:couche deconvolution1D

Cettecouchecréeunnoyaudeconvolutionquiestconvoluéavecl'entréedelacouchesuruneseuled imensionspatiale(outemporelle)pourproduireuntenseurdesorties

- **Dense** :La couche dense estune couche de réseau neuronal qui estconnectée enprofondeur, ce qui signifie que chaque neurone de la couche dense reçoitdes entréesde tous les neurones dela couche précédente. La couche dense s'avère êtrela couchela pluscourammentutilisée danslesmodèles.

Dense implémente l'opération:output = activation (dot(input, kernel) + biais)oùactivation est la fonction d'activation par élément passée enactivation argument, kernel est une matricedepondérationscrééepar lacoucheet biaisest unvecteurdebiais crééparlacouche

- **Dropout** : La couche Dropout définitde manière aléatoire les unités d'entrée sur 0avec une fréquence de rate à chaque étape pendant la durée de la formation, ce quipermet d'éviter le sur ajustement. Les entrées non définies sur 0 sont mises à l'échellede1/(1-rate)de sorteque la somme de toutes lesentréesreste inchangée.

- **MaxPooling1D** : Opération de regroupement maximum pour les données temporelles1D.

Sous-échantillonne la représentation d'entrée en prenant la valeur maximale sur une fenêtrespatiale de size pool_size. Lafenêtre est décalée de strides. La sortie résultante, lors del'utilisationdel'"valid"optionderemplissage,alaformesuivante:output_shape=(input_shape-pool_size+1)/strides)

- **BatchNormalization**:Couchequinormalisesesentrées.

La normalisation par lots applique une transformation qui maintient la sortie moyenne prochede 0etl'écarttypedesortieprochede1.

Il est important de noter que la normalisation par lots fonctionne différemment pendant laformationetpendantl'inférence.

- Pendantlaformation(c'est-à-direlorsdel'utilisationfit()
- Pendant l'inférence(c'est-à-dire lors de l'utilisation evaluate()deoupredict()

III.4.2. Numpy

NumPy est une bibliothèque pour le langage de programmation Python,permet d'effectuerdescalculsnumériques,conçuepourmanipulerdesmatricesoudestableauxmultidimensionnels et des fonctions mathématiques qui fonctionnent sur ces tableaux. . Elleintroduitune gestionfacilitéedestableauxdenombres[46].

III.4.3. Scipy

ScipysignifieScientificPythonestunebibliothèquePythonopensourcegratuite, quifournitplusdefunctionsutilitairespourl'optimisation,lesstatistiquesetletraitementdusignal[47].

III.4.4. Sklearn

Scikit-learnestunebibliothèqueclépourlelangagedeprogrammationPython,elleseconcentre sur les outils d'apprentissage automatique, y compris les algorithmesmathématiques,statistiques et à usage général qui constituent la base de nombreusestechnologiesd'apprentissageautomatique[48].

III.4.5. wfdb

LepaquetagePythonnatifdelabasededonnéesdesformesd'onde(WFDB).Unebibliothèque d'outils pour lire, écrire et traiter les signaux et annotations WFDB. C'est unebibliothèque spécialiséeprincipalementdansletraitementdessignauxECG[49].

III.4.5.1. lesprincipalesfonctionsqu'onutilise

- **rdrecord**:cettefonctionlitunenregistrementWFDBetrenvoielesdescripteursdesignaletd'enregistrementcommeattributsdans unobjetRecordouMultiRecord.

```
import wfdb
import numpy as np
record = wfdb.rdrecord('dataset/100', sampfrom=100,sampto=1000 ,channels=[0,1])
wfdb.plot_wfdb(record=record)
```

FigureIII.4 :lalecture dusegment(100,1000)du record100

- Sampfrom:int,Lenumérod'échantillondedépartàlirepourtouslescanaux
- Sampto :int,Le numérode l'échantillon auquel il fautarrêter lalecture pour touslescanaux.Pardéfaut,la duréetotaleestlue.

- Channels:list,Listed'indicesentiersspécifiantlescanauxàlire

wrsamp:lafonctionestdédiéeàecrireunenregistrementWFDBàsegmentunique,encréantunfichierd'en-têteWFDBettoutfichierde donnéesassocié.

```
wfdb.wrsamp('ecg_100', fs = 250, units=['mV', 'mV'],
            sig_name=['I', 'II'], p_signal=signals, fmt=['16', '16'])
record , fields = wfdb.rdsamp('ecg_100',sampto=900 )
display(record)
display(fields)
```

FigureIII.5:lacréationd'unrecorddetaille900samplesavecfréquence250Hz

- fs:int,float;c'estlafréquenced'échantillonnagedel'enregistrement.
- Units:list;Unelistedechaînesdecaractèresdonnantlesunitésdechaquecanaldesignal.
- sig_name:liste,str;Unelistedechaînesdecaractèresdonnantlenomdusignaldechaquecanaldesignal.
- p_signal:Untableaunumpy(MxN)2d,oùMestlalongueurdusignal.Donnelesvaleursphysiquesdusignaldestinées àêtreécrites.



FigureIII.6 :nouveausignalcréeparlafonctionwrsamp

```
array([[-0.3299943 , -0.19498913],
       [-0.33499051, -0.18498417],
       [-0.3299943 , -0.18498417],
       ...,
       [-0.38497703, -0.2599855 ],
       [-0.37498462, -0.2599855 ],
       [-0.38497703, -0.27499294]])
{'fs': 250,
 'sig_len': 900,
 'n_sig': 2,
 'base_date': None,
 'base_time': None,
 'units': ['mV', 'mV'],
 'sig_name': ['I', 'II'],
 'comments': []}
```

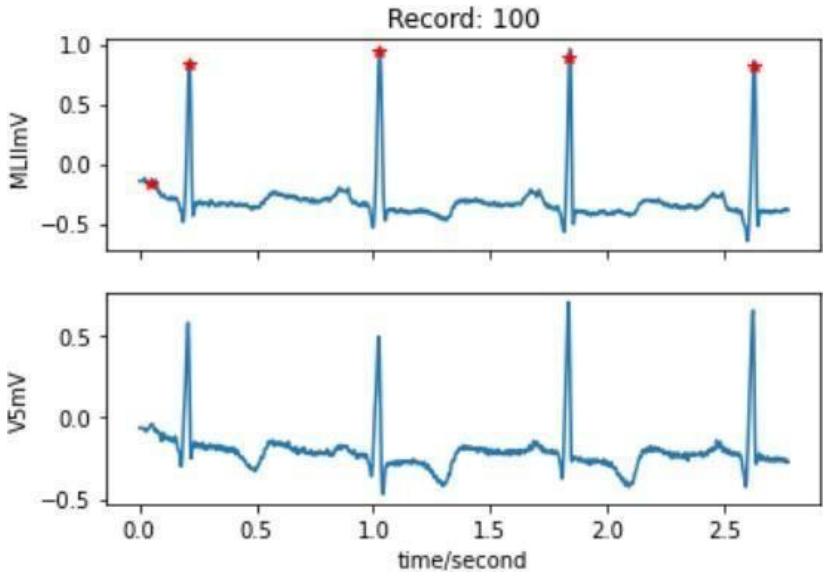
FigureIII.7:l'affichageaprèsl'utilisationdelafonctionwrsamp

- **rdann**:cettefonctionlitunfichierd'annotationWFDBnom_d'enregistrement.extensionetrenvoieunobjetAnnotation.

```
annotation = wfdb.rdann('dataset/100','atr',sampto=1000 )
record = wfdb.rdrecord('dataset/100',sampto=1000 )
wfdb.plot_wfdb(record = record, annotation=annotation)
```

FigureIII.8:lalecturedu100emeenregistrement

Pour chaque échantillon,le fichier d'annotation enregistre explicitementles champs 'sample'et'symbol'quireprésentelesvaleursdespeaksd'ecgetletypedusignal.00,maispasnécessairement les autres. Lors de la lecture des fichiers d'annotation à l'aide de cette fonction,les champs qui ne sont pas stockés dans le fichier prendront leurs valeurs par défaut de 0 ouNone,ouserontreportésà partirdeleursvaleursprécédentes,le caséchéant.



FigureIII.9:grapheaffichantlespeakslusparla fonctionrdann

III.5. Preprocessing

Le processus du preprocessing de la base de données représente le traitement de signal qu'onappliquesurl'ensembledessignauxECGdisponiblesdansnotrebasededonnéesMIT-BIH.

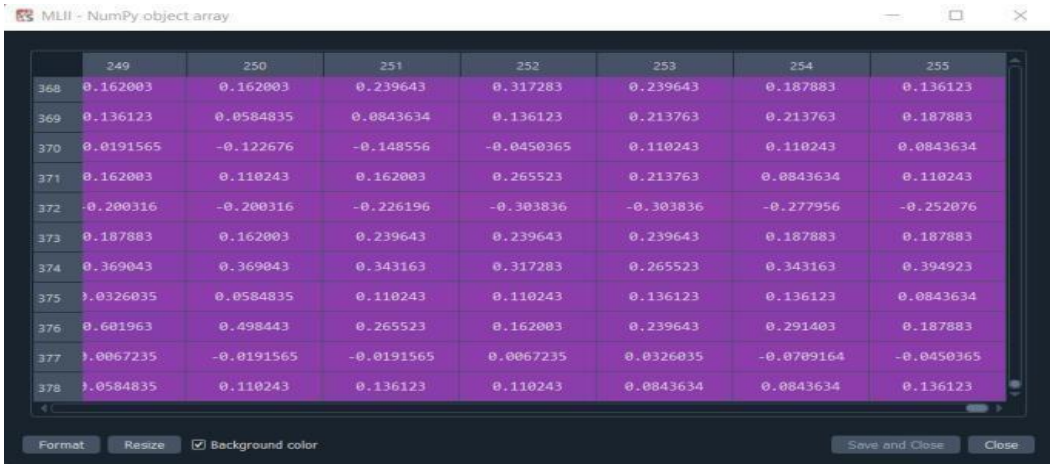
Onpeutdiviserceprocessusendifférentesparties

- On commence d'abord par diviser la base de données en 2 parties, en insérant chaquepartie dans un fichier spécial, un premier fichier pour le test et le deuxième pour fairele training. Sachant que notre base de données contient 48 signaux, on prendra 40 pourlefichiertrainsetetles 8restants pourle testset.

- Deuxièmes, on va définir une fonction qu'on appelle datasaver, pour enregistrer lesdonnées,cettefonctioncontientdeuxvariablesdatadictetdatalabeldetypedictionnaire, pour organiser et sauvegarder les données des signaux et aussi les classesdontles quels appartenantcessignaux.

- Après la création des 2 dictionnaire, on commence le traitement avec la fonction scalede la bibliothèque sklearn qui vas normaliser les valeurs du signal entre -1 et 1, ensuiteà l'aide des index des peaks on peut localiser chaque battementet puisl'ajoutercomme une ligne dans notre dictionnaire datadict, la longueur du battement est de 256samples.

