

N° OrderDépartement/Faculté/UMBB/2019

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE

MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE

UNIVERSITE M'HAMED BOUGARA-BOUMERDES



Faculté de la Technologie

Département Ingénierie des Systèmes Electriques

Mémoire de Master

Présenté par

DEROUECHE Manar

Filière : Génie biomédical

Spécialité : Instrumentation biomédicale

**Implémentation hardware d'un système de détection des chutes sur
plateforme ZYNQ**

Soutenu le 09 Juillet 2020 devant le jury :

YEKHLEF	Yacine	MCA	M'Hammed Bougara Boumerdes	Président
AMMAR	Mohamed	MCA	M'Hammed Bougara Boumerdes	Examineur
KERDJIDJ	Oussama	MRB	CDTA	Encadreur
BOUMERIDJA	Hafida	MAA	M'Hammed Bougara Boumerdes	Promoteur

Année Universitaire : 2019/2020

Dédicaces

A ma très chère maman la reine et la lumière de ma vie,

Au meilleur des pères ,dont le mérite, les sacrifices et les qualités humaines m'ont permis de vivre ce jour. Qu'ils trouvent en moi la source de leur fierté à qui je dois tout.

A mon frère Moumene à qui je souhaite un avenir radieux plein de réussite.

A ma précieuse sœur Amani à qui je souhaite une vie pleine de joie.

A Moncefô mon petit cher frère .

A « khalto mama » qu'elle voulait tellement assister ce jour mais n'a malheureusement pas pu le faire.

A tous mes Amis.

A tous ceux qui me sont chers

Remerciements

Avant de commencer la présentation de ce travail,

Je remercie en premier lieu DIEU le tout-puissant de m'avoir donné le courage, la volonté afin de parvenir à achever ce travail même au cour de cette pandémie de COVID-19.

Je remercie ma très chère famille et surtout mes parents pour leurs contributions, leurs soutiens, leurs patiences, leurs prières et leurs encouragements.

Tout d'abord, ce projet ne serait pas aussi riche et n'aurait pu voir le jour sans l'aide et l'encadrement de Mr.KERDJIDJ , je le remercie pour la qualité de son encadrement, sa rigueur, sa disponibilité, ses remarques fructueuses et ses directives précieuses, ainsi que pour son soutien ,qui ont contribué efficacement à l'avancement de ce travail.

Je tiens aussi à exprimer mes sincères remerciements à Mme. BOUMERIDJA ma promotrice pour avoir accepté de m'encadrer et de me diriger, sa disponibilité et les conseils précieux qui m'a prodigué tout le long de la réalisation de ce projet.

Je tiens aussi à remercier mes deux amies : Katia et Bouchera pour leur soutien moral et physique ainsi que tous ceux qui ont contribué de loin ou de près à la réalisation de ce travail.

Je tiens à remercier tous les membres de jury Mr. YEKHLEF et Mr. AMMAR de nous avoir honorés en acceptant de juger notre modeste travail. Veuillez trouver le témoignage de mon respect le plus profond en signe de reconnaissance.

Résumé

L'objectif principal de ce travail est d'implémenter sur un circuit FPGA (Field Programmable Gate Array) ZYNQ un système de détection des chutes. Pour se faire, nous avons créé deux IPcores : l'un pour la classification utilisant l'algorithme KNN et le second pour l'extraction des paramètres.

Dans un premier temps, le système de détection des chutes a été élaboré et validé par l'outil Matlab. Par la suite, nous l'avons implémenté sous l'environnement VIVADO de XILINX.

Abstract

The main objective of this work is to implement on a FPGA (Field Programmable Gate Array) ZYNQ circuit a fall detection system. To do this, we created two IP cores : one for classification using the KNN algorithm and the second for extracting parameters.

The fall detection system was first developed and validated by the Matlab tool. Subsequently, we implemented it under the VIVADO environment of XILINX.

ملخص

الهدف الرئيسي من هذا العمل هو إنشاء نظام كشف السقوط على دارة FPGA

(Field Programmable Gate Array) الميدانية القابلة للبرمجة ZYNQ للقيام بذلك ، قمنا بإنشاء اثنين من : IPs core أحدهما للتصنيف باستخدام خوارزمية KNN والثاني لاستخراج المعلومات. تم تطوير نظام الكشف عن السقوط أولاً والتحقق منه بواسطة أداة Matlab, في وقت لاحق، قمنا بتطبيقه في بيئة VIVADO من

XILINX

Table des matières

<i>Dédicaces</i>	1
<i>Remerciements</i>	2
Résumé.....	3
Table des matières.....	4
Table des figures.....	7
Liste des tableaux.....	8
Liste des abréviations.....	9
Introduction Générale.....	10
Introduction.....	11
1. Contexte.....	11
2. Objectif.....	11
3. Problématique.....	11
4. Méthodologie.....	12
Chapitre 1 Généralités.....	13
1. Introduction.....	14
2. Vieillesse en chiffres.....	14
3. Changements physiologiques et vieillissement.....	16
4. Définition d'une chute.....	16
5. Statistiques sur les chutes.....	17
6. Les facteurs de risque des chutes.....	18
6.1. Facteurs intrinsèques.....	18
6.1.1. Facteurs liés à la physiologie de la personne.....	18
6.1.2. Facteurs liés au comportement de la personne.....	20
6.2. Facteurs extrinsèques.....	20
7. Les conséquences des chutes.....	21
7.1. Conséquences physiques.....	21
7.2. Conséquences psychologiques.....	22
7.3. Conséquences économiques et sociales.....	23
8. Utilité des systèmes de détection des chutes.....	23
9. Caractéristiques d'un système de détection.....	25
10. Marché mondial des détecteurs des chutes.....	26
11. Exemples des détecteurs des chutes commercialisés.....	27
12. Conclusion.....	29

Chapitre2 Etat de l'art des systèmes de détection des chutes	30
1. Introduction :.....	31
2. Classification des systèmes de détection des chutes :.....	31
2.1. Système de détection à base des capteurs vision	33
2.2. Système de détection à base des capteurs environnementaux	37
2.3. Système de détection à base des capteurs portatifs	44
2.3.1. Collecte de données	45
2.3.2. Segmentation	45
2.3.3. Extraction des paramètres.....	46
2.3.4. Classification	46
3. Détecteurs des chutes à base FPGA.....	51
4. Conclusion	52
Chapitre 3.....	53
Implémentation Software du système de détection des chutes proposé	53
1. Introduction.....	54
2. Choix du système	54
3. Vue générale du système à implémenter	54
4. Scénarios possibles.....	55
5. Plateforme SHIMMER connectée au pc.....	55
6. Fenêtrage et extraction des paramètres	56
6.1. Fenêtrage	56
7.1. Extraction des paramètres.....	57
8. Classification.....	61
8.1. L'outils utilisé	62
8.2. Algorithme d'apprentissage.....	62
8.3. Algorithme KNN.....	63
8.4. Processus d'apprentissage : validation croisée	64
8.5. Phase du test.....	65
8.6. Résultats et évaluation.....	65
8.6.1. Matrice de confusion	65
8.6.2. Mesures d'évaluation.....	66
8.6.3. Résultats obtenus.....	66
9. Interprétation des résultats obtenus	67
10. Conclusion	68
Chapitre 4.....	69
Implémentation hardware du système sur FPGA ZYNQ	69
1. Introduction.....	70

2.	Un circuit logique programmable :	70
3.	Définition de l’FPGA :	70
4.	La carte ZEDBOARD basée sur le circuit ZYNQ zc702 :	71
5.	La partie logique programmable de l’FPGA (PL) :	73
5.1.	CLB/Slices	73
7.2	Les blocs DSP	74
7.3.	Block RAM	74
7.4	Cœur de propriété intellectuelle « IPs core »	75
8.	Système microprocesseur (PS)	75
8.1.	Le système double cœurs	75
8.2.	Les interconnexions	76
9.	Flot de développement ZYNQ et outils logiciels	77
10.	Implémentation hardware du système de détection des chutes	78
10.1.	Flot de conception du système sur Vivado HLS	79
10.1.1.	Ce qu’on a fait sur VIVADO HLS	79
10.2.	Implémentation sur VIVADO	83
10.2.1.	Phase de synthèse	85
10.2.2.	Implémentation	85
11.	Résultats	86
12.	Interprétation des résultats	87
13.	Conclusion	87
	Conclusion Générale	88
	BIBLIOGRAPHIE	i
	Annexe	6

Table des figures

Figure 1	pourcentage de population âgée de 65 ans et plus en 2020[3]	14
Figure 2	: Accroissement démographique des personnes âgées en Algérie [3]	15
Figure 3:	Pyramide des âges en Algérie 2020[3]	15
Figure 4	: Cycle de vie des chutes [13]	22
Figure 5	: Les types des détecteurs de chute [30]	25
Figure 6	: Types de détecteurs les plus utilisés avant et après l'année 2014 [32]	27
Figure 7	Détecteur de chutes : (a) Bracelet VIBBY OAK [34] , (b) Montre VIVAGO[34]	27
Figure 8	: (a) Patch Vigifall [35] ,(b) E-vone [36]	28
Figure 9:	(a) Walabot [37], (b) Kiwatch [38]	28
Figure 10	: le taux d'utilisation des différentes méthodes de classification [33]	32
Figure 11	: les différents algorithmes utilisés pour la classification [33]	32
Figure 12	: Processus de détection des chutes [31]	33
Figure 13	Vue générale de notre système conçu	54
Figure 14	Scénarios probables	55
Figure 15	SHIMMER[64]	55
Figure 16	Signaux représentant : (a) marche, (b) allongé et (c) chute respectivement ..	56
Figure 17	Forme du vecteur des paramètres extraits	58
Figure 18	Forme finale du vecteur des paramètres extraits	59
Figure 19	Principe de la fonction feat créée	60
Figure 20	Forme du vecteur paramètres après étiquetage	61
Figure 21	Algorithme « KNN »[67]	63
Figure 22	Principe du K-NN	64
Figure 23	Matrice de confusion	65
Figure 24	Taux de classification pour chaque méthode	66
Figure 25:	(a) Composant du FPGA [71], (b)Matrice des blocs logique et interconnexions	71
Figure 26	Carte ZEDBOARD [73]	72
Figure 27	: (a) Architecture du slice, (b) Les entrées des LUTs	73
Figure 28	Architecture du bloc DSP	74

Figure 29 Architecture du bloc RAM[72].....	75
Figure 30 La partie PS du ZYNQ 702	76
Figure 31 Communication entre PS et PL avec le bus AXI4-Lite.....	77
Figure 32 Flot de conception du système de détection des chutes	78
Figure 33 Flot de conception VIVADO HLS [77]	79
Figure 34 Simulation sur VIVADO HLS	80
Figure 35 Flot de conception du système	81
Figure 36 IP pour la fonction extract_fct (a) et IP du classificateur KNN(b)	82
Figure 37 Choix de la carte sur VIVADO	83
Figure 38 Schéma de la mise en œuvre du système dans VIVADO design suite	84
Figure 39 Différentes interconnexions entre inputs et outputs	84
Figure 40 (a) Placement des composants(b) routage	85
Figure 41 Routage des différents modules constituant notre système de détection.....	86
Figure 42 Représentation des ressources après implémentation	87

Liste des tableaux

Tableau 1 : Des exemples des systèmes de détection des chutes à base vision utilisant l'apprentissage automatique	35
Tableau 2 : Des exemples des systèmes de détection des chutes à base des capteurs environnementaux utilisant l'apprentissage automatique.	43
Tableau 3 : Des exemples des systèmes de détection des chutes à base des capteurs portatifs utilisant l'apprentissage automatique	48
Tableau 4 Caractéristiques de la base utilisée	56
Tableau 5 Paramètres extraits	58
Tableau 6 Les classes utilisées en classification.....	61
Tableau 7 Principe de validation croisée [66]	65
Tableau 8 Exemples de classement des mouvements.....	67
Tableau 9 Ressources utilisées	80
Tableau 10 Ressources après phase synthèse	85
Tableau 11 Ressources après implémentation	86

Liste des abréviations

F1 : F1 mesure

Mean : moyenne

Max : amplitude maximale

Min: amplitude minimale

STD : « standard deviation », l'écart type.