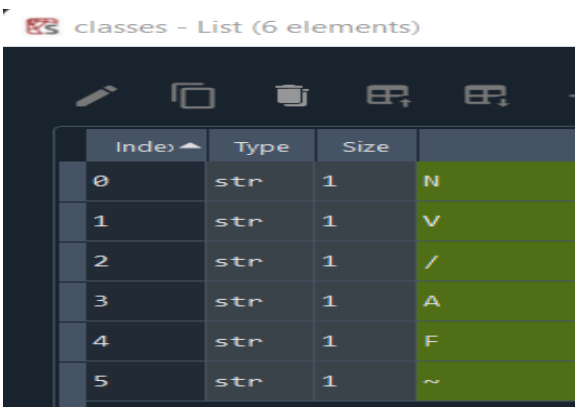
Ci-dessouslafigureillustrantcela,379ligneschaquelignedésigneunbattementetlescolonnessontles valeurs,ilexiste256colonnes.



	249	250	251	252	253	254	255
368	0.162003	0.162003	0.239643	0.317283	0.239643	0.187883	0.136123
369	0.136123	0.0584835	0.0843634	0.136123	0.213763	0.213763	0.187883
370	0.0191565	-0.122676	-0.148556	-0.0450365	0.110243	0.110243	0.0843634
371	0.162003	0.110243	0.162003	0.265523	0.213763	0.0843634	0.110243
372	-0.200316	-0.200316	-0.226196	-0.303836	-0.303836	-0.277956	-0.252076
373	0.187883	0.162003	0.239643	0.239643	0.239643	0.187883	0.187883
374	0.369043	0.369043	0.343163	0.317283	0.265523	0.343163	0.394923
375	.0326035	0.0584835	0.110243	0.110243	0.136123	0.136123	0.0843634
376	0.601963	0.498443	0.265523	0.162003	0.239643	0.291403	0.187883
377	.0067235	-0.0191565	-0.0191565	0.0067235	0.0326035	-0.0709164	-0.0450365
378	.0584835	0.110243	0.136123	0.110243	0.0843634	0.0843634	0.136123

FigureIII.10:formedesdonnesdansdatadict

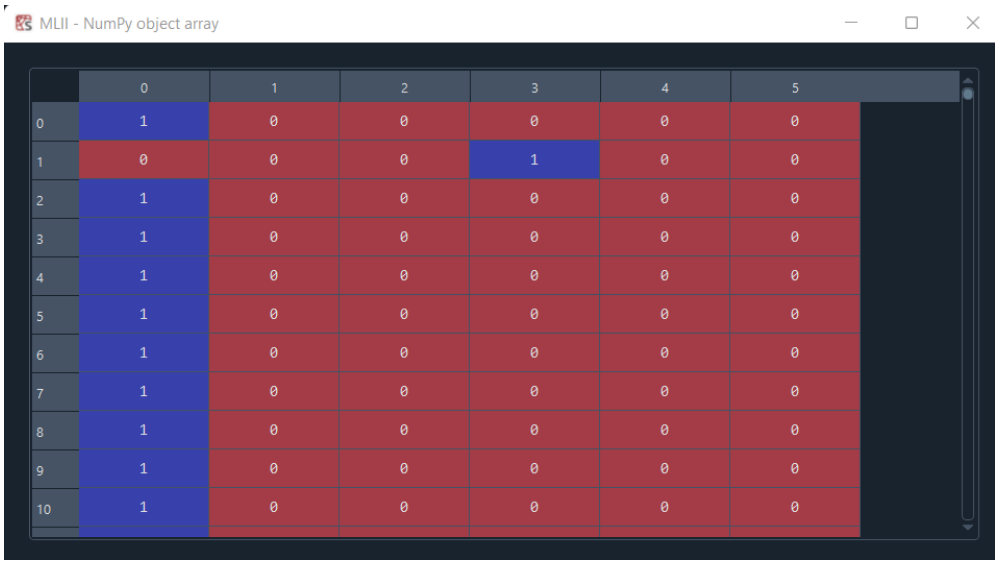
- En même temps les battements sont localisé et ajouté l'un après l'autre dans le datadict,nous lisons avec la fonction rdann le fichier d'annotation et prélever le Symbole ou laclasse dechaquebattement.
  Notre base de données contient20 symboles,chaquesymbolesignifiele type dubattement,et pour la réalisation de notre projet, on a choisi seulement 6 types les plusfréquents,donc onpourraavoir6classesensortie.



Index	Type	Size	
0	str	1	N
1	str	1	V
2	str	1	/
3	str	1	A
4	str	1	F
5	str	1	~

FigureIII.11 :listedes6classes

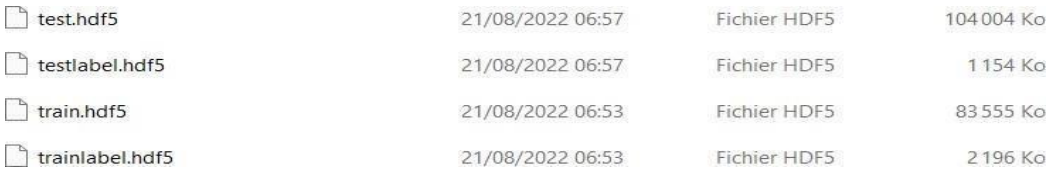
- Par la suite, tous les symboles lu du fichier d'annotation sont ajouté au dictionnairedatalabel sous forme d'un vecteur de 6 colonnes, chaque colonne représente une classe,si on trouve un 1 dans l'une des colonnes alors la classe attribuée est le type du cebattement.
  la figureci-dessous montrecommentlestypedechaquebattementssontorganisé
  - classe0:NBattementnormal
  - classe1:VContractionventriculaireprématurée
  - classe2:/Battementrythmé
  - classe3:ABattementauriculaireprématuré
  - classe4:Ffusiondesbattementsventriculairesetnormaux
  - classe5:~Bruit



FigureIII.12:formedesdonnesdansdatalabel

Voyant le tableaux précédent, on remarque que les battements classées dans la classes N sontmajoritaires et causent des problèmes au model, les données rythmiques sinusales normalessont facile à obtenir, de sorte que la plupart des données collectées sont marquées au N , on aéliminéau hasard85%dessignauxsinusauxnormauxpourfaire équilibrénosdonnées.

- Une fois tout le traitement est fait, et à l'aide de la fonction datasaver qu'on a déjàdéfini,onauradanslasortiedenouveauxfichiersgénérés



FigureIII.13 : lesfichiersgénérésavecla fonctiondatasaver

III.6. Lemodèleutilisé

Pour ce problème nous avons proposé de travailler avec les réseaux convolutif car le signaltraité est un signal périodique alors nous somme pas vraiment dans un problème de Timeséries donclameilleure solution estd'utiliserles couches convolutif unidimensionnel etaméliorer cette dernière en construisant des blocks residuel qui nous permettent d'aller trèsprofondément dans l'extraction des features sans le besoin d'avoir un réseau qui contientbeaucoupdecouchesimplémentés séquentiellement.

III.6.1. LeréseauneuronalconvolutifCNN

Lesréseauxdeneuronesconvolutifs(CNN)représententunearchitecturederéseaudeneuronesartificiels très réussie.

Les CNN sont aujourd'hui l'un des algorithmes d'apprentissage en profondeur les plus utilisésen vision par ordinateur, avec des applications dans de nombreux domaines : des voituresautonomes aux drones sans pilote, du diagnostic médical à l'assistance et au traitement despersonnesmalvoyantes.

Les réseaux de neurones convolutifs fonctionnent comme tous les réseaux de neurones :ilsont une couche d'entrée, une ou plusieurs couches cachées qui effectuent des calculs via desfonctionsd'activation,etunecouchedesortieaveclerésultat.Ladifférencerésideprécisément dans l'opération de convolution. Chaque couche porte ce qu'on appelle une "cartedesfonctionnalités",oulafonctionnalitéspécifique recherchéeparunnœud[50].

Lesarchitecturesderéseauxneuronauxconvolutifspeuventinclure:

- Niveau d'entrée : Un ensemble de nombres, pour un ordinateur, représentant la fonctionà analyser(image,son,vidéo,etc.).

- Couche convolutive (Conv) : La couche principale du réseau. Son but est d'identifierdesmodèles,etplusilssontnombreux,pluslescaractéristiquesqu'ilspeuventidentifiersontcomplexes.
- CoucheReLU (unités linéaires rectifiées) : Le but est de supprimer les valeurs négativesobtenuesauxniveauxsuivantsprécédents,généralementaprèsleniveaudeconvolution.

- Couchepool:Identifiesilafonctionnalitéétudiéeestprésentedansleniveauprécédent.

- Couche FC (ou entièrement connectée) : Connectez tous les neurones de la coucheprécédente pour établir différentes catégories de reconnaissance affichées par la coucheprécédente avec une certaine probabilité.Chaque catégorie représente une réponsefinale possiblefournieparle système

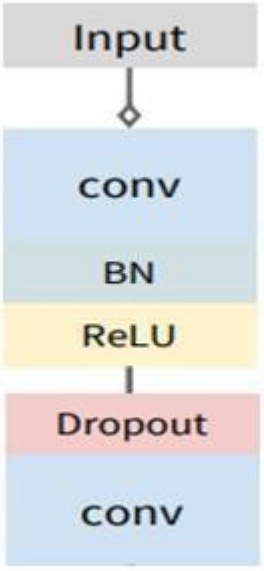
III.6.2. L'architecturedumodèle

Notremodèlesecomposede34couchesdistribuéessur 3blocs

III.6.2.1. Premierbloc

Le premier bloc est le bloc des entrées, qui contient deux couches de convolution ; chacunede ces 2 couches contient 32 filtres d'une taille de 16. Avec comme paramètres stride=1, etpadding=same

- Stride est un entier, spécifiant la longueur de la fouléedela convolution
- Padding = "same" entraîne un remplissage avec deszérosuniformément à gauche/droite ou haut/bas de l'entrée desorte que la sortie ait la même dimension hauteur/largeurquel'entrée.



FigureIII.13Architecturedubloc1

Une foisquelesentréespassentparunepremièrecouchedeconvolution,ils vontpasserpar lasuite, par un batch de normalisation, une activation Relu et un dropout de 0.2, et finalement ladeuxième couchedeconvolution.