RMS : « Root mean square », Moyenne quadratique

ACC: « Accuracy »,taux de classification

SE: Sensibilité

SP: Spécificité

FPGA : Field programmable Gate Array,

SVM : « Support Vector Machine » ,Vecteur de support machine

KNN : K-nearest neighbors, K plus proche voisin

DT: Decision Tree , arbre de décision

MPL: Multi layer perceptron, perceptron multicouche

Introduction

Générale

Introduction

1. Contexte

« L'Etat veille à la préservation de la dignité et du devoir de respect envers les personnes âgées dans toutes les situations et en toutes circonstances, notamment l'obligation d'aide et d'assistance et la protection de leurs droits. » Article 9 du Loi n° 10-12 du 29 décembre 2010 relative à la protection des personnes âgées montre combien la prise en charge des personnes âgées présentant un risque de chute représente un défi médical, social et financier.

Selon L'organisation mondiale de la santé, le monde vieillit, et environ 30% des seniors chutent une ou plusieurs fois par an.

Chez les personnes âgées, on constate que les chutes sont bien plus fréquentes que chez le reste de la population. Bien que souvent celles-ci ne soient pas graves, on peut observer un manque de confiance en soi et une limitation de mobilité dans la vie de tous les jours due à la peur de la rechute. De plus une simple chute peut entraîner de lourdes séquelles comme une fracture, une entorse et la mort au pire.

C'est pourquoi la détection et le sauvetage des chutes en temps efficace sont d'une grande importance afin d'assurer la capacité de vie indépendante des personnes âgées.

Différentes approches de systèmes de détection des chutes ont été mises en place pour faire face à ce risque voire les systèmes de détection des chutes à base des capteurs vision, à base des capteurs environnementaux ou à base des capteurs portatifs.

2. Objectif

Dans le but d'utiliser des algorithmes de classification d'activités, il est nécessaire d'utiliser des capteurs pouvant récolter des données pertinentes pour chacun d'entre eux.

Nous allons créer un système de détection des chutes basant sur les données des capteurs portatifs Accéléromètre et Gyroscope collectées par SHIMMER. Et l'implémenter par la suite sur carte FPGA ZEDBOARD.

3. Problématique

Les chutes des personnes âgées engendrent beaucoup de pertes que ça soit au niveaux physique tel que les traumatismes, au niveau psychique des seniors qui vont avoir toujours

peur de rechuter encore ainsi que les couts financiers directs ou indirects que la prise en charge peut engendrer.

Afin de garder un œil sur les personnes âgées et leur suivi, comment réaliser un système portatif qui fonctionne correctement et qui donne les mêmes résultats qu'en software ?.

4. Méthodologie

Pour mettre en place les différentes caractéristiques à extraire des signaux, il sera nécessaire de consulter les différentes revues technologiques déjà publiées sur la détection des mouvements et des chutes de la marche afin de mettre en place une liste de paramètres à extraire.

Par la suite un chapitre dédié à la phase d'implémentation software où nous allons créer une fonction d'extraction des paramètres tout en utilisant l'outil « Classification learner » sur MATLAB avec plusieurs algorithmes de classification à savoir SVM, KNN et celui de l'arbre de décision pour but de bien choisir l'algorithme et les paramètres à extraire avant d'entamer l'implémentation hardware.

Ce mémoire présentera l'intégralité des étapes de conception du système embarqué dans le dernier chapitre où on va exploiter les résultats du troisième chapitre en utilisant l'outil de synthèse de haut niveau VIVADO HLS pour créer des IP's représentant la fonction d'extraction des paramètres et la classification respectivement. Pour à la fin réaliser une architecture, sa synthèse son routage et implémentation sur l'outil VIVADO.

Chapitre 1

Généralités

Chapitre1

1. Introduction

Les **chutes de personnes âgées**, à domicile ou au sein d'établissements spécialisés, sont fréquentes et ont malheureusement de nombreuses répercussions sur l'autonomie des seniors dont elles peuvent être dramatiques : dépendance, fracture, décès, traumatisme psychologique... cependant, une des solutions les plus simples est l'adoption de mesures de sécurité qui suffirait à diminuer ces accidents.

Ces chutes sont considérées comme un véritable fléau découlant de différents facteurs personnels, comportementaux ou environnementaux

Dans ce chapitre, on propose une vue générale sur les statistiques des chutes des personnes âgées, leur causes et conséquences et les solutions existantes afin de pouvoir lutter contre le phénomène des chutes.

2. Vieillesse en chiffres

Selon l'Organisation Mondiale de la Santé (OMS), la population mondiale est en train de vieillir[1]. Afin de déterminer l'appartenance au groupe « personnes âgées », il est souvent utilisé comme référence l'âge de 65 ans au minimum spécifié par l'Organisation mondiale de la santé [2]. Dans La figure 01, l'Organisation des Nations Unies donne le pourcentage de population âgée de 65 ans et plus pour l'année courante 2020 [3] : Il est prédit qu'en 2030, la population mondiale âgée de plus de 60 ans devrait atteindre 1,4 milliard, et d'ici 2050, par rapport à 2017, elle devrait passer de 962 millions à 2,1 milliards[4].

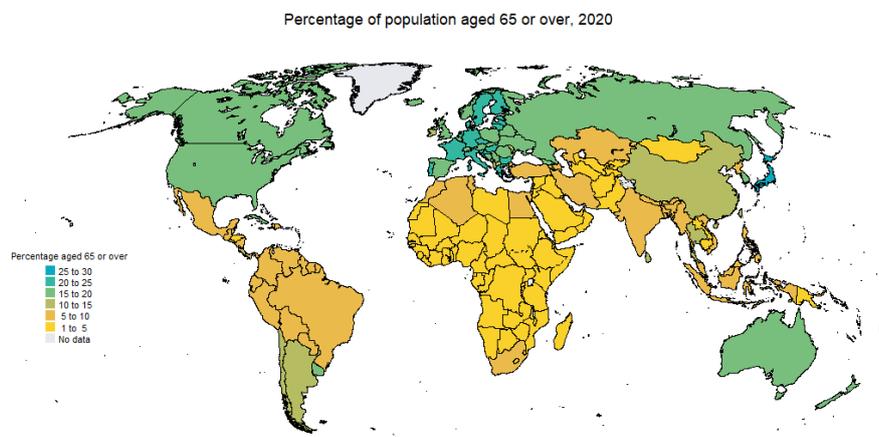


Figure 1 pourcentage de population âgée de 65 ans et plus en 2020[3]

Chapitre1

En Algérie ,La tranche des personnes âgées de 65 ans et plus est passée à 2,815 millions en 2019 ,alors qu'elle devrait atteindre les 2,952 millions au terme de l'année 2020 et de l'ordre de 7,225 millions d'ici l'horizon 2040 selon l'organisation nationale de la santé(ONS) [5].

La figure 02 ci-dessous représente la population algérienne de 65ans et plus estimée en millions en fonction des années. D'après ces données, cette population ne cessera pas d'augmenter.

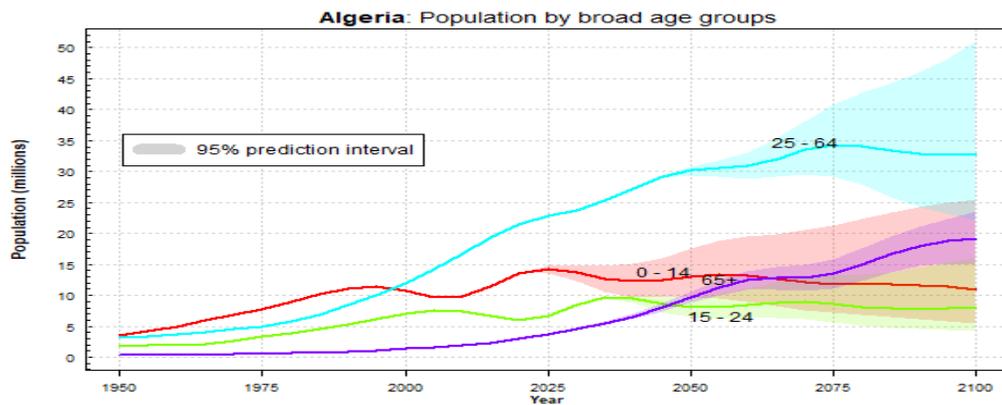


Figure 2 : Accroissement démographique des personnes âgées en Algérie [3]

Ainsi l'indice de vieillesse connaît une évolution étonnante jusqu'à 2050 , passant de 25,6% en 2010 à 133,8% en 2050[6].La figure 3 donne une idée globale sur la structure par âge en Algérie au cours de l'année 2020. [3]

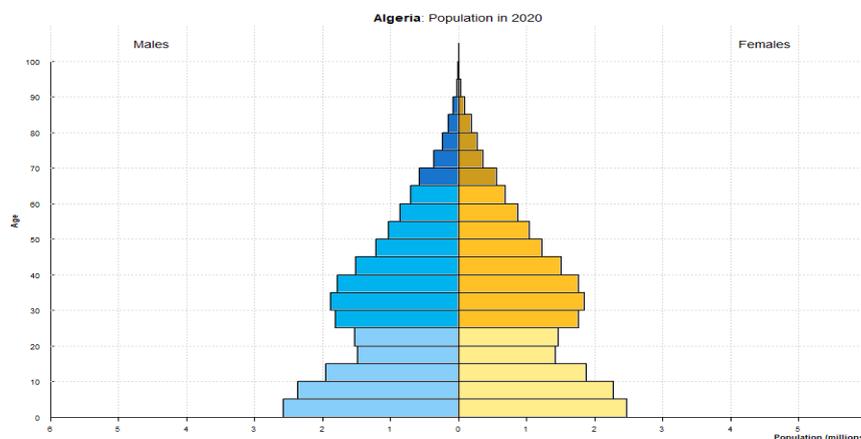


Figure 3: Pyramide des âges en Algérie 2020[3]

D'ici 30ans, la structure par âge de la population algérienne ressemblera à celle des pays développés[7].

Chapitre1

3. Changements physiologiques et vieillissement

De manière générale, le vieillissement est le résultat de notre corps réagissant au temps. il peut entraîner une dégradation de nombreuses fonctions physiologiques ,ce qui signifie que ces personnes sont exposées à divers dangers lors de l'exécution des activités quotidiennes , à l'intérieur et à l'extérieur de leur résidence[8].

A titre d'exemple, dès 50ans,que ce soit la vision centrale ou la vision périphérique, la perception visuelle diminuera, le contraste et la perception de la profondeur s'affaibliront également, et la performance du système vestibulaire sera altérée progressivement en raison des changements et des réductions des cellules ciliées et des fibres de myéline du nerfs vestibulaire[9].

De même, le vieillissement a pour conséquence générale que les personnes âgées sont plus lentes lorsqu'elles commencent et font un mouvement, et qu'elles ont moins d'équilibre[10]. Sachant que la masse musculaire est réduite de 30% Chez les personnes âgées de 80 ans par rapport aux jeunes adultes, de plus, une diminution de la force et de la puissance avec l'âge de 3,5% par an chez les plus de 65 ans[9]. De plus, la prise d'âge provoque un affaiblissement de la capacité à marcher et à contrôler la posture verticale, c'est pourquoi les personnes âgées sont susceptibles de chuter[10].

Souvent, les chutes causent des blessures, et la mort de la personne dans les situations les plus graves. Un autre exemple de la sensibilité des seniors est le risque d'incendie et de brûlures à la maison. La raison fréquemment citée est l'incapacité d'entendre une alarme incendie[8].

4. Définition d'une chute

Selon l'organisation mondiale de la santé, une chute signifie « un événement à l'issue duquel une personne se retrouve, par inadvertance, sur le sol ou toute autre surface située à un niveau inférieur à celui où elle se trouvait précédemment »[11]. Selon [2] , « une chute c'est se retrouver involontairement dans une position de niveau inférieur par rapport à sa position initiale ». Malgré la diversité de ses définitions, elles ont une chose en commun : une chute est un incident dans lequel la personne s'est accidentellement retrouvée dans une zone en dessous de sa position précédente.

Chapitre1

5. Statistiques sur les chutes

À échelle mondiale, les chutes représentent un problème majeur de santé publique. On estime que 64 000 de chutes mortelles se produisent chaque année, dont plus de 80% sont dans les pays à revenu faible ou intermédiaire. Ce qui signifie que la chute est la deuxième cause de décès en raison de blessures non intentionnelles après les traumatismes causées par les accidents de la route[11].

Dans toutes les régions du monde, le taux de mortalité, à cause des chutes, est le plus élevé parmi les personnes de plus de 65 ans[11]. Sachant que Le rapport entre l'âge et le nombre de chutes par an augmente proportionnellement avec la vieillesse [10].