- LafonctionReluouRectifiedLinearUnitestlafonctiond'activationlaplus simpleet la plus utilisée. Elle permet d'effectuer un filtre sur les données, elle laisse passerlesvaleurspositives(x>0)danslescouchessuivantesduréseaudeneurones**.**
- Avecledropoutde0.2,c'est-à-direilexisteunechancede20%denepasprendretouteslessorties des neuronespouréviterl'overfitting

Comme la Figure III.14 montre, notre entrée est un vecteur unidimensionnel de taille 256 quireprésente un seule battement, dans la fin de ce bloc on va avoir 32 vecteurs filtrés de taille256avec16416paramètres

input (InputLayer)	[(None, 256, 1)]	0	[]
conv1d (Conv1D)	(None, 256, 32)	544	['input[0][0]']
batch_normalization (BatchNorm alization)	(None, 256, 32)	128	['conv1d[0][0]']
activation (Activation)	(None, 256, 32)	0	['batch_normalization[0][0]']
conv1d_1 (Conv1D)	(None, 256, 32)	16416	['activation[0][0]']
batch_normalization_1 (BatchNo rmalization)	(None, 256, 32)	128	['conv1d_1[0][0]']
activation_1 (Activation)	(None, 256, 32)	0	['batch_normalization_1[0][0]']
dropout (Dropout)	(None, 256, 32)	0	['activation_1[0][0]']
max_pooling1d (MaxPooling1D)	(None, 256, 32)	0	['activation[0][0]']
conv1d_2 (Conv1D)	(None, 256, 32)	16416	['dropout[0][0]']
add (Add)	(None, 256, 32)	0	['max_pooling1d[0][0]', 'conv1d_2[0][0]']

FigureIII.14:Résumé dupremierbloc

Ci-dessous laFigureIII.15quireprésentelecodeécritpourconstruirecepremierbloc

```
def first_conv_block():
    inputs = Input(shape=(256, 1), name='input')
    layer = Conv1D(filters=32,
           kernel_size=16,
           padding='same',
           strides=1,
           kernel_initializer='he_normal')(inputs)
    layer = BatchNormalization()(layer)
    layer = Activation('relu')(layer)
    layer = Dropout(0.2)(layer)
    layer =  Conv1D(filters=32,
                    kernel_size=16,
                    padding='same',
                    strides=1,
                    kernel_initializer='he_normal')(layer)
    return layer
```

FigureIII.15:scriptdupremierblocdumodèle

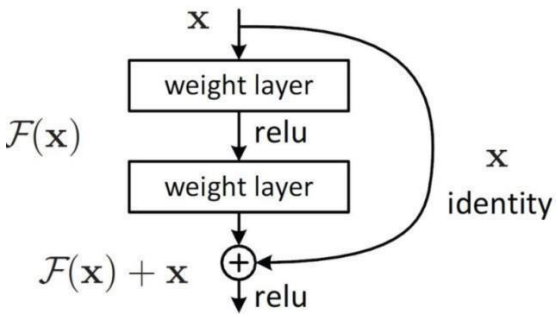
III.6.2.1. Deuxièmebloc

Ceblocestleblocessentieldenotrearchitecturebasésurle Resnetouleréseaurésiduel.

- Réseau résiduel : Afin de résoudre le problème du gradient de fuite/explosion, cettearchitecture a introduit le concept appelé blocs résiduels. Dans ce réseau, nous utilisonsune technique appelée skip connections. La connexion de saut connecte les activationsd'unecoucheàd'autrescouchesensautantcertainescouches intermédiaires.Celaformeunblocrésiduel.Lesresnetssontfabriquésenempilantcesblocsrésiduelsensemble.

  L'approchederrièreceréseauestdepermettreauréseaudes'adapteraumappageresiduelau lieu que les couches apprennent le mappage sous-jacent. Ainsi, au lieu de dire H(x),mappageinitial,leréseauvas'adapter,

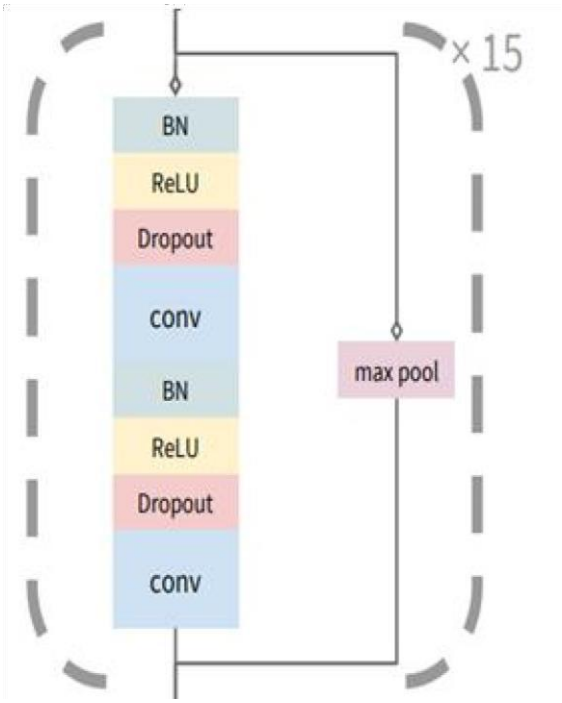
  L'avantage d'ajouter ce type de connexion de saut est que si une couche affecte lesperformancesdel'architecture,elleseraignoréeparlarégularisation.Ainsi,celasetraduitpar la formation d'un réseau de neurones très profond sans les problèmes causés par ladisparition/l'explosiondugradient.



FigureIII.16: laformeduResnet

Le réseau est constitué de 15 blocs résiduels avec 2 couches convolutionnelles par bloc. Lescouchesconvolutionnellesonttoutesunelongueurdefiltrede16etont32*kfiltres,où kcommence par 1 et est incrémenté tous les 4 blocs résiduels donc au finale nous finissons par avoir256filtres detaille16.

Chaque bloc résiduel alternatif réduit la moitié de la taille de ses entrées et ceci en créant unecondition if qui mets la valeur d'une variable nommé subsample égale à 2 chaque 2 itérations puisle stride de la 1ere couche de convolution dans ce bloc prend cette valeur et donc réduire la tailledu vecteur d'entrer en le divisant sur 2 dans le filtrage . Lorsqu'un bloc résiduel sous-échantillonnel'entréeaveccette1erecouchedeconvolution,lesconnexionsderaccourci(shortcut)correspondantes sous-échantillonnent également leur entrées à l'aide d'une opération Max Poolingavec le même facteur (subsample) de sous-échantillonnage pour que nous puissions les sommer àlafindubloc.



FigureIII.17 :Architecturedu2emebloc

Dans la Figure III.18 , nous affichons les 2 premiers division des tailles des vecteurs enpassant par la première couche de convolution dans le bloc résiduel , d'une longueur de 256 à128 etpuis64,lenombre de vecteursreste 32jusqu'àla4émeitération.

batch_normalization_2 (BatchNo rmalization)	(None, 256, 32)	128	['add[0][0]']
activation_2 (Activation)	(None, 256, 32)	0	['batch_normalization_2[0][0]']
conv1d_3 (Conv1D)	(None, 128, 32)	16416	['activation_2[0][0]']
batch_normalization_6 (BatchNo rmalization)	(None, 128, 32)	128	['add_2[0][0]']
activation_6 (Activation)	(None, 128, 32)	0	['batch_normalization_6[0][0]']
conv1d_7 (Conv1D)	(None, 64, 32)	16416	['activation_6[0][0]']

FigureIII.18 :La divisiondestaillesdesvecteurs

Pourla4émeitérationetchaque4itérationslenombredefiltresvasêtredoubléetdonclataille du réseau double, dans la Figure III.19, nous affichons la 4éme itération et le doublage denombre defiltres de32à64.

```
batch_normalization_10 (BatchN  (None, 64, 32)      128         ['add_4[0][0]']
ormalization)

activation_10 (Activation)     (None, 64, 32)       0           ['batch_normalization_10[0][0]']

conv1d_11 (Conv1D)             (None, 32, 64)       32832       ['activation_10[0][0]']
```

FigureIII.19 :LeDoublagedenombredesfiltres

Pour ne pas avoir des problèmes dans la fin de chaque bloc résiduel, nous avons créé 2 fonctionszeropad et zeropad_output_shape qui ont pour rôle doubler la taille du shortcut chaque 4 itérations,pour qu'elle soit adapter au nouveau nombre de filtres et la sommation à la fin se fait normalement,l'utilisationdesfonctionsderégulationcommeledropoutetlebatchnormalisationestindispensablepourréduireleseffetsd'overfittingetvanishingens'approfondissantdansleréseau.

Ci-dessouslaFigureIII.20quidécritlescriptdecebloc.

```python
def Resnet_block(layer):
    filters = 32
    n_blocks = 15
    for block_index in range(n_blocks):
        def zeropad(x):
            y = backend.zeros_like(x)
            return backend.concatenate([x, y], axis=2)
        def zeropad_output_shape(input_shape):
            shape = list(input_shape)
            assert len(shape) == 3
            shape[2] *= 2
            return tuple(shape)

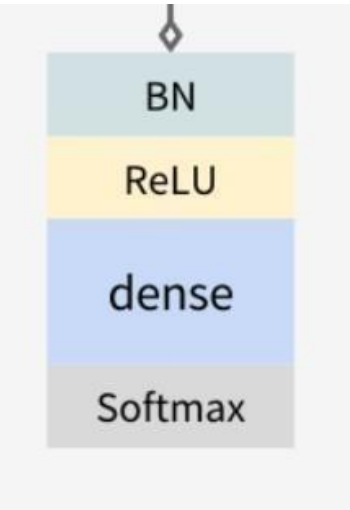
        subsample_length = 2 if block_index % 2 == 0 else 1
        shortcut = MaxPooling1D(pool_size=subsample_length)(layer)
        if block_index % 4 == 0 and block_index > 0 :
            shortcut = Lambda(zeropad, output_shape=zeropad_output_shape)(shortcut)
            filters *= 2
        layer = BatchNormalization()(layer)
        layer = Activation('relu')(layer)
        layer =  Conv1D(filters= filters,
                        kernel_size=16,
                        padding='same',
                        strides=subsample_length,
                        kernel_initializer='he_normal')(layer)
        layer = BatchNormalization()(layer)
        layer = Activation('relu')(layer)
        layer = Dropout(0.2)(layer)
        layer =  Conv1D(filters= filters,
                        kernel_size=16,
                        padding='same',
                        strides= 1,
                        kernel_initializer='he_normal')(layer)
        layer = add([shortcut, layer])
    return layer
```

FigureIII.20:scriptdu deuxièmeblocdumodèle

III.6.2.3. Troisièmebloc

Letroisièmeblocs'agitdublocdesortie, quicontientunbatchdenormalisation, unefonctiond'activationRelupuis une couche de nuerons qu'on appelle la couche Fully connected. La sortie de la couche a comme fonctiond'activation«softmax».

- Softmax est souvent utilisé comme activation pour la dernière couche d'un réseau declassificationcarlerésultatpourraitêtreinterprétécommeunedistributiondeprobabilité . En un autre terme la fonction Softmax permet de transformer un vecteurréelenvecteurdeprobabilité**.**



FigureIII.21 :Architecturedu bloc3

Pourl'optimisationdumodèleonachoisiunoptimisateurAdam,etunelossfunctiondetypeCategoricalcross entropy.

- Adam est un algorithme d'optimisation qui peut être utilisé à la place de la procédureclassique de descente de gradient stochastique pour mettre à jour les poids du réseaudemanièreitérative enfonctiondes donnéesd'apprentissage.

Cetoptimisateurcontientcommeparamètresdeconfiguration

- **lpha**oulearning_rate:tauxd'apprentissageoutailledepas.C'estlaproportiondepondérations mises àjour
- **bêta1**:Letauxdedécroissanceexponentiellepourlesestimationsdupremiermoment.
- **bêta2**:Letauxdedécroissanceexponentiellepourlesestimationsdusecondmoment
- **epsilon**:Estuntrèspetitnombrepourévitertoutedivisionparzérodansl'implémentation

Categorical cross entropy est une fonction de perte « loss function » utilisée dans les tâches declassificationmulti-classes.Cesontdestâchesoùunexemplenepeutappartenirqu'àuneseuledesnombreusescatégoriespossibles,etle modèle doit déciderlaquelle.Formellement,ilestconçupourquantifierla différenceentre deuxdistributionsdeprobabilité.