Selon l'Organisation mondiale de la santé, environ 30% des personnes âgées tombent accidentellement une ou plusieurs fois par an, et pour les personnes de plus de 80 ans, ce taux passe à 50%[12]. Et environ 30 à 50% des personnes en établissement de soins de longue durée chutent chaque année et 40% d'entre eux retombent encore[13].

Selon le professeur M.Yakoubi, chef du service de chirurgie orthopédique du CHU de Bab-El-Oued, 75% des causes d'accidents domestiques sont des chutes dont 95% des victimes sont des personnes de plus de 65 ans[14].

Le problème des chutes chez les personnes âgées est l'un des événements les plus mortels, en particulier chez les seniors. Les personnes de cet âge chutent chaque année, la moitié de ces personnes âgées chutent à plusieurs reprises, ce qui a également un impact majeur sur la psychologie, les soins médicaux et la société[15]

Une chute sévère peut signifier un long séjour à l'hôpital, un handicap permanent, une récupération douloureuse, une perte de vie indépendante ou pire[13].

Même si elles ne causent pas de décès, près de 37,3 millions de chutes suffisamment graves nécessitant des traitements médicaux ont lieu chaque année[11]. En outre, les personnes handicapées en raison de chutes, en particulier les personnes âgées, courent un risque élevé d'avoir besoin de soins de longue durée à l'avenir ou de devoir être placées dans des institutions ou des maisons de retraite[11].

Chapitre1

6. Les facteurs de risque des chutes

La chute des personnes âgées est généralement le résultat d'un déséquilibre d'attitude qui n'est pas compensé par une fonction d'équilibrage en raison d'un manque de réserve fonctionnelle et adaptative. Elle se produit lors d'activités physiques souvent courantes à la maison [16]. comme se pencher, se déplier ou se lever d'un meuble[17].

Tous les facteurs pouvant provoquer une chute sont appelés facteurs de risque de chute. En fait, la survenue de chutes est le résultat de l'interaction de nombreux facteurs et la recherche montre que l'attention portée à ces facteurs de risque peut réduire considérablement le taux de chutes [15].

Le risque de chute et le nombre de facteurs dépendent les uns des autres, c'est-à-dire que le risque de chute augmente à mesure que le nombre de facteurs augmente[15] et cela ce fait de manière proportionnelle, où le risque de chute peut être estimé à 8% chez les seniors sans facteurs de risque et peut atteindre 78% chez les personnes âgées avec quatre facteurs de risque ou plus[18].

D'après la littérature scientifique[15], [19]–[21] Les facteurs de risque sont scindés en deux grandes catégories : les facteurs intrinsèques liés à la personnes qu'ils soient physiologiques ou comportementaux ainsi que les facteurs de risques extrinsèques liés à l'environnement.

6.1.Facteurs intrinsèques

Certains d'entre eux sont contrôlables, tels que les maladies qui peuvent être atténuées ou contrôlées par un traitement approprié, de même les facteurs liés au comportement humain, aux émotions et aux activités de la vie quotidienne pouvant être modifiés également par une intervention stratégique. Mais certains d'autre sont incontrôlables comme l'âge et le sexe [15].

6.1.1. Facteurs liés à la physiologie de la personne

Le facteur d'âge, où le pourcentage de chutes répétées augmente selon le groupe d'âge de 7% pour les 64-74 ans à 19% pour les 75-85 ans pour atteindre 25% après 85ans.[15], [18], [20], [22], [23].

Chapitre1

Le sexe : les femmes chutent plus que les hommes surtout lorsqu'elles ont un faible indice de masse corporel [15], [18], [23].

La sarcopénie également favorise la chute, vu qu'elle est caractérisée par une diminution de la masse musculaire, estimée à 30-60% pour les femmes et entre 30-45% pour les hommes plus âgés, ainsi elle est responsable de la perte d'autonomie[18].

D'autres facteurs sont les troubles de la marche et de l'équilibre dus au déclin neuromusculaire.[15], [18]–[22] aussi, les troubles sensitifs et proprioceptifs des membres inférieurs, on rappelle que la proprioception joue un rôle vital dans le contrôle de l'équilibre et des mouvements en position debout , aussi, l'Arthrose présente un des facteurs majeurs y compris les dommages au canal lombaire, au niveau de la prothèse de la hanche ou du genou ou l'arthrite responsable de douleurs gênant la marche.[18]

Le syndrome de Parkinson, dans lequel l'instabilité posturale est à un stade avancé de la maladie est un facteur de risque de chutes majeur.[18]–[20], [24].Ainsi que le manque de calcium et de vitamine D [2] et les Infections respiratoires basses chroniques[23].

La maladie d'Alzheimer et troubles sensoriels comme la démence, et leurs médicaments tels que les antipsychotiques. [15], [19], [23]. De leurs côtés, les troubles glycémiques et cardiovasculaires sont des facteurs de risque majeurs que les seniors doivent prendre garde .[2], [18], [21], [23].

Il est estimé que l'utilisation d'un support technique multiplie le risque de chute par 2, et la dépendance modérée le multiplie également 2 à 3 fois. [24]. Aussi l'hypotension, la déshydratation et les infections urinaires[19] et les troubles vestibulaires engendrant des vertiges et de la perte d'équilibre. [15], [18].

Chez les personnes âgées surtout, le déficit visuel représente un grand challenge [15], [18], [20]–[23],il touche généralement :

- L'acuité visuelle qui s'affaiblie, la cataracte retrouvée chez 50% des seniors.
- La sensibilité aux contrastes.
- La vision périphérique et ses régions sensibles au mouvement.
- La perception de la profondeur.

Chapitre1

La dépression quant à elle, peut induire des troubles de fonctions exécutives et un ralentissement psychomoteur qui favorise les chutes, d'ailleurs même les médicaments psychotropes utilisés dans leur traitement tels que les antidépresseurs peuvent affecter l'équilibre. [18], [21], [24]

L'antécédant de chute multipliant le risque par 3, et la crainte de chuter estimée chez les personnes âgées vivantes seules entre 12% et 65% et elle est élevée chez les femmes, après être tombé, les patients ressentent une anxiété grave, une peur du vide et refusent de se lever même avec de l'aide avec une perte de confiance en eux, cette auto dévalorisation conduit à l'apparition d'un syndrome dépressif et génère le phénomène de régression psychomotrice conduisant à une réelle incapacité à marcher et à se tenir debout, cette phobie de la chute amène souvent ces patients à éviter ou limiter leurs activités physiques. [15], [18], [22], [24].

6.1.2. Facteurs liés au comportement de la personne

- Le mode de vie incorrect comme l'inactivité, la consommation d'alcool et même l'obésité[22]. Aussi l'abus de drogues et l'usage excessif de neuroleptiques et des psychotropes présente un facteur de risque considérable [19], [23].
- L'utilisation incorrecte des vêtements ou des chaussures qui peuvent être ouverts ou inappropriés peut entraîner la perte d'équilibre.[22]–[24]
- Déambuler sans but [24] ainsi que la peur de chute, les doubles tâches et le manque de sommeil[21] peuvent provoquer la chute des seniors facilement.
- De plus, un statut psychologique médiocre lié à l'isolement et une mauvaise alimentation provoquant des carences nutritionnelles[23] ainsi que les sédatifs favorisant la fonte musculaire[21], [23], [24] .

6.2.Facteurs extrinsèques

Ces derniers proviennent de l'environnement d'une personne, tels que :

- Surfaces glissantes [2], [15], [19], [20], [22].
- Trottoirs accidentés et l'inégalité et l'instabilité du sol[15], [19].
- Escaliers sans main courante ou l'utilisation des échelles[2], [22].
- Besoin d'atteindre des objets en haut[22].
- Mauvais éclairage [2], [18]–[20], [22].
- Présence des obstacles comme les seuils des portes, les tapis et les câbles[2], [19].

Chapitre1

- Effets des médicaments[20].
- Désordre et passages étroits et encombrés[2].
- Architecture et urbanisme inadaptés et absence de dispositifs d'aide[23].
- Instabilité et hauteur des assises et lits ainsi qu'un faible niveau socio-économique qui engendre des difficultés multiples[18].

7. Les conséquences des chutes

Les conséquences d'une chute ne se limitent pas seulement aux blessures physiques graves, mais aussi aux griefs psychologiques[13]. On peut classer les conséquences de chute en trois catégories : i-conséquences physiques, ii-conséquences psychologiques et iii-conséquences économiques et sociales.

7.1.Conséquences physiques

Après une chute, des blessures graves peuvent entraîner un risque important de morbidité et de décès[25] [26].

Les conséquences traumatiques des chutes sont les plus fréquentes et les plus graves. Elles concernent entre 40 et 60% des chutes selon les études, Il peut s'agir de traumatismes mineurs, dans environ 40% des cas, comme des atteintes superficielles de la peau, de la douleur et de l'inconfort. Les fractures osseuses costales ou vertébrales, lésions musculaires ou ligamentaires et fractures et lésions de la moelle épinière, sont considérées comme des traumatismes modérés[15] [18] [25].Quant aux traumatismes majeurs, ils ne représentent que 10% des cas mais engendrent de graves conséquences. [18] On compte parmi eux les fractures fémorales qui sont les plus fréquentes et les plus graves[23] [26],et les traumatismes crâniens qui à leur tour provoquent des lésions cérébrales [13] [18].

Dans la partie supérieure du corps, les blessures à la tête et au torse sont les plus courantes. Environ 66% des admissions à l'hôpital sont dues à au moins une fracture. Les fractures du coude et de l'avant-bras sont plus courantes, mais les fractures de la hanche sont les plus difficile à guérir[22]. Les autres conséquences physiques de la chute sont quant à elles liées à la station prolongée au sol ou sur terre pendant plus d'une heure après la chute ce qui peut entraîner la mort[13][18], la durée de séjour au sol est directement liée à l'incapacité de se relever seul et dépend d'abord des conséquences traumatiques de la chute avec, au premier rang, la fracture, mais aussi des capacités physiques de la personne, c'est-à-dire de sa

Chapitre1

faiblesse musculaire et/ou d'une apraxie[26].Ce phénomène est responsable de rhabdomyolyse, d'hypothermie, d'escarres, de pneumopathies d'inhalation, de déshydratation ou encore de décompensation de morbidité sous-jacentes. Ces traumatismes physiques conduisent constamment à une hospitalisation [18],qui peut provoquer le décès, une éventuelle invalidité à long terme, et la plupart du temps entraîne une perte accrue d'autonomie[15].

7.2.Conséquences psychologiques

Lorsqu'un patient chuteur passe plus d'une heure au sol incapable de se relever, le risque de développer un syndrome post chute est majeur et peut être divisé en deux parties[18] : La partie motrice entraîne des troubles posturaux, de l'équilibre, et de la marche.

La partie psychologique quant à elle engendre une inhibition psychomotrice, et une anxiété grave avec une sensation d'embarras ; La chute est perçue par les personnes âgées comme un événement traumatisant brutal. En psychopathologie, Il est associé à une blessure narcissique, ou encore une rupture dans l'histoire du patient, Cette perte d'équilibre physique et mental renforce le sentiment d'angoisse, d'abandon, de solitude, de dépression, et crée un bouleversement narcissique détruisant l'image corporelle et provoquant une perte de confiance en soi[18] [15]. De plus environ 60% d'entre eux limitent leurs activités quotidiennes par crainte de tomber. Cette limitation d'activité peut entraîner un mauvais équilibre de la marche et une faiblesse musculaire, ce qui affecte finalement la mobilité et l'indépendance des personnes âgées et l'événement de chute se produit à nouveau en raison de leur fragilité[13] [25].

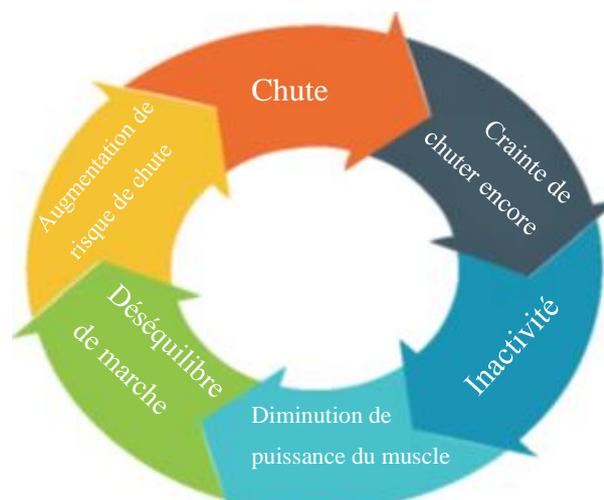


Figure 4 : Cycle de vie des chutes [13]

Chapitre1

7.3. Conséquences économiques et sociales

Les problèmes de santé deviennent avec l'âge multiples et plus chroniques, En réalité les frais de santé augmentent avec l'âge et comme le nombre de personnes âgées s'accroît, alors, il en va de même pour les dépenses de santé[7].

Les coûts directs associés aux chutes reflètent l'augmentation des coûts des services, tels que la réadaptation en physiothérapie, les soins hospitaliers, les outils de soutien tels que les fauteuils roulants, les cannes de marche, etc. et les coûts des soignants [15] [22]. Tandis que les coûts indirects sont liés au décès des patients et à leurs conséquences[22]. Et pour les seniors qui vivent seuls, une prise en charge par du personnel paramédical à domicile comme les infirmières, aides-soignantes, kinésithérapeutes, ergothérapeutes est nécessaire [18].

De plus , les chutes engendrent la réduction des activités sociales de routine possibles des personnes âgées et la perte d'autonomie et le recours à la famille, aux amis ou bien le déménagement à un établissement ou un centre de soins[15]. Environ 40% des patients âgés hospitalisés pour chute sont ensuite orientés vers une institution[18].

8. Utilité des systèmes de détection des chutes

Le temps de sauvetage moyen pour les personnes âgées après une chute est de 20 minutes. Mais certaines personnes âgées peuvent devoir attendre plus de deux heures. Ce temps d'attente après une chute va sans doute retarder le meilleur temps de traitement pour les seniors[27]. Dans de nombreux cas, la mort peut survenir dans les 6 mois suivant la chute non assistée à temps[12].

C'est pourquoi la détection et le sauvetage des chutes en temps efficace sont d'une grande importance afin d'assurer la capacité de vie indépendante des personnes âgées, améliorer leur qualité de vie, assurer leur santé, maintenir l'harmonie familiale et améliorer le niveau des soins de toute la société [27].

Cependant, obtenir une aide rapide après une chute réduira le risque d'hospitalisation de 26% et le risque de décès de 80% [15].

L'une des solutions comprend la présence d'une personne pour l'assistance et les soins personnels. Mais réellement, il n'est pas possible pour quiconque de rester présent tout le temps avec une personne âgée. Il peut y avoir certains scénarios où les personnes âgées sont

Chapitre1

laissées seules par leurs proches. De plus, il peut y avoir des cas où les personnes âgées vivent seules, la chute est plus dangereuse dans ce cas-là, car le temps de sauvetage peut augmenter considérablement[28] . Au cours des deux dernières décennies et afin de maintenir leur sécurité et de détecter s'ils sont tombés ou non lorsqu'ils sont laissés seuls, des experts dans les domaines technique et médical ont travaillé pour réduire les conséquences des chutes en réduisant le temps de réponse et en fournissant un meilleur traitement en cas de chute[13].

La population cible susceptible de bénéficier le plus de détection des chutes est bien sûr celle des personnes âgées à risque de perte d'autonomie ou dépendantes vivant à domicile mais aussi en institution (Etablissement d'Hébergement pour Personnes Agées Dépendantes (EHPAD) ou Unités de Soins de Longue Durée (USLD)[26].

Bien que le système de détection des chutes n'empêche pas les chutes, les informations qu'il fournit sont précieuses et peuvent être utilisées par les soignants et le personnel médical. la nécessité d'une présence continue des soignants de patients atteints de maladies chroniques en raison du risque de chute peut être atténué si un système de détection de chute est installé, car en cas de chute, il peut alerter pour aider le patient[29].

En effet, plus la technologie permet d'intervenir tôt après la chute en cas d'impossibilité de se relever, moins les conséquences psychologiques et physiques seront importantes. Le gain médico-économique réside au mieux dans l'éviction d'hospitalisation et au pire dans la diminution de la durée de séjour à l'hôpital et de la dégradation de l'autonomie [26].

L'un des principaux avantages de ces systèmes est qu'ils sont si intelligents qu'ils communiquent avec le contact d'urgence immédiatement chaque fois qu'une chute est détectée, Même si le patient perd connaissance ou ne peut pas se relever après une chute[28]. Pour cette raison, de nombreuses systèmes de détection des chutes ont été proposés, parmi eux ceux basés sur des accéléromètres et des gyroscopes[13].

En réponse à cette situation, ces dernières années, de nombreux chercheurs ont développé une série de méthodes de détection de chute. Ces méthodes comprennent trois technologies principales : la détection à base des capteurs vision, la détection à base des capteurs environnementaux et la détection à base des capteurs portatifs [27].

Chapitre1

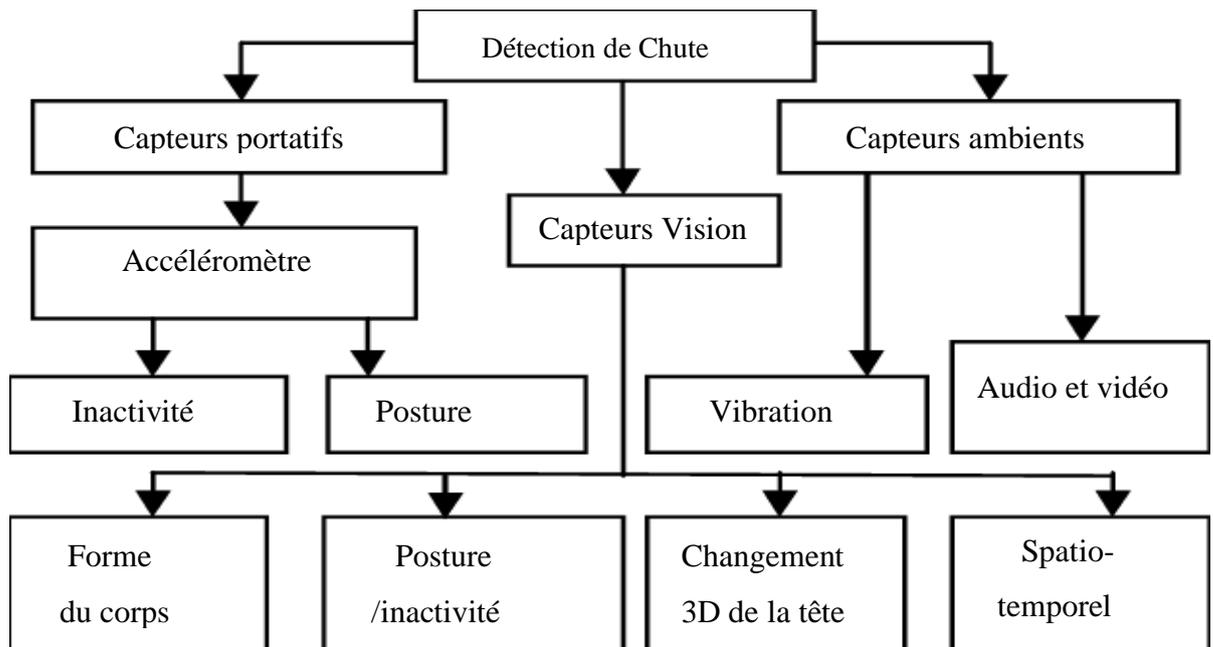


Figure 5 : Les types des détecteurs de chute [30]

9. Caractéristiques d'un système de détection

Afin d'accomplir sa mission de détecter les chutes, Le système doit répondre à certaines exigences .Un tel système ne doit pas limiter la mobilité du sujet ce qui signifie qu'il aura la possibilité de se déplacer librement dans la zone qu'il souhaite sans aucun problème [30].

La confidentialité aussi doit être prise en considération, le dispositif de surveillance doit être presque invisible pour les patients et ne doit pas menacer leur vie privée [30]. Et vu que les appareils de surveillance de la santé sont destinés à être utilisés par des personnes âgées et handicapées, ils doivent être facile à utiliser[31].

Si le détecteur de chute est de type portatif ,son poids doit être considéré aussi où il ne doit pas être lourd dans ce cas-là[30]. De même cette nouvelle technologie doit être acceptée et praticable par le patient surveillé[31],de même, elle doit présenter une solution avec une faible consommation d'énergie [30].

L'automatisation quant à elle, joue un rôle important dans la conception des systèmes de surveillance de la santé car ils doivent déclencher automatiquement une alarme d'urgence, vu qu'après une chute, le patient peut ne pas être en mesure de demander de l'aide[31].Ce qui signifie que le système doit fournir des notifications aux personnes adéquates à distance[30].

Chapitre1

La latence doit être prise en compte, car les retards dans la détection des chutes et les notifications des soignants doivent être minimisés pour être efficaces[30],c'est ce qu'on appelle la réactivité et son importance vient du fait que la détection rapide des chutes peut être une question de vie ou de mort, donc une réponse rapide peut réduire le risque de blessures graves ou de décès [31].

Un autre facteur qu'on doit lui accorder de l'importance c'est bien la performance du système de détection des chutes dans des conditions réelles, il doit être aussi précis et fiable que possible, offrant une robustesse[31]. Il est souhaitable aussi que les systèmes de détection des chutes gardent une trace des paramètres biologiques et de l'historique des chutes du sujet[30],afin d'être utilisé par les professionnels de la santé.

Une autre exigence est bien connue sous le terme « Accuracy » ou « taux de classification ». Cette dernière doit être optimisée pour détecter les chutes réelles et filtrer les fausses alarmes[31]. Le système doit être capable de distinguer les chutes des activités de la vie quotidienne ou des conditions proches de la chute[30].Deux normes de qualité peuvent être définies : la sensibilité et la spécificité [31].

- La sensibilité (SE) est la capacité de détecter les chutes réelles et est définie comme le rapport entre le nombre de chutes correctement détectées (vrai positif) et les chutes qui se sont réellement produites (vrai positif plus faux négatifs).

- La Spécificité (SP) est la capacité de filtrer les fausses alarmes et correspond au rapport entre les chutes correctement rejetées (vrais négatifs) et le nombre total d'actions rejetées (vrais et faux négatifs).

En principe, le taux de classification le plus élevé est obtenu lorsque les valeurs de sensibilité et de spécificité sont égales à 1 (ou 100%), ce qui signifie que le système détecte toujours les chutes réelles et ne génère jamais de fausses alarmes[31].

10. Marché mondial des détecteurs des chutes

Les caméras de profondeur de type KINECT ont connu une large utilisation ces dernières années. La figure 6 montre les types des détecteurs les plus utilisés avant et après l'année 2014. Il est devenu possible aussi de fusionner plusieurs capteurs afin de profiter de leurs caractéristiques pour améliorer la qualité de détection, en général le capteur utilisé dans ces systèmes est un accéléromètre.