Ci-jointlaFigureIII.22quireprésentelescriptdecedernierbloc.

```
def output_block(layer):
    layer = BatchNormalization()(layer)
    layer = Activation('relu')(layer)
    layer = Dense(256, activation='relu')(layer)
    layer = BatchNormalization()(layer)
    layer = Dense(32, activation='relu')(layer)
    outputs = Dense(6, activation='softmax')(layer)
    model = Model(inputs=inputs, outputs=outputs)

    adam = Adam(lr=0.1, beta_1=0.9, beta_2=0.999, epsilon=None, decay=0.0, amsgrad=False)
    model.compile(optimizer= adam,
              loss='categorical_crossentropy',
              metrics=['accuracy'])
    model.summary()
    return model
```

FigureIII.22:scriptdutroisièmeblocdumodèle

III.7. Trainingdumodèle

Tout d'abord on a commencé par ajouter une dimension à Xe qui représente les données etxvale qui sont les données destinées au test, à l'aide de la fonction expand_dims, et ceci pourquelemodèlepeutlireettraitercesdonnées.

Ci-dessouslaFigureIII.23quimontreleprogrammepourrendrelesdonnéesen3dimensions.

```
Xe = np.expand_dims(X, axis=2)
Xvale = np.expand_dims(Xval, axis=2)
(m, n) = y.shape
y = y.reshape((m, 1, n ))
(mvl, nvl) = yval.shape
yval = yval.reshape((mvl, 1, nvl))
```

FigureIII.23 :script pourredimensionnerlesdonnées

Parla suitenous avons créé un nouveaudossierqu'on a appelémodels qui son script estillustrépar laFigureIII.24,onaprécisélaliendecedossierpuisonarajoutédescallbacks.

- Uncallbackestunobjetquipeuteffectuerdesactionsàdifférentesétapesdutraining Icionautilisé3objets decallbacks

- EarlyStopping pourarrêterle learningsilaprécisionnes'améliore pasaprès10époquesdelearning
- TensorBoardpouractiver lesvisualisations
- ModelCheckpointpourenregistrerlemodèle

```
mkdir('models')
filepath = 'models/{}-latest.hdf5'.format(config.feature)
callbacks = [
    EarlyStopping(patience = 10 , verbose=1),
    TensorBoard( log_dir='./logs', histogram_freq=0, write_graph = True, write_grads=False, write_images=True),
    ModelCheckpoint(filepath, monitor='val_loss', save_best_only=True,mode='min', verbose=1, period=10)
]
```

FigureIII.24: scriptdudossiermodels

Finalementonautilisélafonctionfitpourlancerletraining,aveccommeparamètres:

- 30epochs detraining
- 379Batch_size,cequiveutdirequ'ilprendra379entréesàlafois

Etendernieronutiliselafonctionprint_resultspourafficherlerésultatobtenuCi-

dessouslaFigureIII.25quidécritleprogramme pourlancerle training

```
model.fit(Xe, y,
        validation_data=(Xvale, yval),
        epochs=30,
        batch_size=379,
        callbacks=callbacks,
        initial_epoch=0)
print_results(config, model, Xvale, yval, classes, )
```

FigureIII.25: scriptpourlancertraining

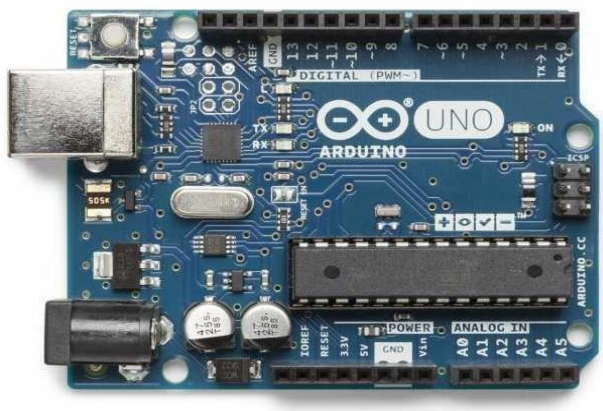
III.8. Réalisation

Pourlaréalisationdenotreprojet,onautiliséuncapteurdefréquencecardiaquemoduleECGAD8232, etunecarteArduino.

III.8.1. LacarteArduino

L'Arduino illustré par la Figure III.26 est une carte électronique en Matériel Libre pour lacréation artistique interactive. Lemodèle UNOdela sociétéARDUINOestune carteélectroniquedontlecœurestunmicrocontrôleurATMELderéférenceATMega328[51].Ellepeutservir:

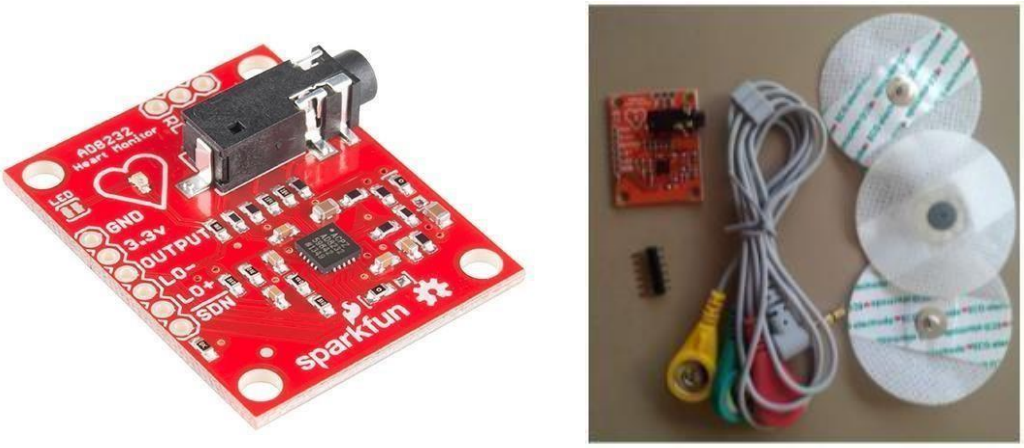
- pourdesdispositifsinteractifsautonomessimples.
- commeinterfaceentrecapteurs/actionneursetordinateur.
- commeprogrammateurdecertainsmicrocontrôleurs.



FigureIII.26:La carteArduino

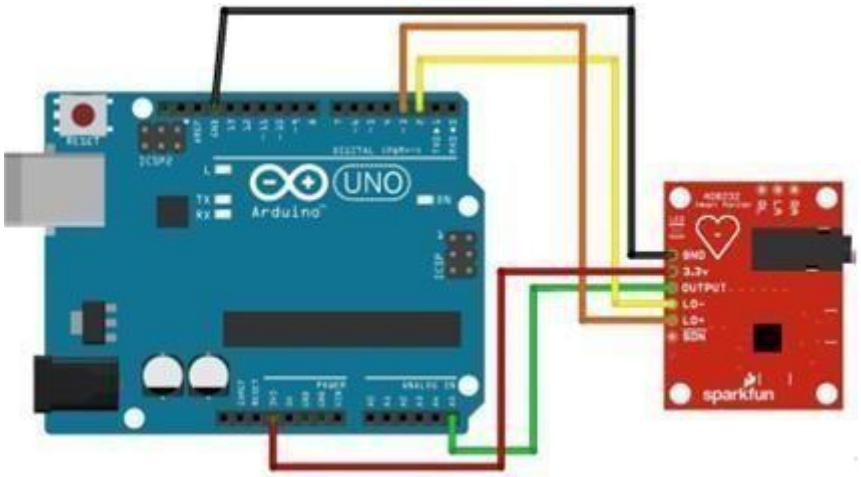
III.8.2. Lecapteurdefréquencecardiaque

Le module ECG AD8232 illustré par la Figure III.27 est un capteur de surveillance cardiaque,Il estutilisé pour mesurerl'activité électrique du cœur.Cette activité électrique peutêtretracée sous forme d'un ECG ou électrocardiogramme pour une lecture analogique. Les ECGpeuvent être extrêmement bruyants, le moniteur de fréquence cardiaque AD8232 à fil uniqueagit comme un amplificateur opérationnel pour aider à obtenir facilement un signal clair desintervallesQTetPR [52].