Chapitre1

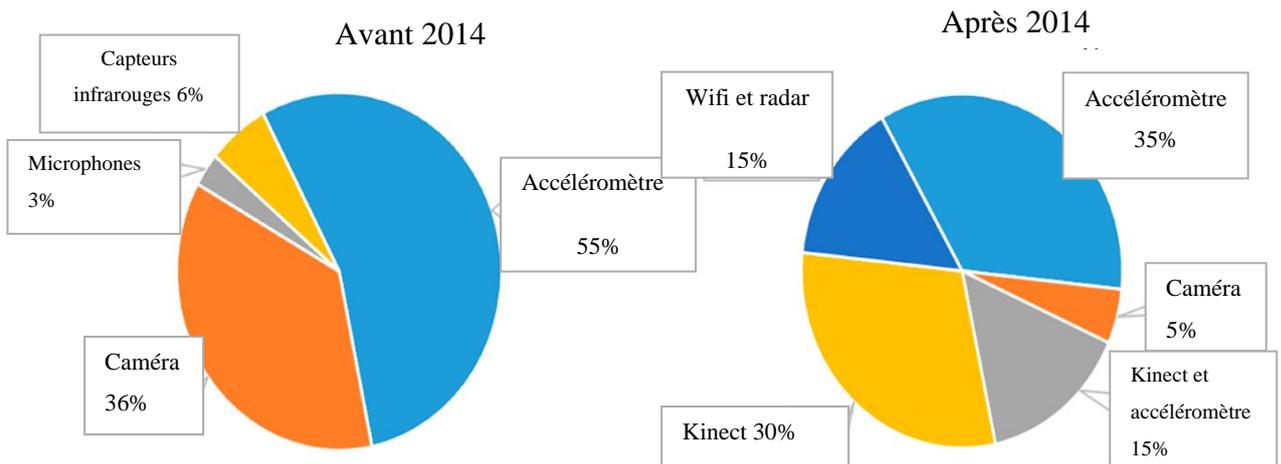


Figure 6 : Types de détecteurs les plus utilisés avant et après l'année 2014 [32]

11. Exemples des détecteurs des chutes commercialisés

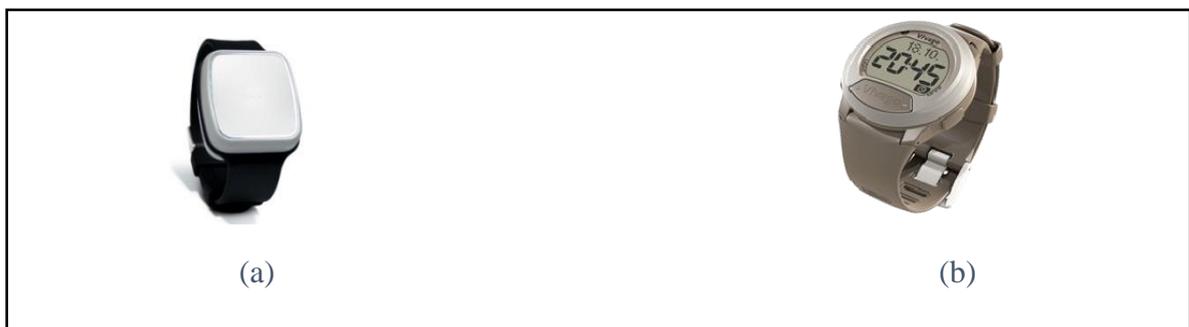


Figure 7 Détecteur de chutes : (a) Bracelet VIBBY OAK [34] , (b) Montre VIVAGO[34]

Le bracelet VIBBY OAK ayant une alarme manuelle. Cette dernière est activée en appuyant sur le bouton poussoir. La confirmation de l'appel est effectuée par une vibration et l'activation d'une LED. L'alarme automatique en cas de détection automatique de chute, si la personne ne se relève pas dans les 20 secondes, VIBBY OAK se met à vibrer et la LED clignote pendant 20 secondes supplémentaires avant d'envoyer l'alarme [33], figure 7(a).

VIVAGO ,figure7 (b) est une montre qui détecte, grâce à son capteur de micromouvements, l'immobilité prolongée anormale de la personne qui porte la montre. En cas de modification ou diminution de son niveau d'activité physiologique, VIVAGO déclenche automatiquement l'alarme de secours. Il est aussi possible d'appeler volontairement, en appuyant tout simplement sur le bouton situé au centre de la montre[33].

Chapitre1

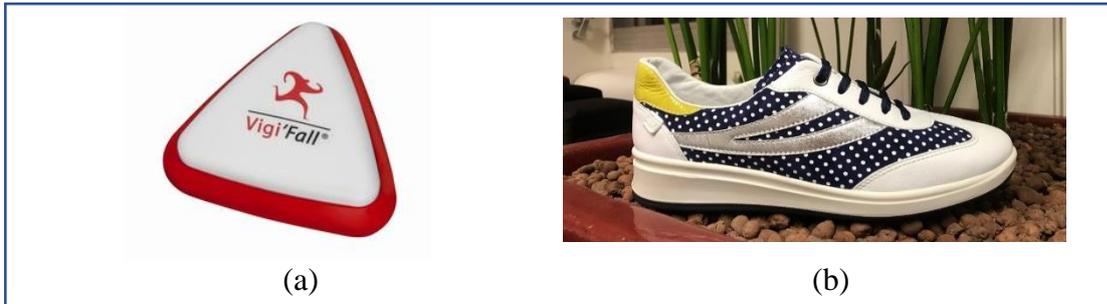


Figure 8 : (a) Patch Vigifall [35] ,(b) E-vone [36]

VIGIFALL est un détecteur de chute en forme de patch entièrement automatique, enregistrant toutes sortes de chutes sans activation manuelle par pression [34] comme le montre la figure 8(a).

La figure 8(b) représente une basket qui apparaît ordinaire sauf que dans la semelle sont cachés plein de capteurs électroniques : un capteur de pression, un gyroscope, un accéléromètre, un GPS. Cette chaussure est destinée aux personnes âgées dont le but est de repérer automatiquement, quand la personne la mettant, est tombée pour après alerter ses proches[35].

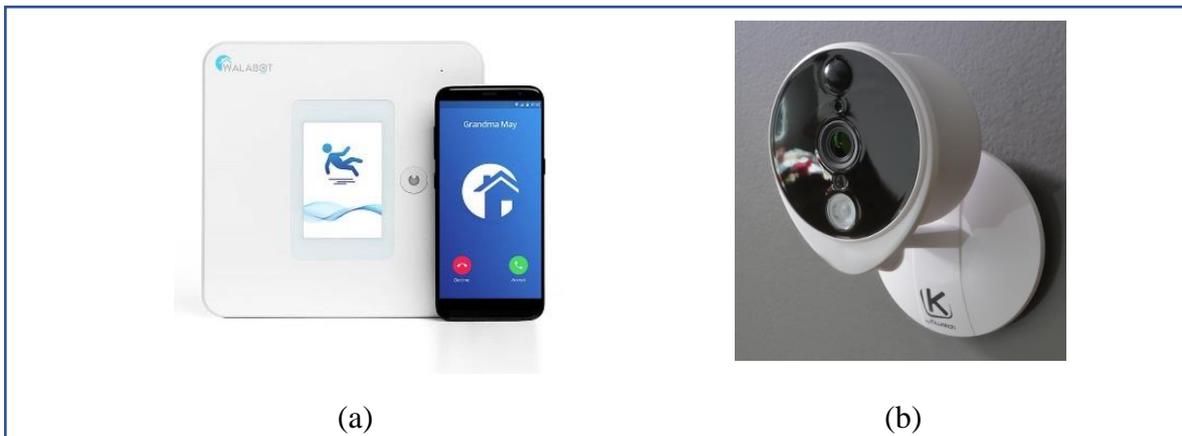


Figure 9: (a) Walabot [37], (b) Kiwatch [38]

Le Walabot de Vayyar montré dans la figure 9(a) est un capteur de surveillance mural qui détecte les chutes de personnes âgées. La plage de couverture est de 5 à 6 mètres. En tenant compte de l'intimité, il capture le mouvement, la posture (debout, assis, dormi, etc.) et la position de la personne avec un radar au lieu d'une caméra. L'appareil dispose d'un microphone et de haut-parleurs. Après l'envoi d'une alerte de détection de chute, le soignant est averti et peut confirmer avec le résident si une action est nécessaire[36]

Dotée d'une alarme, d'une vision nocturne, d'un grand champ de vision, de détecteurs de mouvement et de son, la caméra de surveillance pour l'intérieur Kiwatch permet d'assurer

Chapitre1

efficacement la sécurité d'un domicile, d'un commerce ou de bureaux d'entreprise contre toute tentative de cambriolage, figure 9(b). Avec l'application pour smartphone et toutes ses fonctionnalités, la caméra permet aussi de veiller à distance sur ses proches, enfants, ou parents âgés[37].

12. Conclusion

L'apport de ce chapitre se résume dans la définition des chutes et les différentes causes et conséquences qu'en résulte ce qui donne une idée générale afin de mieux comprendre l'intérêt de ce travail.

Les systèmes de détections des chutes sont en développement continu afin d'améliorer la qualité du service proposé. Dans le chapitre qui suit, nous abordons l'état de l'art des systèmes de détection des chutes

Chapitre2

**Etat de l'art des systèmes de
détection des chutes**

Chapitre2

1. Introduction :

Un système de détection des chutes est un ensemble de composants reliés d'une façon bien déterminée pour accomplir sa mission, ainsi le processus de détection comporte plusieurs étapes commençant par la collecte des données passant par différents stades de traitements de l'information pour à la fin détecter l'évènement de chute.

Dans ce chapitre, On évoque les différentes méthodes de traitement et de classification utilisées pour la détection des chutes des séniors et on met un accent sur l'état de l'art de ces systèmes.

2. Classification des systèmes de détection des chutes :

D'après ce qui été mentionné dans le chapitre précédant, les systèmes de détections des chutes peuvent être divisés en trois grandes catégories en se basant sur le type des capteurs utilisés :(i) systèmes de détection à base des capteurs visions, (ii) système de détection à base des capteurs environnementaux, (iii) système de détection à base des capteurs portatifs.

En général, la détection des chutes commence par l'étape de la collecte de données qui se fait à partir de plusieurs capteurs bien choisis, ensuite vient l'étape du prétraitement des données qui peut être une segmentation par fenêtrage[14], un filtrage adéquat[38]...etc. Comme une troisième et très importante étape, c'est l'étape d'extraction des paramètres ou caractéristiques[14]. La classification des données est considérée comme la dernière étape du processus, et elle peut se faire soit par la technique analytique qui est celle du seuillage ou la technique basée sur l'apprentissage automatique dite en anglais « Machine Learning »[19].

- Les méthodes analytiques :

Les méthodes analytiques sont basées sur des techniques traditionnelles qui utilisent des modèles statistiques afin d'obtenir une interprétation des données pour la prédiction.

Parmi ces méthodes figurent les techniques de seuillage : c'est-à-dire si une chute est signalée, des paramètres spécifiques dans les signaux de données seront détectés [19].

Chapitre2

- Les méthodes d'apprentissage automatique « Machine Learning »

L'apprentissage automatique est une technique qui applique des modèles mathématiques sur des bases de données pour analyser, classer et découvrir de nouvelles significations à partir de ces dernières, pour permettre au système d'apprendre automatiquement de la formation qu'il a reçue. Un modèle formé sur une base de données fournie, est capable d'interpréter de nouvelles données d'entrée et de prédire les variables de résultat.

L'apprentissage automatique permet d'atteindre une certaine quantité d'automatisation des tâches et des décisions pour divers domaines[30].

La figure 10 c reflète l'utilisation des techniques de classification avant et après l'année 2014, l'apprentissage automatique est de plus en plus utilisé grâce à sa précision importante.

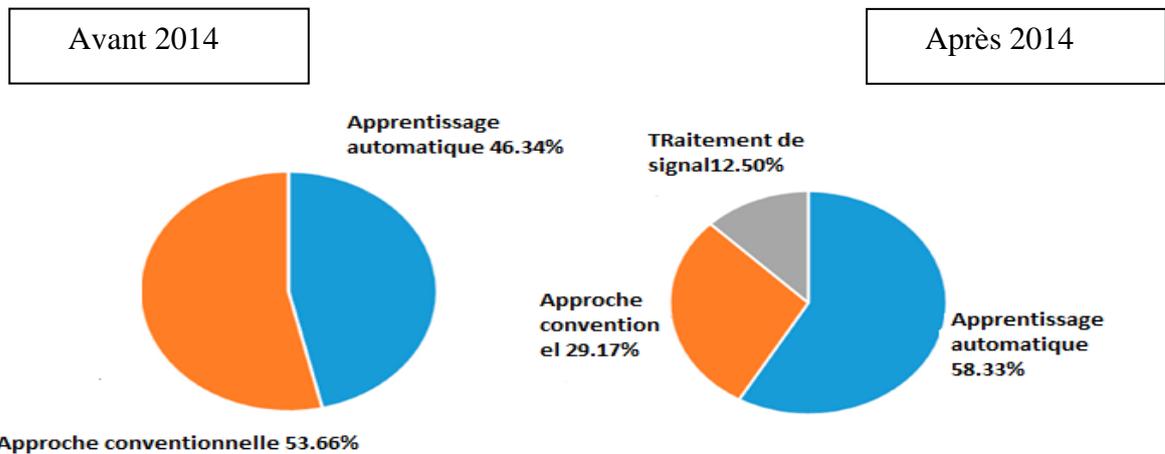


Figure 10 : le taux d'utilisation des différentes méthodes de classification [33]

La figure 11 présente les types des algorithmes en fonction de leur taux d'utilisation avant et après l'année 2014.

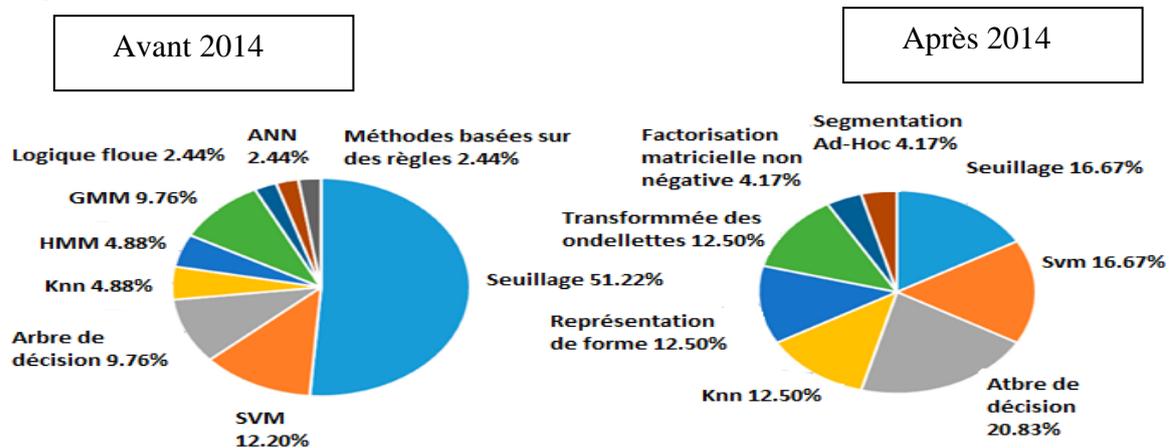


Figure 11 : les différents algorithmes utilisés pour la classification [33]

Chapitre2

Il existe 3 types d'approches d'apprentissage automatique : apprentissage automatique supervisé, apprentissage automatique non supervisé et apprentissage par renforcement.

Dans l'apprentissage automatique supervisé, l'entraînement se fait basant sur la donnée d'entrée étiquetée. Pour chaque donnée d'entrée, il existe une variable de résultat correspondante. Par conséquent, les données d'entrée sont classées a priori et lorsqu'il existe un nouveau point de données, il peut être mappé à l'une des classes définies. Il existe deux approches de l'apprentissage automatique supervisé : la régression et la classification. L'apprentissage non supervisé se produit lorsque l'algorithme lui-même essaie de trouver un modèle sans lui fournir une base de données[30].

À partir de l'observation puis de la classification, les détecteurs de chute à base des capteurs portatifs, ambiants et visions peuvent bénéficier de techniques telles que le vecteur de support machine (SVM), la distribution gaussienne des connaissances groupées, Perceptron multicouches, Arbres de décision ...etc ,pour obtenir un aperçu des données afin de détecter et même de prédire les chutes futures[19].

la figure 15 résume le processus de détection des chutes.



Figure 12 : Processus de détection des chutes [31]

2.1.Système de détection à base des capteurs vision

Les techniques basées sur les capteurs vision surveillent les mouvements d'une personne en temps réel via une caméra vidéo RVB unique ou une méthode 3D basée sur l'utilisation des caméras vidéo de profondeur en particulier Microsoft KINECT et une méthode 3D basée sur plusieurs caméras, et en arrière-plan un algorithme est exécuté sur un PC dédié pour manipuler et utiliser les données capturées et déterminer la posture de la personne. Dès qu'une chute est détectée, une alarme est générée pour obtenir de l'aide[28], [39]–[41]. Les technologies basées sur les capteurs vision ont reçu un intérêt considérable pour la recherche et l'industrie .Actuellement, cette méthode de détection d'activité bénéficie d'une grande

Chapitre2

efficacité dans l'évaluation de la position et de la forme du sujet, en exploitant les avancées récentes des techniques de prétraitement , de traitement d'image et de reconnaissance de formes[39] [40].

Les systèmes basés sur la vision n'effectuent aucune surveillance des paramètres des sujets ; au lieu de cela, ils utilisent des techniques de traitement d'image sur les images vidéo ou les images capturées par des caméras dans la région d'intérêt[30].

Les caméras de surveillance partout ; Outre des raisons de sécurité, ces caméras de surveillance peuvent également être utilisées à d'autres fins, notamment la détection de chutes humaines. Avec l'avancement de la technologie d'apprentissage automatique, des systèmes intelligents de détection des chutes basés sur la vision sont développés en utilisant différentes caméras dans notre vie quotidienne[28].

Le tableau (1) arbore un résumé des systèmes de détection de chute basés sur la vision utilisant des algorithmes d'apprentissage automatique :

Auteur	Capteurs/Prétraitement	Paramètres extraits/méthode d'extraction	Algorithme de classification	Résultats
De Miguel et al. (2017)	<ul style="list-style-type: none"> ➤ Soustraction de l'arrière-plan ➤ Le filtre de Kalman 	<ol style="list-style-type: none"> 1. Le ratio 2. l'Angle 3. changement de la vitesse 	KNN	SE 96% SP 97.6% Acc : 96.9%
Lu et al. (2017)	<ul style="list-style-type: none"> ➤ 3-d CNN avec LSTM 	<ol style="list-style-type: none"> 1. Extraction des paramètres automatique 	SVM	SE 96.65% SP 99.85% Acc : 99.73%
Fan et al. (2017)	<ul style="list-style-type: none"> ➤ Soustraction de l'arrière-plan. ➤ Analyse statistique multidirectionnelle. 	<ol style="list-style-type: none"> 1. Histogramme directionnel normalisé 	<ol style="list-style-type: none"> a) Graphe acyclique dirigé SVM (DAGSVM). b) Perceptron multicouche NN (MLPNN) 	Acc de MLPNN : 92.9% Acc de DAGSVM :97.1%
Hwang et al. (2017)	<ul style="list-style-type: none"> ➤ Caméra de profondeur Kinect pour le visuel. 	/	3D-CNN	Acc: 96.9%

Chapitre2

	➤ Augmentation des données.			
Zhao et al. (2018)	➤ Caméra de profondeur Kinect pour le visuel.	1. Paramètre de mouvement du haut du corps.	KNN basée sur grande marge.	SE :86.6% SP :98.1% Acc:92.3%
Lie et al. (2018)	➤ CNN ➤ LSTM	1. Squelettes 2D d'après une caméra RVB.	RNN	Acc :88.9%
Zerrouki nabil (2018)	➤ Soustraction d'arrière-plan. ➤ La différence temporelle.	1. Coefficients de curvelets. 2. Les rapports de surfaces de la silhouette humaine.	a) Adaboost. b) Réseau de neurones. c) Modèles de Markov cachés (HMM). d) SVM	Acc :96.88%

Tableau 1 : Des exemples des systèmes de détection des chutes à base vision utilisant l'apprentissage automatique

Dans « de Miguel et al [38] », le travail est fait à plusieurs niveaux :en premier à utiliser une soustraction de l'arrière-plan est faite pour éliminer les objets sans intérêt, puis la sortie est ensuite transmise au filtre de Kalman pour éliminer les bruits et aussi pour faire le suivi des objets présents dans la scène. Ensuite, les images en sortie passent à travers un flux optique pour éliminer les objets statiques présents dans la scène. Les paramètres extraits ont passé par un classificateur KNN pour la classification.

Quant « Lu et al.[42] » un système de détection des chutes CNN tridimensionnel est conçu basé sur l'attention visuelle. Ce dernier utilise les données de caméras Kinect et les transmet au module d'extraction automatique des paramètres pour sa formation. Une fois formé, les paramètres sont extraits des données de test, de plus, un schéma d'attention visuelle basé sur LSTM est utilisé pour se concentrer sur des régions spécifiques. Ils ont formé leur modèle sur l'ensemble de données des chutes de plusieurs caméras.

Chapitre2

« Fan et al.[43] » ont utilisé la technique de soustraction d'arrière-plan pour extraire le corps humain d'une scène et l'a enfermé dans une ellipse. Ensuite, une analyse statistique multidirectionnelle est effectuée en développant un histogramme directionnel normalisé autour du centre d'une ellipse dessinée. Cet histogramme normalisé génère en résultat 12 caractéristiques statiques et 8 dynamiques. En fin de compte, les paramètres résultants sont fournis en entrée d'un graphe acyclique dirigé SVM pour classer les postures humaines comme assis, couché, accroupi et debout. En comptant le nombre d'occurrences de postures allongées dans une courte fenêtre temporelle, une chute peut être détectée.

« Hwang et al.[17] » ont utilisé une caméra de profondeur Kinect, exploitant la méthode d'augmentation des données pour éliminer le surajustement. Pour à la fin utiliser un réseau de neurones 3D convolutifs(3D-CNN) pour la classification.

« Lie et al. [44] » ont utilisé CNN pour trouver des squelettes 2D d'humain à partir de chaque image vidéo obtenue. La sortie est ensuite passée à travers un réseau de neurones récurrents (RNN) avec LSTM (mémoire à court terme) pour traiter cette série de squelettes en trouvant des informations spatiales et temporelles à partir de ces derniers, pour à la fin faire la classification.

« Zhao et al. [45] » ont utilisé une caméra de profondeur Kinect pour détecter la chute du lit. La sortie de la caméra de profondeur est transmise à un algorithme de forêt aléatoire pour la détection du corps humain en extrayant le centre de la tête et le centre du haut du corps. Ensuite, après détection du mouvement du haut du corps, le classificateur KNN à grande marge est utilisé pour la classification en deux classes chute et non-chute.

Pour « Zerrouki Nabil [14] », la conception de son détecteur des chutes est basée sur des caméras RVB ,il a divisé son travail en quatre étapes :la segmentation où il a utilisé une combinaison entre la soustraction d'arrière-plan et la différence temporelle, puis la deuxième étape qui est l'extraction des caractéristiques qui sont les coefficients de curvelets, et les rapports de surfaces de la silhouette humaine qui passait par la suite par l'étape d'identification de posture et la détection des chutes en utilisant des algorithmes d'apprentissage automatique tels que Adaboost, réseaux de neurones et les modèles de Markov cachés (HMM,SVM).

Chapitre2

Avantages des systèmes de détection à base vision :

- Une seule configuration de ces systèmes peut être utilisée pour la surveillance de plus d'une personne à la fois[28].
- ils sont faciles à utiliser et n'affectent pas l'environnement[28].
- Bien que le système soit pratique et n'interfère pas avec les personnes âgées [40]
- En outre, une seule vidéo peut recueillir des informations trop riches[28].
- En dernier, la polyvalence et leur robustesse, c'est-à-dire qu'ils peuvent être utilisés dans des caméras de surveillance et de sécurité précédemment installées[28].

Inconvénients des systèmes de détection à base vision :

- Cependant, ses principaux obstacles résident dans sa zone de couverture limitée et donc son incapacité à suivre l'utilisateur hors de la zone de visibilité [39].
- L'éclairage peut gêner la détection [46].
- Il se peut que la confidentialité de l'objet soit violée [39].
- De plus, la caméra RVB doit être calibrée pour permettre une reconstruction 3D du corps humain, ainsi ça résulte une procédure longue et pleine de calculs[40].
- Pour une maison conventionnelle, de nombreuses caméras doivent être installées afin de couvrir la plus grande surface possible, ce qui rend cette approche très coûteuse[39].

2.2.Système de détection à base des capteurs environnementaux

Les systèmes de détection basés sur les capteurs environnementaux fonctionnent sur les données d'entrées des capteurs placés dans l'environnement [30]. Les exemples cités sont ceux basés sur les capteurs infrarouges, les capteurs de mouvement infrarouge passifs ,capteurs de pression et les capteurs acoustiques[39] [30].

Les systèmes basés sur les capteurs ambiants sont utilisés dans la zone autour du sujet de préoccupation. Des capteurs sont implantés dans les environs et suivent les mouvements des personnes âgées[40].

Chapitre2

- **Capteurs de sol, de pression et de vibration**

Les capteurs de sol et de pression doivent être installés au sol pour pouvoir lire la fréquence de vibration générée lors de la chute [28].

Les capteurs de pression sont les plus utilisés dans la plupart des systèmes ambiants existants. Ils sont généralement utilisés pour la localisation et l'analyse de la marche. Il existe de nombreux types de capteurs de pression (résistif, capacitif, piézo-électrique, etc) [19].

Les systèmes à base des capteurs de vibration sont utilisés pour détecter les vibrations causées par les chutes de corps[19]. La détection se fait à base d'une observation des vibrations mesurables des activités normales sur le sol, ce qui signifie que lorsqu'une personne tombe, le choc causé par le contact des parties du corps avec le sol générera des vibrations qui se propagent à travers le sol, l'utilisation des changements dans les données de vibration rend utile cette méthode pour la surveillance, le suivi et la localisation. Le signal de vibration peut être obtenu à l'aide d'un capteur piézoélectrique ou d'un capteur accéléromètre[46].