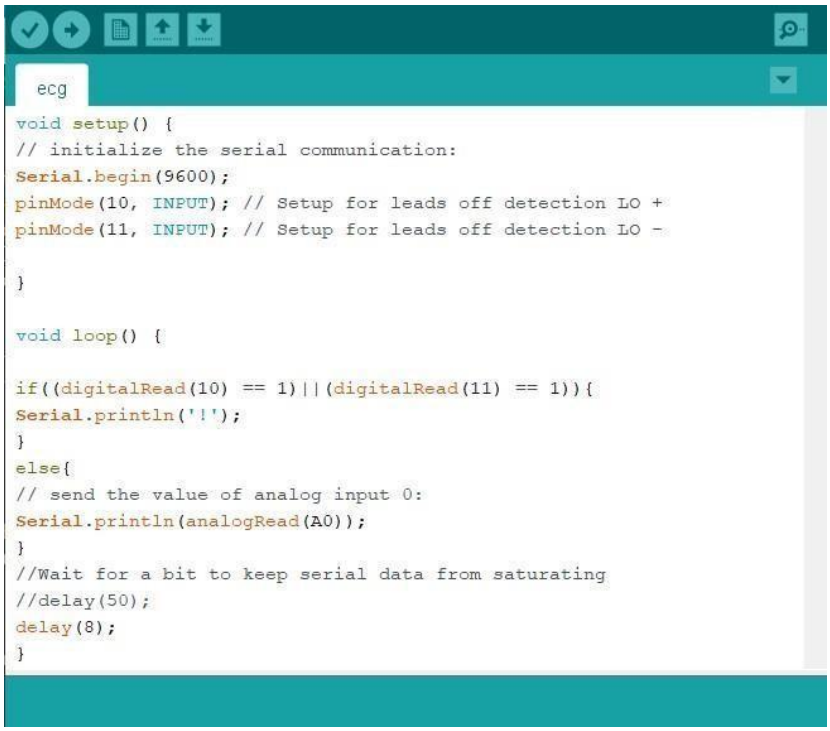
FigureIII.27:LemoduleECGAD8232

LemontageducapteuraveclacarteArduinoestillustréparlaFigureIII.28



FigureIII.28:LemontageducapteuraveclacarteArduino

Le logicielArduinoIDEpermetlaprogrammationducapteur;Ci-dessous laFigureIII.29quiillustrelescriptpourlireles donnéesrécoltéesparlecapteur.



```
ecg
void setup() {
// initialize the serial communication:
Serial.begin(9600);
pinMode(10, INPUT); // Setup for leads off detection LO +
pinMode(11, INPUT); // Setup for leads off detection LO -

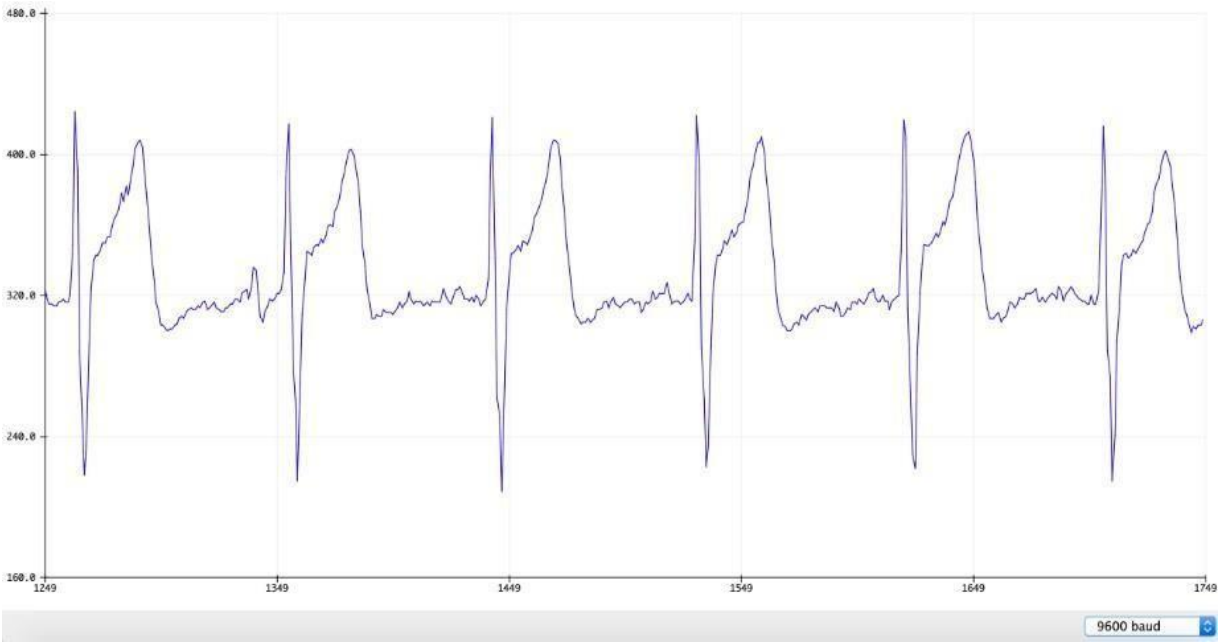
}

void loop() {

if((digitalRead(10) == 1)||(digitalRead(11) == 1)){
Serial.println('!');
}
else{
// send the value of analog input 0:
Serial.println(analogRead(A0));
}
//Wait for a bit to keep serial data from saturating
//delay(50);
delay(8);
}
```

FigureIII.29: scriptdufonctionnementducapteur

EnutilisantlafonctionSerialPlotter,onobtientlegrapheillusrépar laFigureIII.30ci-dessous



FigureIII.30:SignalECG obtenuparlecapteur

Unefoisqu'onaobtenunosdonnées,c'est-à-direlesignalECG,onaprocédéàlacréationd'une fonction en python, à l'aide de la bibliothèque pySerial etle module Serial.tools.list_ports qui se charge de la communication avec le port d'Arduino et de lalecture des données aussi.

Etenutilisantlabibliothèquecsv,cesdonnéesserontuploadéesdansunfichierExcel.

Par lasuite,onacrééunefonctionulpoadedDataquisechargedelalecturedesdonnéesàpartirdufichierExcel,et lesorganiserdansune liste,pourentameraprèslepreprocessing.

LescriptdelacréationdecettefonctionestmontréparlaFigureIII.31

```
def uploadedData(filename, csvbool = True):
    if csvbool:
      csvlist = list()
      with open(filename, 'r') as csvfile:
        for e in csvfile:
          if len(e.split()) == 1 :
            csvlist.append(float(e))
          else:
            csvlist.append(e)
    return csvlist
```

FigureIII.31 :lafonctionuploadeddata

Onacrééparlasuiteunenouvellefonctionpreprocess,quisechargedetransformerlesdonnéescollecté esparle capteurendonnées que notremodèle peutlire.

Les données que notre modèle s'est entrainé avec sont numérisées à 360 échantillons parseconde,alorsquelesdonnéesducapteursontsousformede120échantillons,pourlesrendresous forme de 360 échantillons par seconde on a utilisé la fonction resample. Avec la fonctionscale on transforme notre data en des valeurs comprises entre -1 et 1, ensuite on cherche tousles peak avec la fonction find_peaks ; et finalement on a ajouté une 3éme dimension auxdonnéesenutilisantlafonctionexpand_dims

LescriptdelafonctionpreprocesslemontrelaFigureIII.32

```
def preprocess(data):

    data = np.nan_to_num(data)
    from scipy.signal import resample
    data = resample(data, int(len(data) * 360 / 120) )
    from sklearn import preprocessing
    data = preprocessing.scale(data)
    from scipy.signal import find_peaks
    peaks, _ = find_peaks(data, distance=150)
    data = data.reshape(1,len(data))
    data = np.expand_dims(data, axis=2)
    return data, peaks
```

FigureIII.32:scriptdelafonctionpreprocess

Etfinalement,laFigureIII.33montrelecodepourappelercesdeuxfonctions,nouscommençons d'abord par appeler la fonction uploadedData qui remplira le fichier excel, lenombre de valeurs est limité à 15000 valeurs, pour pouvoir avoir le résultat dans un laps detempspetit,finalementvientl'appeldelafonctionpreprocess.

```
data = uploadedData('ecg', csvbool = True)
data = data[1:]
size = len(data)
if size > 15000:
    size = 15000
    data = data[:size]
data, peaks = preprocess(data, config)
```

FigureIII.33 : script codepourappelerlesfonctionspreprocessetuploadedData

III.9. Conclusion

Danscechapitrenousavonsprésentélasolutionqu'onpropose,nousavonsparlédesdifférentslogiciel setmatérielsutilisés,puisonaexpliquétoutleprocessusdenotresolution

Danslechapitreprochain,nousprésenteronslesrésultatsobtenusàtraversnotresystème.

ChapitreIV:Résultats,testset évaluation

IV.1. Introduction

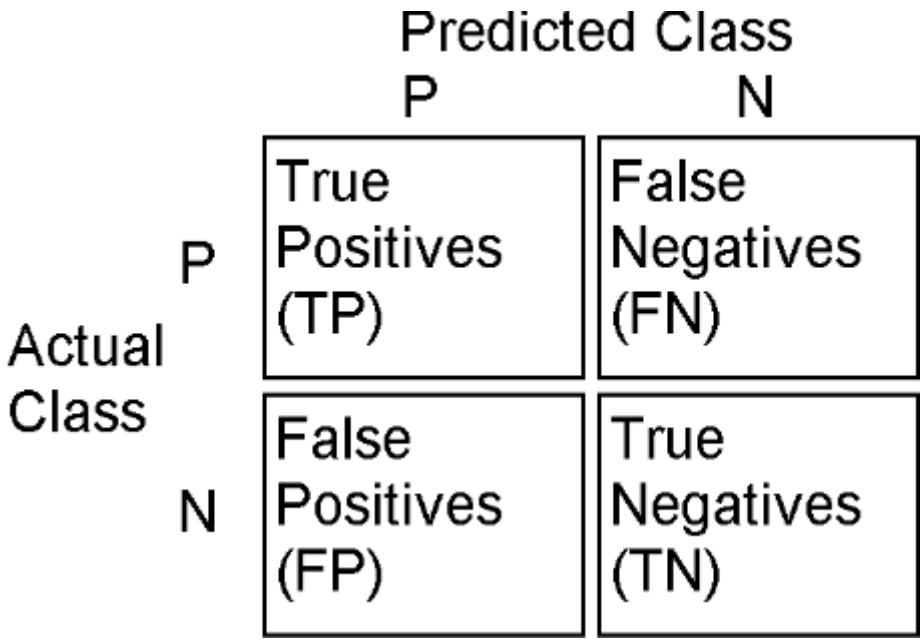
Danslechapitreprécédent,nousavonsprésentélasolutionproposéedansnotreprojet,sonfonctionnement,ainsiquel eslogicielsetmatérielsutilisés.

Danscechapitre,nousprésentonslesrésultatsobtenus.

IV.2. Lesparamètresd'évaluationdumodèle

Pour évaluer l'efficacité de notre modèle nous nous appuyons sur quelques paramètres quivontêtre générésaprès laphasedutest.Avantdeciterceparamètresonabesoindeconnaitreles4caspossibleslors delaprédiction[53]:

- TruePositive(TP):Levraipositifreprésentelamesuredanslaquellelemodèlepréditcorrecte ment la classe positive. Autrement dit, le modèle prédit que l'instance estpositive,etl'instanceestenfaitpositive
- False Positive (FP) : Les faux positifs se produisent lorsque le modèle prédit qu'uneinstanceappartientà uneclasse alorsqu'elle n'appartientpasenréalité.
- TrueNegative(TN):Lesvraisnégatifssontlesrésultatsquelemodèlepréditc orrectementcommeétantnégatifs
- FalseNegative(FN):Unfauxnégatifseproduitlorsqu'unmodèlepréditqu'uneinstanc e estnégativealorsqu'elleestenréalité positive.



FigureIV.1:les4cassous formed'unematrice2x2

Lesparamètresd'évaluationsdumodèlesont:

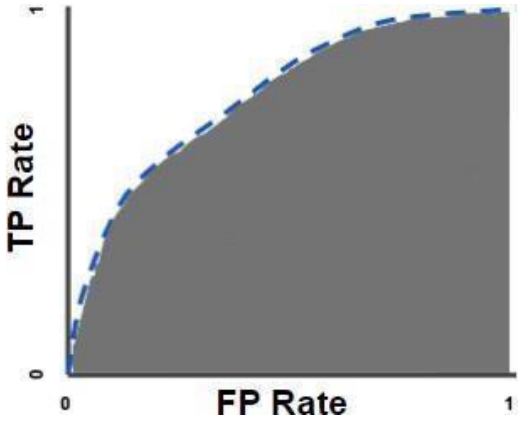
- **Accuracy** = (TP + TN)/ (TP + FN + TN + FP) : elle nous indique combien nouspouvons nous attendre à ce que notre modèle d'apprentissage automatique prédisecorrectementunrésultatparrapportaunombretotaldefoisoùilafaitdesprédictions

- **Recall** = TP / (FN + TP) : représente la capacité du modèle à prédire correctement lespositifsparmilespositifsréels, Plus leRecallestélevé, plus lemodèled'apprentissageautomatiqueestcapable d'identifierlesexemplespositifsetnégatifs.

- **Precision** = TP / (FP + TP) : connue sous le nom de valeur prédictive positive, laprécisionestutiliséeconjointementavecleRecallpourcompenserlesfauxpositifsetlesfauxnégatifs.

- **F1-Score** = 2* Precision * Recall / (Precision + Recall) : représente le score dumodèleenfonctiondelaprécisionetderecall,ilestsouventutilisécommeunevaleurunique quifournitdesinformationsdehautniveausurlaqualitédelasortiedumodèle.

- **AUC**:signifie"ZonesouslacourbeROC".C'est-à-direquel'AUC mesuretoutelazone bidimensionnelle sous la courbe ROC qui est un graphiquemontrant lesperformances d'un modèle de classification à tous les seuils de classification, cettecourbetracedeuxparamètres :Tauxdevraispositifs,Tauxdefauxpositifs.



FigureIV.2:AUC(airesouslacourbeROC).

L'AUC fournit une mesure globale des performances pour tous les seuils declassificationpossibles.Unefaçond'interpréterl'AUCestlaprobabilitéquelemodèleclasse unexemplepositifaléatoireplus hautqu'unexemplenégatifaléatoire.