Il est également difficile d'extraire les paramètres de marche de ces systèmes avec peu de capteurs. Mais l'augmentation du nombre de capteurs à l'intérieur de la même pièce entraîne aussi un problème d'observation lorsqu'une vibration est détectée par d'autres capteurs qui génèrent un bruit élevé. Par conséquent, la détection d'une marche sur le sol par exemple est difficile car le bruit généré peut être aussi élevé qu'une simple vibration d'une position [19]ce qui entraîne une confusion.

Dans leur travail, « Clemente et al.[47] » un système sismique est réalisé pour la détection des chutes, la localisation et la notification à l'intérieure d'une maison intelligente en utilisant les données de vibration du sol à base des capteurs sismiques. Pour améliorer le signal, ils ont essayé de supprimer le bruit de fond en appliquant une technique de débruitage en ondelettes sur les données pour supprimer les bruits non stationnaires. Ensuite ils ont calculé les caractéristiques dans le domaine temporel et fréquentiel. Avant d'obtenir les paramètres, ils ont normalisé les événements de signal pour éliminer l'effet de distance entre l'emplacement du capteur et l'emplacement de l'événement. A la fin, ils ont implémenté leur processus de classification en utilisant un algorithme d'apprentissage automatique supervisé

Chapitre2

SVM. Les auteurs affirment qu'un tel système intelligent peut également être connecté à des appareils commerciaux intelligents (comme GOOGLE HOME ou AMAZON ALEXA) pour les notifications d'urgence.

- **Capteurs Infrarouges**

Les capteurs infrarouges sont également utilisés pour détecter les mouvements dans l'environnement[28]. Les systèmes basés sur ces capteurs détectent certaines caractéristiques d'une région d'intérêt pour détecter une chute, soit en émettant ou en recevant un rayonnement infrarouge, soit en mesurant la chaleur émise par un objet et en détectant un mouvement [30].

« Guan et al.[48] » ont réalisé un système de Détection des chutes de personnes âgées basée sur le signal infrarouge pour la surveillance à domicile. Les réseaux de capteurs PIR (infrarouge pyroélectrique) sont améliorés pour mesurer le signal IRC (changements de rayonnement infrarouge) de l'activité humaine basé sur RST avec des tableaux de masques modulés de visibilité comme structures de référence. Ce qui peut fournir une résolution spatiale élevée.

- **Radar doppler**

« Jokanovic et al. [49] » ont réalisé un radar Doppler où ils ont utilisé le spectrogramme à fenêtre unique (SWS) pour collecter des données. Ensuite, ils ont appliqué l'analyse temps-fréquence sur les données collectées pour en savoir plus sur les composantes de la vitesse des parties du corps humain ainsi faire le débruitage et l'élimination de la composante DC. La détection des chutes se fait avec le DNN formé par une partie d'extraction des paramètres en utilisant l'auto-encodeur empilé qui représente un réseau de neurones et une partie de classification avec le classificateur de régression Softmax.

En plus, « Jokanovic et Amin [50] » ont utilisé des radars Doppler-distance pour collecter des données temps-fréquence et des données de distance. Ils ont également utilisé le spectrogramme à fenêtre unique (SWS) pour la collection des données. Ensuite, ils ont appliqué l'analyse temps-fréquence par une TF pour le débruitage et l'élimination de la composante DC, ensuite un DNN était conçu, composé de deux auto-encodeurs empilés et d'un classificateur de régression linéaire pour l'entraînement et la classification.

Chapitre2

- **Systèmes avec technologie de « RFID » radio-identification**

De nombreuses conceptions de sols intelligents sont basées sur la technologie RFID. Cette technologie est utilisée dans les systèmes axés sur le suivi d'objets et l'identification d'objets ou humains. Elle est composée de deux parties, les radio-étiquettes et le radio-lecteur. Chaque radio-étiquette a un unique identifiant (ID) qui peut être lu lors de l'analyse avec le radio-lecteur. Le radio-lecteur est un dispositif actif qui alimente la radio-étiquette et lit l'identifiant unique[19].

Dans « Xiao et al.[51] » le travail fait n'est autre qu'un système de surveillance de forme de matelas intelligent basé sur un tableau de différences RSSI(indicateur d'intensité du signal reçu) de la RFID. Cette méthode utilise la matrice de différence formée par l'influence de la valeur RSSI de l'étiquette passive et de la constante diélectrique du corps humain. La classification a été faite par plusieurs algorithmes où celui de l'arbre de décision a donné le taux de classification le plus grand qui était 96,14%.

- **Systèmes de détection des chutes à base des capteurs acoustiques**

Les systèmes conçus à base acoustique utilisent plusieurs microphones installés dans l'environnement pour capturer le son généré lors d'une chute [28]. Ils utilisent des signaux acoustiques pour détecter le son dans une pièce, localiser sa source et la classer comme une condition de chute ou de non-chute [30],en comparant l'amplitude et la direction du son généré avec une valeur de seuil spécifiée[28].

Dans le travail de « Adnan et al [52] » un détecteur des chutes a été réalisé en utilisant les modèles ternaires locaux acoustiques (LTP acoustiques) en analysant les sons environnementaux. La méthode proposée supprime les zones de silence dans les signaux sonores et distingue les sons qui se chevauchent. Les paramètres acoustiques sont extraits des composants de la source séparée en utilisant les LTP acoustiques proposés. Par la suite, les événements de chute sont détectés via un classificateur basé sur SVM.

« Droghini et al.[53] » Ont proposé un système de classification des chutes humaines basé sur un capteur acoustique de plancher innovant capable de capturer les ondes acoustiques transmises à travers le plancher. Le capteur fonctionne de manière similaire aux stéthoscopes, avec un microphone intégré dans une enceinte résonante et une membrane en

Chapitre2

contact avec le plancher qui capte les ondes acoustiques résultant d'une chute. L'algorithme de classification utilisé est capable de distinguer les chutes humaines des non chutes. Il est composé de deux parties principales : la première est la phase d'extraction des paramètres où ils ont extrait les coefficients cepstraux de fréquence Mel (MFCC) à partir de tous les fichiers audio qui composent l'ensemble de données et la deuxième partie c'est le classificateur qui est SVM à deux classes. F1-mesure égale à 100% et un FP0 égal à 0% en conditions sans bruits, et une F1-mesure égale à 99,14% et un FP0 égal à 13% dans des conditions bruyantes et incompatibles.

Dans l'étude de « Cheffena [54] » un système de détection de chute basé sur les paramètres audio des smartphones est développé. Ce système est applicable dans les environnements domestiques où le téléphone est placé à proximité de l'utilisateur. Le spectrogramme, les coefficients cepstraux de fréquence Mel (MFCCs), les codages prédictifs linéaires (LPC) et les poursuites d'appariement (MP) de différents paramètres audio de chute et de non-chute sont extraits de données expérimentales à la base des paramètres audio extraits, quatre classificateurs différents d'apprentissage automatique ont été étudiés. Pour chaque paramètre audio, les performances de chaque classificateur en termes de sensibilité, spécificité, précision et complexité de calcul sont évaluées. Les meilleures performances sont obtenues en utilisant les paramètres du spectrogramme avec le classificateur ANN avec une sensibilité, une spécificité et une précision supérieures à 98%. Le classificateur a également des exigences de calcul acceptables pour l'entraînement et les tests.

Un résumé sur quelques études déjà faites sur les systèmes à base des capteurs ambiants est montré sur le tableau (2) par la suite.

Auteur	Capteurs /Prétraitement	Paramètres extraits/méthode d'extraction	Algorithme de classification	Résultats
Cheffena [2016]	<ul style="list-style-type: none">➤ Segmentation➤ Filtre passe haut d'ordre 1	<ol style="list-style-type: none">1. Le spectrogramme2. Les coefficients cepstraux de fréquence Mel (MFCCs)3. Les codages prédictifs linéaires (LPC).4. Les poursuites d'appariement (MP)	ANN	Acc :98%

Chapitre2

Jokanovic et al. (2016a)	<ul style="list-style-type: none"> ➤ Spectrogramme à fenêtre unique (SWS) ➤ L'analyse temps-fréquence (TF) par transformé de fourrier 	1. Utilisant un réseau de neurone d'auto-encodeur empilé	DNN (Le classificateur de régression Softmax)	Acc: 87%
Guan et al (2017)	<ul style="list-style-type: none"> ➤ La structure de référence qui utilise un masque segmente l'espace source de rayonnement en cellules d'échantillonnage 	<ol style="list-style-type: none"> 1. Forme géométrique. 2. Vitesse des objets en mouvement 	SVM	SE 98% SP 93%
Jokanovic et Amin (2018)	<ul style="list-style-type: none"> ➤ L'analyse temps-fréquence par une transformé de fourrier (TF) 	1. Deux auto-encodeurs empilés	DNN (Classificateur de régression linéaire).	Acc : 84%
Xiao et al (2018)	<ul style="list-style-type: none"> ➤ La matrice des différences RSSI 	1. Deux ensembles de vecteurs et une valeur	Arbre de décision	Acc : 96.14%
Adnan et al(2018)	<ul style="list-style-type: none"> ➤ Supprime les zones de silence dans les signaux sonores ➤ Distingue les sons qui se chevauchent ➤ Fenêtrage et segmentation 	1. Paramètres acoustiques	SVM	Acc : 92% SP : 91% SE : 94% F1 score 97%
Droghini et al (2018)	Segmentation	1. Coefficients Cepstraux de Fréquence Mel (MFCC).	SVM	-F1 :100% sans bruits. - F1 : 99,14% dans des conditions bruyantes.

Chapitre2

<p>Clemente et al (2020)</p>	<ul style="list-style-type: none"> ➤ Suppression des bruits non stationnaires par ondelettes ➤ Normalisation 	<ol style="list-style-type: none"> 1. Temporels (durée d'évènement, écart type, entropie, les valeurs des premiers cinq pics, localisation du premier pic, les cinq valeurs avant le pic maximum, les cinq valeurs après le pic maximum) 2. Fréquentiels (le spectre, centre de masse, les valeurs des cinq premiers pics localisation des cinq premiers pic le nombre des pics) 	<p>SVM</p>	<p>Acc_chute : 95.14%</p> <p>Acc_r d_p :97.22%</p> <p>-SE 86%</p> <p>-SP 70%</p>
-------------------------------------	--	--	------------	--

Tableau 2 : Des exemples des systèmes de détection des chutes à base des capteurs environnementaux utilisant l'apprentissage automatique.

⇒ Avantages des systèmes basés sur les capteurs ambiants

-L'un des principaux avantages de ces systèmes acoustiques est qu'aucun contact physique n'est nécessaire avec le système [28].

-Les capteurs de pression sont généralement utilisés dans cette méthode car ils sont discrets, peu coûteux et sensibles[40].

-D'autres avantages des systèmes acoustiques ,ils incluent une grande précision et une installation facile et pas chère[28].

-Les algorithmes d'apprentissage automatique, lorsqu'ils sont appliqués pour classer les données générées par événement de chute , fournissent un meilleur résultat pour les scénarios où le bruit est moindre[28].

⇒ Inconvénients des systèmes basés sur les capteurs ambiants

-La principale lacune de ces méthodes est la faible précision de détection des chutes (moins de 90%)[40].

-Ces systèmes (capteurs au sols, pression et infrarouge ...) dépendent de l'environnement car le sol de chaque maison est différent. Par conséquent, leur installation nécessite une configuration spécifique, ce qui la rend difficile à installer [28].

Chapitre2

- Une tendance à générer de fausses alarmes lorsque des capteurs de pression sont utilisés parce que le capteur détecte les objets autour du corps et l'effet direct de la distance entre le corps et l'emplacement du capteur sur la précision de détection des chutes[40].

-De plus, dans la plupart des cas, il est nécessaire de couvrir le domicile du patient avec un plancher surélevé spécial, d'utiliser un grand nombre de capteurs à haute résolution et de les installer dans le sol et le long des murs, ce qui peut entraîner des coûts excessifs[39] [40].

-Le principal inconvénient de ces systèmes acoustiques est qu'une fois installés, la personne est liée à l'emplacement où elle est mise. En outre, ils ne s'appliquent pas à un environnement de vie normal en raison du bruit excessif généré par l'exécution de tout travail normal dans l'environnement. Ces bruits dégradent la qualité du signal reçu par le capteur ce qui peut entraîner une fausse détection de chute[28].