- **Matrice de confusion :** est comme un résumé des prédictions pour un problème declassification particulier. Il compare les données réelles de la variable cible avec lesdonnées prédites par le modèle. Les prédictions correctes et fausses sont affichées etrépartiesparcatégorie,cequipermetdelescompareràdes valeurs définies.

IV.3. Résultatsdutraining

IV.3.1. Logicielutilisépourletraining

Pourletrainingnousn'avonspaspufairemarchernotrecartegraphiqueRTX3050surnotreenvironnement tensorflow, à cause du problème d'incompatibilité des versions, nous avonsalorsoptépourl'utilisationdeGoogleColab.

Notredossiercontenantlescodesetlabasededonnéestraitéeaététéléchargédansundrive,prenant en compte que les bibliothèques utilisées par nos codes sont déjà installées et puislancerles commandesaffichéci-dessous:

```
[ ]  from __future__ import division
     from google.colab import drive
     drive.mount('/content/gdrive')

     Mounted at /content/gdrive

[ ]  cd /content/gdrive/MyDrive/ecg-mit-bih/src

     /content/gdrive/MyDrive/ecg-mit-bih/src

[ ]  !python train.py
```

Figure IV.3 :trainingsurgooglecolab

IV.3.2. AccuracyetLearningrate

Aprèsl'exécutiondu code,l'architecture denotremodèles'affichecouchepar couchesaveclenombre deparamètresàentrainer,etça grâceàla fonctionmodel.Summary. L'époche1des80epochescommenceavecuneprécisionde0.65pourlesdonnéesdetraininget 0.36 pour les données de tests et avec un learning rate de 0.1 qu'on a choisis auparavant, lafigureci-dessousmontrela 1reépoche.

```
Epoch 1/80
89/89 [==============================] - 32s 122ms/step - loss: 1.6206 - accuracy: 0.6598 - val_loss: 1.7977 - val_accuracy: 0.3626 - lr: 0.1000
```

FigureIV.4:Epoche1

```
Epoch 21/80
89/89 [==============================] - 8s 87ms/step - loss: 0.0603 - accuracy: 0.9801 - val_loss: 0.5080 - val_accuracy: 0.9058 - lr: 0.0100
Epoch 22/80
89/89 [==============================] - 8s 87ms/step - loss: 0.0556 - accuracy: 0.9815 - val_loss: 0.5234 - val_accuracy: 0.8947 - lr: 0.0100
Epoch 22: early stopping
```

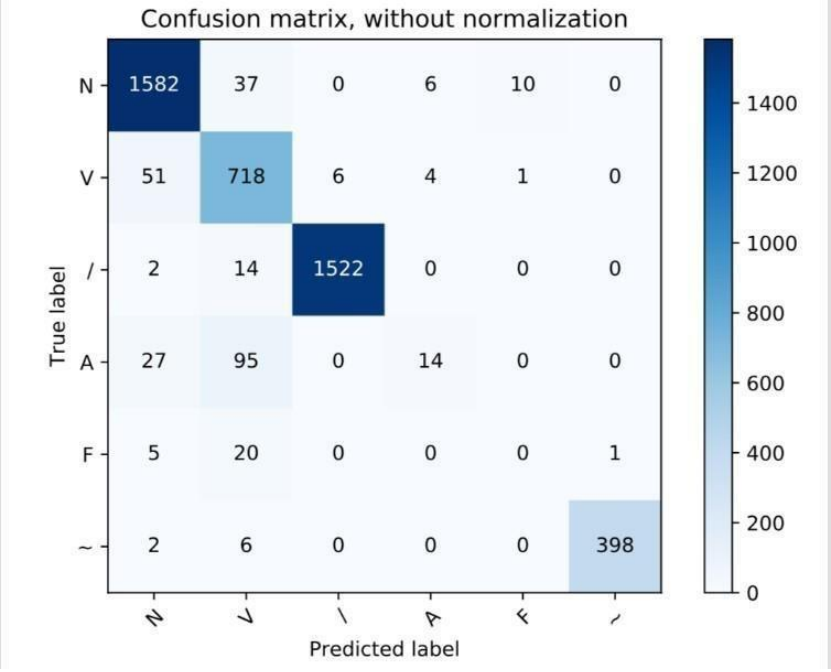
FigureIV.5 :Epoche22

Lafigure(IV.5)montrequenotremodèleaarrêtéletraininglorsdel'Epoche22àcausedelafonctionnalité earlystop, et ceci pour que le modèle ne se retrouve pas dans l'overfiting etreste dans ses meilleures performances avec une précision de 0.98 pour les données detraining,et0.89pourles données detests.

On remarque aussi que le learning_rate diminue jusqu'à 0.01 après qu'on les a initialisé à 0.1et ceci à cause de la fonction reduce learning rate pour le but d'obtenir des meilleurs résultatslorsdetrainingetaussiéviterl'overfitingdes poids.

IV.3.3. Résultatdesclassesetmatricedeconfusion

En voyant la matrice de confusion sans normalisation obtenue après le training de notremodèle, on constate que pour les classes « N », « V », et « / » la majorité des valeurs sontclassifiées correctement (True positive) donc le résultat de la classification est très bon et lemodèlepeutdistinguerentrecesclassesavecprécision.



FigureIV.6:matricedeconfusion sansnormalisation

```
              precision    recall  f1-score   support

           0       0.95      0.97      0.96      1635
           1       0.81      0.92      0.86       780
           2       1.00      0.99      0.99      1538
           3       0.58      0.10      0.18       136
           4       0.00      0.00      0.00        26
           5       1.00      0.98      0.99       406

   micro avg       0.94      0.94      0.94      4521
   macro avg       0.72      0.66      0.66      4521
weighted avg       0.93      0.94      0.93      4521

Confusion matrix, without normalization
[[1582   37    0    6   10    0]
 [  51  718    6    4    1    0]
 [   2   14 1522    0    0    0]
 [  27   95    0   14    0    0]
 [   5   20    0    0    0    1]
 [   2    6    0    0    0  398]]
F1 score: [0.95762712 0.85988024 0.99282453 0.175      0.         0.98881988]
AUC for N: 0.9999909698392632
AUC for V: 0.9999880960883747
AUC for /: 1.0
AUC for A: 1.0
AUC for ~: 1.0
```

Figure IV.7 :lesparamètresd'évaluation

En visualisant l'ensemble des paramètres d'évaluations pour chaque classe, on obtientlemême résultat que la matrice de confusion, la précision pour les classes « N », « V » estsupérieureà 90%,80%respectivementet100%pourla classe«/».

Le vecteur du F1-score qui est un paramètre aussi important comme la précision est commesuit [0.96 ; 0.86 ; 0.99 ; 0.18 ; 0 ; 0.98], Ça nous informe que même si les données de notrebase sont déséquilibrées mais le modèle se comporte avechautes performances dans desclasses spécifiques. Pour les classes « A » et « F » et à cause de la rareté de ces signaux dansnotre base de données ainsi que leur rareté en général dans la vie, le modèle n'a pas pus'entrainercorrectementpourlesclassifieravec une certaine précision.

IV.3.4. Valeurlossdumodel

En utilisant le TensorBoard, on a pu visualiser les graphes montrant l'évaluation de la valeurloss (trainettest)enfonctiondenombred'époches.

Loss est une valeur qui représente la somme des erreurs dans chaque époche. Il mesure à quelpointnotre modèlese porte bien après chaqueitération. Si les erreurs sontélevées,la pertesera élevée, ce qui signifie que le modèle ne fait pas du bon travail. Pour notre cas et enarrivant à l'itération 21 la valeur de loss est à son minimum, au-delà de cette valeur, le modèlecommencel'overfittingmalgrétouteslesméthodesderégulationutiliséescommeledropoute tlebatchnormalisation.



FigureIV.8:lesgraphesqui représentent lavaleurloss(train,test)enfonctiondenombred'époches

IV.4. Résultatsdelaprédiction

A l'aide de notre modèle entrainé, on a faitla prédiction sue la base de donnes CINC2017;lesrésultatsdelaprédictionsontcomparésaveclesrésultatscorrectepourchaquerecord.

```
The 6/41-record classified as Ventricular with 70.1% certainty
The 7/41-record classified as Ventricular with 99.6% certainty
The average of the predict is: [[9.36056077e-01 4.58808616e-02 7.94495631e-04 5.33879560e-04
  1.18027255e-02 4.93192067e-03]]
The most predicted label is N with 93.6% certainty
The second predicted label is Ventricular with 4.6% certainty
The original label of the record is N
```

FigureIV.9:résultatdelaprédictiondusignal41

La figure ci-dessus montre le résultat donné après avoir prédit un signal, et ce dernier montreque la prédiction a été réaliste, car le résultat donné est le même que celuil'originale. Notéque le code de la prédiction marche de telle façon qu'il montre la probabilité que le battementsoit dans une des 6 classes sauf la classe N, prenant comme exemple le cas où notre modèleprédisait 2 battements (6,5) des 41 battements constituant le signal, l'un des battements est declasse V (Ventricular) et les autres battements sont tous des « N » (Normal beat), alors lemodèle donnela prédiction quele signal (record) appartienne àune personne avecnormalbeat(ellen'estpasmalade)avecuneprobabilitéde93.6%.

Dans d'autres cas, quand la 1ére classe prédite est la classe N mais d'une probabilité moins de85% , il y'a une forte chance que la 2éme classe prédite soit la classe originale du signal carla classe N ou le type de battement N est très facile à obtenir donc si la probabilité de laprédictiondecetteclasseestmoinsde85%alorsla2émeclassepréditeestlaplusréaliste.

Comme le montre la figure (Num), les résultats de la prédiction montrent qu'il existe denombreuses étiquettes identifiantles battements cardiaques anormaux. Cependant, l'étiquettela plus prédite est toujours « N » avec 55,6 %, et la deuxième étiquette prédite est la véritableétiquette«A»avec25,9%.

```
The 78/103-record classified as A with 99.0% certainty
The 80/103-record classified as A with 98.3% certainty
The 81/103-record classified as Noise with 99.1% certainty
The 83/103-record classified as Ventricular with 73.0% certainty
The 84/103-record classified as A with 99.1% certainty
The 86/103-record classified as Noise with 99.4% certainty
The 91/103-record classified as A with 39.5% certainty
The 93/103-record classified as A with 73.5% certainty
The 94/103-record classified as A with 98.2% certainty
The 95/103-record classified as A with 93.9% certainty
The 97/103-record classified as Noise with 81.6% certainty
The average of the predict is: [[5.5603498e-01 8.2084917e-02 3.8246583e-04 2.5941592e-01 9.7061656e-03
  9.2375450e-02]]
The most predicted label is N with 55.6% certainty
The second predicted label is A with 25.9% certainty
The original label of the record is A
```

FigureIV.10:résultat delaprédictiond'undeuxièmesignal (103)

IV.5. Comparaisondesrésultats

Le site qui propose ces différentes bases de données « PhysioNet » a organisé une compétitionen 2017 pour faire la classification à partir d'un court enregistrement ECG appartenant à labasededonnesCINC2017,etd'aprèslesrésultatsdecettecompétitionlesdifférentesarchitectures(DNN,RNN,LTSM...)classéesen1eronteuuneprécisionde83%maximum mais avec notre architecture on a pu augmenter cette dernière à 89%, la figure ci-dessousmontrelesprojetsclassésen1ereplacedanscettecompétitionetleursscores[54].

Rank	Score (rounded)	Training	Entry number	Closed	Authors
1	0.83	0.8926	220		Tomás Teijeiro; Constantino A. García; Paulo Félix; Daniel Castro
1	0.83	0.9696	209		Shreyasi Datta; Chetanya Puri; Ayan Mukherjee; Rohan Banerjee; Anirban Dutta Choudhury; Arijit Ukil; Soma Bandyopadhyay; Rituraj Singh; Arpan Pal; Sundeep Khandelwal
1	0.83	0.9511	208		Morteza Zabihi; Ali Bahrami Rad
1	0.83	0.9689	221		Shenda Hong; Yuxi Zhou; Qingyun Wang; Meng Wu; Junyuan Shang
5	0.82	0.9646	208		Mohammed Baydoun; Lise Safatly; Hassan Ghaziri; Ali El-Hajj

FigureIV.11:résultat delacompétition

IV.6. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté les différents résultats que nous avons aboutis, nousavons commencé par présenter les différents paramètres d'évaluations, nous illustrons par lasuiteles résultatsobtenusaprèsla phasedutrainingetcelle dela prédiction.

Conclusiongénérale

Les performances du Deep Learning sont utilisées aujourd'hui dans le domaine de lasanté pour la détection des éventuels problèmes de santé et améliorer la qualité de soin etparticulièrementpourle suivis despersonnes âgées.

Dansle butderéalisernotre du projetde find'étude,nous avons développé unsystème conçu à base des notions de l'apprentissage profond, qui a pour fonctionnalité : la classificationdes signauxECG.

L'architecture de notre modèled'apprentissage estbasé sur l'utilisation des blocsrésiduel pour une extraction très profonde des caractéristiques des signaux ECG et faire ladifférence entre lessignauxnormauxetanormauxavec précision.

Deux datasets ont été utilisés dans notre travail, la base de données MIT-BIH a étéutilisée pour l'apprentissage etla base CINC a été utilisée pour les tests. Les tests pratiquesontétéeffectuéontutilisantlemicrocontrôleur Arduinoavecuncapteurdefréquencecardiaque.

L'évaluation qui aétéeffectuéen utilisantessentiellementlesparamètres :TruePostive (TP), False Positive (FP), True Negative (TN), False Negative (FN) a montré desrésultatsde classificationprometteurs,nousavonsatteintune précisionde 89%.

Lesrésultatsdeclassificationobtenuesontsatisfaisants,maistouttravailestperfectible, des améliorations pourraient être apportées sur la partie prétraitement de base dedonnéespourlarendreplus équilibré.

Bibliographie

[1] :RéseauSeniorStrategic,«Le vieillissementdelapopulationdanslemonde: Pourcomprendrelesplusde50ans».http://seniorstrategic.fr,consultéenfevrier2022

[2] :DepartmentofEconomicandSocialAffairs:PopulationDivision,«WorldPopulationProspects»,UnitedNations,https://population.un.org,consultéen fevrier2022

[3] :«INSEE:Institutnationaldelastatistiqueetdesétudeséconomiques».[Enligne].

[4] :EuropeanCommission,«Structureetvieillissementdelapopulation»

[5] J.-M. Charpin et C. Tlili, « Perspectives démographiques et financières de la dépendance»,MinistèredesSolidaritésetdela Cohésionsociale,juin 2011.https://www.vie-publique.frconsulteenMars2022.

[6] M.DuéeetC.Rebillard,«Ladépendancedespersonnesâgées:uneprojectionen2040», Données sociales–Lasociétéfrançaise

[7] :A.Lecroart,O.Froment,C.Marbot,etD.Roy,«Projectiondespopulationsâgéesdépendantes»,www.dress.solidarites-sante-gouv-fr,consulteen février2022

[8] :siteofficieldel'ONS:officeNationaldesstatistiques.www.ons.dz,consultéenfévrier2022.

[9] Drees, « Enquête sur l'allocation personnalisée d'autonomie,www.dress.solidarites-sante-gouv-fr,consulté enfévrier2022

[10] :J.-M.CharpinetC.Tlili,«Perspectivesdémographiquesetfinancièresdeladépendance », Ministre des Solidarités et de la Cohésion sociale, juin 2011.www.vie-publique.fr,consulté enMars 2022

[11] :M. WeberetM. YvesVérollet, «Ladépendancedespersonnesâgées"Lesavisduconseil économique social etenvironnemental" »,www.docplayer.fr, consulté en Mars 2022.

[12] :L.P.Fried,C.M.Tangen,J.Walston,A.B.Newman,C.Hirsch,J.Gottdiener,T.Seeman, R.Tracy,W.J.Kop,G.Burke,etothers,«Frailtyinolderadultsevidencefora phenotype », The Journals of Gerontology Series A: Biological , Sci Med Sci. 2001Mar;56(3):M146-56.doi:10.1093/gerona/56.3.m146.PMID:11253156.

[13] : Walston J, Hadley EC, Ferrucci L, Guralnik JM, Newman AB, Studenski SA,Ershler WB, Harris T, Fried LP. Research agenda for frailty in older adults: toward abetter understanding of physiology and etiology: summary from the AmericanGeriatricsSociety/NationalInstituteonAging ResearchConferenceonFrailty inOlderAdults.JAmGeriatrSoc.2006Jun;54(6):991-1001.doi:10.1111/j.1532-5415.2006.00745.x.PMID:16776798.

[14] :A. Loones, E.David-Alberola,P.Jauneau,etM.Anfotti,«Lafragilitédespersonnesâgées:Perceptionsetmesures»,CentredeRecherchepourl'Étudeetl'Observationdes

Conditions de Vie, Département «Evaluation des politiques sociales». www.credoc.fr,consulté enMars 2022

[15] :AhmedN, MandelR,FainMJ. Frailty:anemerginggeriatricsyndrome.AmJMed.2007Sep;120(9):748-53.doi:10.1016/j.amjmed.2006.10.018.PMID:17765039.

[16] :G.CornetetM.Carré,«Technologiespourlesoin,l'autonomie etleliensocialdespersonnes âgées : quoi de neuf ? », Gérontologie Société,www.doi.org/10.3917/gs.126.0113

[17] :Kearns,Bill&Fozard,J.L..(2007).High-speednetworkingandembedded gerontechnologies. Gerontechnology. 6. 135-146.10.4017/gt.2007.06.0.003.00.

[18] : «CaisseNationalefrançaisedesolidaritépourl'autonomie-Lesrapportsscientifiques -Etudeprospectivesurlestechnologiespourlasantéetpourl'autonomie».www.cnsa.fr

[19] :Gabriel Deak, Kevin Curran, and Joan Condell. 2012. Review: A survey of activeand passive indoor localisation systems. Comput. Commun. 35, 16 (September, 2012),1939–1954.https://doi.org/10.1016/j.comcom.2012.06.004

[20] :Velázquez, R. (2010). Wearable Assistive Devices for the Blind. In: Lay-Ekuakille, A.,Mukhopadhyay, S.C. (eds) Wearable and Autonomous Biomedical Devices and Systems forSmartEnvironment.LectureNotesinElectricalEngineering,vol75.Springer,Berlin, Heidelberg.https://doi.org/10.1007/978-3-642-15687-8_17

[21] :K.Sakairi,"Researchofrobot-assistedactivityfortheelderlywithseniledementiainagrouphome,"*SICE2004AnnualConference* ,2004,pp.2092-2094vol.3.

[22] : M. Chan, D. Estève, C. Escriba, et E. Campo, « A review of smart homes—Presentstate and future challenges », Computer Methods and Programs in Biomedicine, Volume91,Issue1,2008,https://doi.org/10.1016/j.cmpb.2008.02.001

[23] :«VigilioS.A.-Vigi'FallTM:unesolutionunique».

[24] «Homepage»: sur:http://www.withings.com/fr/.

[25] : M. TALBI, « analyse et traitement du signal électrocardiographique (ECG) », DoctoratenSciences,Université Mentouride Constantine,2011,www.studylibfr.com

[26] :www.inhalotherapie.com, apprendre, electrocardiologie, système de conductionelectrique ducœur.

[27] : R. BENALI, « Analyse du signal ECG par réseau adaptif d'ondelettes en vue de lareconnaissance de pathologies cardiaques », Doctorat en Sciences, Université Abou BekrBelkaid,Avril2013,www.dspace.univ-tlemcen.dz

[28] BENALIRadhwan.AnalysedusignalECGparréseauadaptifd'ondelettesenvuedelareconnaissance depathologiescardiaques.Doctorat2013.

[29] ChristianCabrolRaphael.VialleHenry.Guérin-Surville.Anatomieducoeurhumain.

NiveauPCEM2-EIAcardiologie.2002–2003.

[30] : https://www.awis.org/historicalwomen/adalovelace

[31] :https://livebook.manning.com/book/deep-learning-with-python-second-edition/chapter-1/43

[32] : Introduction to artificial intelligence, deep learning series-1n intro to deeplearning,www.medium.com

[33] :Goodfellowetal.,2016

[34] :Weibo Liu, Zidong Wang, Xiaohui Liu, Nianyin Zeng, Yurong Liu, Fuad E,Alsaadi,2017, A survey of deep neural network architectures and their applications,Neurocomputing,Volume 234,2017,Pages 11-26,https://doi.org/10.1016/j.neucom.2016.12.038

[35] :Larochelle,Hugo,etal."Exploringstrategiesfortrainingdeep neuralnetworks."*Journalofmachine learningresearch*10.1(2009).

[36] : Alzubaidi, L., Zhang, J., Humaidi, A.J. *et al.* Review of deep learning: concepts,CNN architectures, challenges, applications, future directions. *J Big Data* **8**, 53 (2021).https://doi.org/10.1186/s40537-021-00444-8

[37] :ShadabH.,SantoshK.,SusmithB.,2021,NovelDeepLearningArchitectureforPredictingHeartDiseaseusingCNN,https://doi.org/10.48550/arXiv.2105.10816

[38] :R. Deepika, P. B.SrikaanthandR. Pitchai,"EarlyDetectionofHeartDiseaseUsing Deep Learning Model," 2022 8th International Conference on SmartStructuresandSystems (ICSSS),2022,pp.1-4,doi:10.1109/ICSSS54381.2022.9782295

[39] :R. Bharti,A. Khamparia,M. Shabaz,G.Dhiman,S. PandeandP.Singh,"Predictionofheartdiseaseusingacombinationofmachinelearninganddeeplearning,"ComputationalIntelligenceandNeuroscience,vol.2021,2021.https://doi.org/10.1155/2021/8387680.

[40] :M.AbubakerandB.Babayigit,"DetectionofCardiovascularDiseasesinECG Images Using Machine Learning and Deep Learning Methods," in *IEEETransactionsonArtificialIntelligence*,doi:10.1109/TAI.2022.3159505

[41] : Luca Brunese, Fabio Martinelli, Francesco Mercaldo, Antonella Santone. Deeplearningforheastdiseasedetection through cardiacsounds, Volume 176, 2020,pages2202-2211,https://doi.org/10.1016/j.procs.2020.09.257

[42] https://research.google.com/colaboratory/faq.html

[43] https://physionet.org/content/mitdb/1.0.0/

[44] https://physionet.org/content/challenge-2017/1.0.0/

[45] https://keras.io/api/

[46] https://numpy.org/

[47] https://scipy.org/

[48] https://scikit-learn.org/stable/

[49] https://wfdb.readthedocs.io/en/latest/

[50] https://www.mdpi.com/2078-2489/11/4/183/htm

[51] https://www.positron-libre.com/electronique/arduino/arduino.php

[52] https://www.analog.com/media/en/technical-documentation/data-sheets/ad8232.pdf

[53] Analytics-vidhya/confusion-matrix-accuracy-precision-recall,https://www.medium.com

[54] https://physionet.org/content/challenge-2017/1.0.0/results.csv

Annexe

Annexe1:lacarteArduino

LacarteArduinodispose:

- 14brochesnumériquesd'entrées/sorties(dont6peuventêtreutiliséesensortiesPWM(largeurd'impulsionmodulée)),
- 6entréesanalogiques(quipeuventégalementêtreutiliséesenbroches
- entrées/sortiesnumériques),
- unquartz 16Mhz,
- uneconnexionUSB,
- unconnecteurd'alimentationjack,
- unconnecteurICSP(programmation"in-circuit"),
- unboutonderéinitialisation(reset)

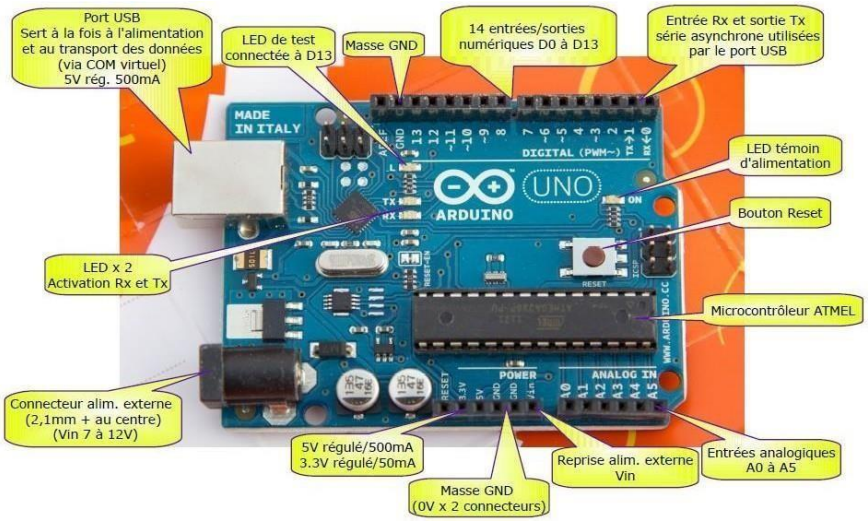


Figure: Description delacarteArduino

Annexe2:logicielArduinoIDE

Pour laprogrammationdenotremicrocontrôleur,onautilisélelogicielArduinoIDE.

Le logiciel Arduino est un Environnement de Développement Intégré (IDE) open source etgratuit,téléchargeablesurlesiteofficielArduino

L'IDEArduinopermet:

- D'éditerunprogramme:descroquis(sketchenAnglais),lesprogrammessontécritsenlangageC
- De compiler ce programme dans le langage « machine » de l'Arduino, la compilationest une traduction du langage C vers le langage du microcontrôleur La console donnedesinformationssurledéroulementdelacompilationetaffichelesmessagesd'erreur.
- De téléverser le programme dans la mémoire de l'Arduino, le téléversement (upload)se passe via le port USB de l'ordinateur. La console donne des informations sur ledéroulementdutéléversementetaffichelesmessages d'erreur.
- decommuniqueraveclacarteArduinogrâceauterminal(oumoniteursérie).pendantle fonctionnement du programme en mémoire sur l'Arduino, il peut communiqueravecl'ordinateurtantque la connexionestactive (câble USB,…)

Cetespace dedéveloppementintégré (IDE)dédiéaulangageArduinoetàlaprogrammationdescartes Arduinocomporte:

- Une**BARREDEMENUS**commepourtoutlogicieluneinterfacegraphique(GUI),
- Une**BARREDEBOUTONS**qui donneunaccèsdirectauxfonctionsessentiellesdulogicieletfaittoutesasimplicitéd'utilisation,
- Un**EDITEUR**(àcoloration syntaxique)pourécrirelecodedesprogrammes,avec onglets denavigation,
- Une**ZONEDEMESSAGES**quiaffichеindiquel'étatdesactionsencours,
- Une**CONSOLETEXTE**quiaffiche lesmessagesconcernantlerésultatdelacompilationduprogramme

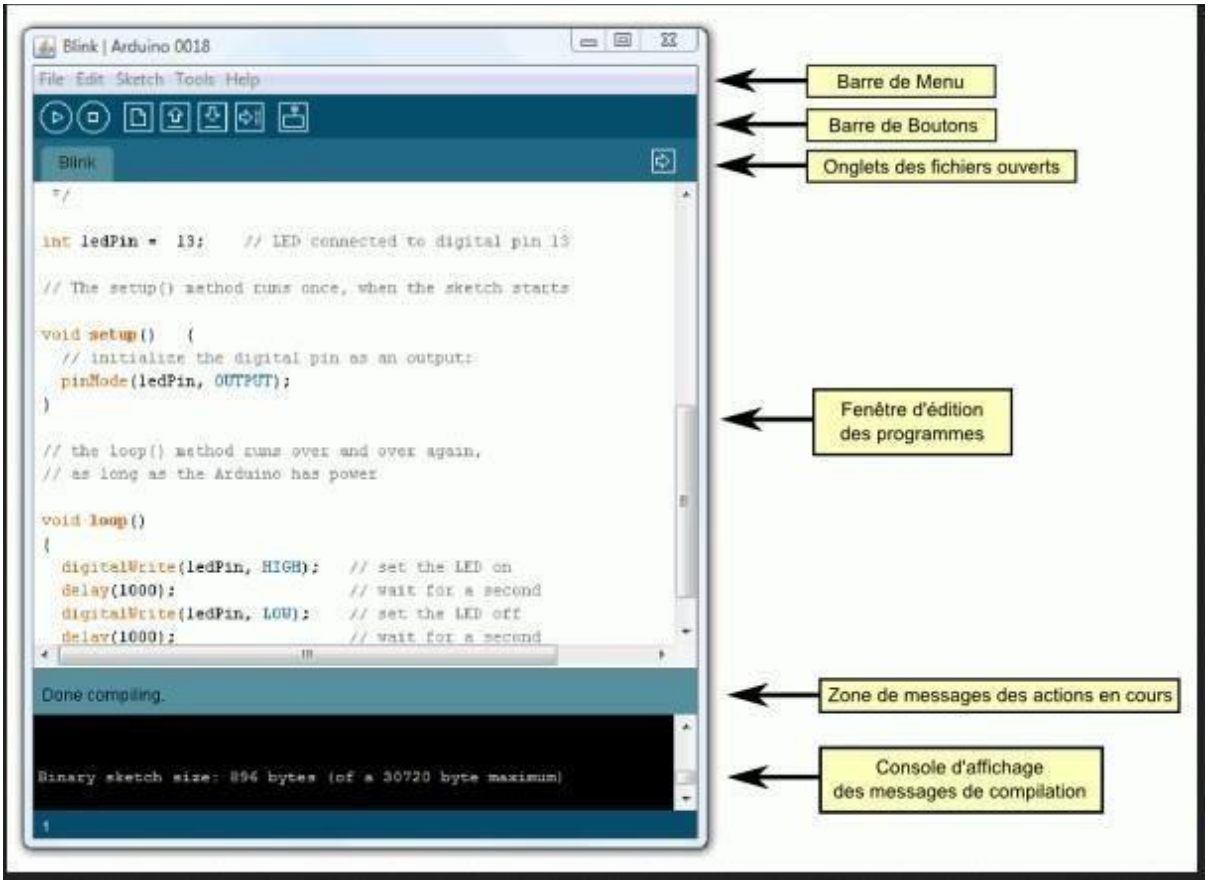


Figure:Descriptiondel'ArduinoIDE

ملخص

تمثل إشارة تخطيط القلب النشاط الكهربائي للقلب و تعكس صحة القلب و الاوعية الدموية. يحتوي أيضا على معلومات تساعد في التمييز بين امراض القلب و الاوعية الدموية. يعد تصنيف عدم انتظام ضربات القلب خطوة مهمة في تطوير معدات مراقبة العيادات الخارجية او العناية المركزة .

تعمل التطورات التكنولوجية في مجال الروبوتات و الذكاء الاصطناعي و النظم المدمجة باستمرار على فتح افاق جديدة و استخدام العمليات التكنولوجية في المجال الطبي.

الهدف من هذا العمل هو تطوير نظام لتصنيف إشارات المخطط الكهربائي للقلب و اكتشاف الحالات الشاذة. تم تصميم النظام لتصنيف ستة أنواع من ايقاعات القلب : الضربات الطبيعية , ضربات بطينية مبكرة , النبضات الايقاعية , الضربات الاذينية المبكرة , اندماج الضربات البطينية و الطبيعية , او الضجيج

الكلمات المفتاحية:المعلوماتية الصحية، إشارة تخطيط القلب، التعلم العميق، الشبكات العصبية الالتفافية، معالجة الصور، امراض القلب.

Résumé

LesignalECGreprésentel'activitéélectriqueducœuretreflètelasantédusystèmecardiovasculaire. Il contient également des informations qui permettent de différencier lesmaladies cardiovasculaires. La classification des arythmies est une étape importante dans ledéveloppementdeséquipements de surveillance enambulatoire ouenréanimation.

Les avancées technologiques de la robotique, de l'intelligence artificielle et des systèmesembarquésouvrentconstammentdenouveauxhorizonsetpermettentdesprocessustechnologiquesdansledomainemédical.

L'objectif de notre travail est de développer un système de classification des signaux ECG etdedétectiondesanomalies.Lesystèmeestconçupourclassersixtypesderythmescardiaques:battementsnormaux,battementsventriculairesprématurés,battementsrythmiques,battementsauriculairesprématurés,fusiondebattementsventriculairesetnormauxoubruit.

Mots clés : informatique de santé, ECG, Apprentissage profond, Réseaux de neurones à convolutions, Traitement d’image, Maladies cardiaques.

Abstract

The ECG signal represents the electrical activity of the heart and reflects the health of thecardiovascularsystem.Italsocontainsinformationthatcanbeusedtodifferentiatecardiovasculardiseases.Theclassification ofarrhythmiasisanimportantstepinthedevelopmentofmonitoringequipmentintheambulatoryor intensivecaresetting.

Technologicaladvancesinrobotics,artificialintelligenceandembeddedsystemsareconstantlyopeningnewhorizonsand enablingtechnologicalprocessesinthemedicalfield.

The objective of our work is to develop a system for ECG signal classification and anomalydetection. The system is designed to classify six types of cardiac rhythms: normal beats,ventricular premature beats, rhythmic beats, atrial premature beats, fusion of ventricular andnormalbeatsornoise.

Keywords: Health informatics, ECG, Deep Learning, Convolutional neural network, Image processing, Heart disease.