2.3.Système de détection à base des capteurs portatifs

Avec le développement des technologies micro-électromécaniques ces dernières années, les systèmes basés sur des capteurs portables sont devenus couramment utilisés pour la détection des chutes[40]. Dans ces systèmes, les capteurs utilisés sont intégrés dans un appareil portable porté par le sujet, les paramètres surveillés par de tels systèmes sont les suivants : variabilité de la fréquence cardiaque (VRC), électrocardiogramme (ECG), oxymétrie de pouls (SPO2) et attributs cinématiques mesurés par des accéléromètres, un gyroscope et un magnétomètre[30]

Les appareils portables de détection des chutes utilisent les accéléromètres et des gyroscopes pour détecter les mouvements rapides et les impacts soudains et l'orientation du corps. Les développements récents dans ce domaine incluent un nouvel accent sur les smartphones en tant qu'appareil portable[41]

Un système de détection des chutes portable se compose généralement d'un ensemble de capteurs inertiels et d'un nœud central transportable, qui est en charge de classer les mouvements des utilisateurs en chute ou en activités quotidiennes sur la base des mesures collectées par les capteurs. Dans la plupart des propositions, les capteurs et le nœud central sont intégrés dans le même appareil (généralement un smartphone, qui embarque nativement un accéléromètre et un gyroscope).Sinon, les capteurs sont placés dans des particules de détection externes indépendants qui peuvent être attachés à certaines parties du corps plus

Chapitre2

facilement et qui se connectent sans fil au nœud central (par exemple, via Bluetooth), créant un réseau de capteurs corporels[55].

2.3.1. Collecte de données

Les accéléromètres, les accéléromètres triaxiaux ou les gyroscopes sont les dispositifs portables les plus couramment utilisés pour la détection des chutes et des mouvements du corps[31]. Le paramètre le plus courant extrait du capteur gyroscopique est l'amplitude de la vitesse angulaire résultante[46] tandis ce que pour l'accéléromètre c'est bien l'amplitude de l'accélération. Grâce à son noyau intégré, l'accéléromètre peut détecter les chutes de manière fiable. De plus, les améliorations apportées aux technologies des systèmes micro-électromécaniques (MEMS) ont considérablement réduit la taille et le coût des accéléromètres[38]. De même, il a une grande précision, même dans les mesures bruyantes. Les accéléromètres sont réalisables, efficaces, rapides, faciles à installer et à utiliser, simples, légères, à faible puissance et économiques pour les systèmes de détection de chutes[46].

2.3.2. Segmentation

L'objectif principal de la segmentation des données est de diviser le flux de données continu en petits segments. Les informations de mouvement contenues dans le segment peuvent affecter le processus d'extraction des paramètres et de détection, ainsi la taille des fenêtres joue un rôle prépondérant[56].

Ce processus a comme but de recevoir les informations de la base de données utilisée et puis créer une autre plus large pour l'utiliser en entraînement et test du système[57].

Deux méthodes de fenêtrage ont été utilisées dans les systèmes portatifs de détection des chutes : les fenêtres coulissantes et les fenêtres définies par événement. Dans l'approche de fenêtre coulissante, les données échantillonnées sont divisées en segments avec des tailles de fenêtre fixes. Dans la deuxième technique, le maximum de la norme euclidienne des accélérations triaxiales est extrait comme un point dans la zone de recherche. Ensuite, les tailles fixes de fenêtre sont utilisées pour déterminer les modèles avant et après événement en fonction de l'évènement détecté[56].

Chapitre2

2.3.3. Extraction des paramètres

L'objectif de l'extraction des paramètres est de rassembler des paramètres distinctifs qui ont le potentiel de faire la différence entre les activités quotidiennes et les événements de chute[56]. Dans les systèmes de détection à base des capteurs portatifs, les paramètres les plus populaires sont l'amplitude d'accélération de l'accéléromètre et l'amplitude angulaire du gyroscope. De nombreux paramètres sont calculés en utilisant des modèles statistiques tels que : la médiane, le max, le min, la variance, etc. [46].

2.3.4. Classification

Les données collectées par les capteurs portatifs sont introduites en tant qu'entrées dans un système de seuillage ou en tant qu'ensembles de paramètres dans un système basé sur l'apprentissage automatique pour classer et détecter les chutes[30].

Les méthodes analytiques sont couramment utilisées dans les détecteurs de chutes portables, avec des capteurs inertiels pour distinguer la posture (inactivité) des schémas de mouvement de base (activité).[19] Ces méthodes détectent un accident de chute en comparant les signaux collectés par les capteurs d'inertie avec une ou plusieurs valeurs de référence supposées à dépasser en cas de chute. Cependant, en raison de la variété et de la complexité des mouvements associées aux chutes, ces techniques de «seuillage» sont trop rigides et produisent de mauvais résultats[55].

Cela donne aux méthodes d'apprentissage automatique plus d'avantages avec des taux de classification élevés[46]. Ces algorithmes de détection sont paramétrés pour déduire la fonction inconnue qui relie un ensemble de paramètres statistiques dérivées des mesures de mobilité et la décision de classification correcte qui correspond à chaque mouvement. Ce paramétrage reflète la procédure de formation au cours de laquelle l'algorithme est configuré pour mapper les entrées calculées à partir des mesures collectées du mouvement et la sortie souhaitée pour un ensemble prédéterminé d'échantillons étiquetés[55].

Chapitre2

Le tableau (3) résume quelques exemples des systèmes de détection à base des capteurs portatifs.

Auteur	Capteurs/Prétraitement	Paramètres extraits/méthode d'extraction	Algorithme de classification	Résultats
He et al (2016)	➤ Fenêtrage coulissant	<ol style="list-style-type: none"> 1. Accélération sur 3 axes 2. Vitesse angulaire sur 3 axes 	KNN	Acc 97.7% SP 99% SE 94%
Vallabh et al (2016)	<ul style="list-style-type: none"> ➤ Echantillonnage par minuterie ➤ filtre médian du troisième ordre ➤ un filtre passe-bas 	<ol style="list-style-type: none"> 1. Paramètres temporels (la moyenne, le max, le min, l'écart type, Écart interquartile, médian) 2. Paramètres fréquentiels (la moyenne, le max, le min, l'écart type, asymétrie, kurtosis) 	KNN	Acc 87.5% SP 83.78% SE 90.7%
Jia et al (2016)	➤ Fenêtrage	<ol style="list-style-type: none"> 1. les maximums d'accélération Et la vitesse angulaire 2. les axes de rotation 	SVM et DT (arbre de décision)	Acc>90%
Tsinganos et Skodras (2017)	<ul style="list-style-type: none"> ➤ Fenêtrage ➤ Filtre de moyenne passe-bas 	<ol style="list-style-type: none"> 1. Temporels 2. Mesures statistiques 3. Deux extraits d'après l'ondelettes 	Seuillage renforcé par KNN	SE 97.53% SP 94.89%
Jahanjoo et al (2017)	➤ Filtre moyen	<ol style="list-style-type: none"> 1. Paramètres temporels (minimum, maximum, moyenne, écart type, médian, 25^{ème} et 75^{ème} centile.) 2. Paramètres fréquentiels (Distribution spectrale d'énergie, entropie spectrale de puissance et la corrélation) 	Réseau de neurones flou multiniveau min-max	Acc 99.71% SE 97.29% SP 98.70%
Basit et Hussain (2018)	➤ Filtre passe-bas à réponse impulsionnelle infinie d'ordre quatre	<ol style="list-style-type: none"> 1. Maximum 2. Minimum 3. Moyenne 4. Variance 5. Kurtosis 6. Asymétrie 	SVM	Acc 99.98% SE 99.94% SP 100%
Abas et al	➤ Segmentation par fenêtrage coulissant	<ol style="list-style-type: none"> 1. Vecteur d'amplitude du signal 2. Moyenne d'amplitude de donnée 3. Donnée d'amplitude de zéro gravité 	ANN (avec 35 couches cachées)	Acc 99.24% SP 99.81%

Chapitre2

(2018)	et par un point repère ➤ Interpolation linéaire	4. Indice de comptage de pas (SCI) 5. Indice de crête maximum (MPI) 6. L'indice de vallée minimum (MVI)		
Khan et al (2019)	➤ Segmentation	1. Accélération sur 3 axes 2. Vitesse angulaire sur 3 axes	KNN, naïve bayésienne et le seuillage	Acc 95.3% SP 94.4% SE 96.2%
Kerdjidj et al (2020)	➤ Compression de signal	1. Maximum 2. Minimum 3. Nombre de pic 4. Moyenne 5. Vecteur de magnitude du signal 6. Écart type 7. Moyenne quadratique 8. Coefficient de corrélation de Pearson	SVM quadratique SVM cubique	Acc 99.8% SE 99.7% SP 99.8%
Tahir et al (2020)	➤ Segmentation et fenêtrage	1. Paramètres obtenus des ondelettes 2. La moyenne du signal 3. La variance 4. Série des calculs des dimensions fractales à chaque niveau de la transformé en ondelette	LDA (Analyse discriminante linéaire)	Acc 99.38% SE 99.10% SP 99.96%

Tableau 3 : Des exemples des systèmes de détection des chutes à base des capteurs portatifs utilisant l'apprentissage automatique

Dans « He et al.[58] » un gilet spécial équipé d'un accéléromètre 3D, un gyroscope 3D et un Bluetooth a été réalisé afin de pouvoir analyser les chutes des événements non-chutes. Le gilet porté par la personne âgée reçoit les paramètres en temps réel et les transmet via Bluetooth vers un programme sur smartphone qui les analyse en utilisant la technique du fenêtrage coulissant, puis il classe les événements en chute ou activité quotidienne avec un algorithme KNN. En cas de chute le smartphone déclenche une alarme et envoie une notification aux personnes soignantes.

Le travail de « Vallabh et al.[57] » consiste à faire une détection des chutes utilisant l'apprentissage automatique. En utilisant la base de données MobiFall, les signaux ont passé par une phase de prétraitement par un filtre passe-bas, un autre médian et un filtre de sélection pour pouvoir extraire les paramètres pertinents pour la classification qui a été

Chapitre2

faite en utilisant cinq différents algorithmes : Naïve Bayésienne, k-plus proches voisins, réseau de neurones artificiels, vecteur de support machine, et celui des moindres carrés. L'algorithme k-NN avec k égale à 5 a donné le taux de classification le plus élevé.

Les auteurs « Jia et al.[27] » ont réalisé un système de détection des chutes portatif sur Android basant sur les deux algorithmes SVM et DT. Ce système collecte les données en temps réel à l'aide des capteurs intégrés sur le smartphone. Ce système localise l'utilisateur à l'aide du GPS et lorsqu'il présente une chute, le système envoie sa localisation par téléphone comme SMS aux contacts d'urgence et déclenche une alarme pour réduire les dégâts de la chute.

« Tsinganos et Skodras [59] » ont pu aussi réaliser un système de détection des chutes à base de smartphone Android a été réalisé qui se divise en deux parties : la première est pour la détection des chutes et la deuxième est pour la notification. La partie de détection consiste à collecter puis classer les événements de manière continue en se basant sur un algorithme de seuillage renforcé par un autre algorithme d'apprentissage automatique qui est le KNN pour améliorer le taux de classification, et la partie de notification quant à elle, lorsqu'il s'agit d'une chute, le smartphone envoie un SMS ou un courriel contenant la localisation de l'utilisateur aux contacts prédéfinis.

« Jahanjoo et al.[60] » ont conçu un système de détection des chutes en utilisant l'apprentissage automatique avec un réseau de neurones flou multi-niveau renforcé par la méthode d'analyse en composantes principales où le but était l'étude de l'effet de la réduction de dimension, ainsi en utilisant une base de données publique obtenue par un capteur accéléromètre, le système proposé indique un taux de classification supérieur à ceux des algorithmes : KNN, SVM et MLP.

Dans « Basit et Hussain [13] » un système de détection des chutes pour les personnes âgées a été conçu à l'aide d'une base de données publique contenant les informations collectées par deux accéléromètres et un gyroscope ; ces données ont été filtrées puis utilisées par plusieurs classificateurs où celui du SVM a donné le taux de classification le plus élevé et a montré qu'il peut être utilisé en temps réel.

« Abas et al. [61] », ont pu réaliser un Système de détection des chutes avec analyse du signal pour réduire les fausses alarmes à l'aide de l'accéléromètre triaxial intégré. La collecte

Chapitre2

des données a été faite à l'aide d'un accéléromètre à trois axes intégrés dans un smartphone, puis transmet de manière automatique vers un ordinateur via la communication sans fils, ensuite, les données passent par une phase de prétraitement, pour que la phase d'extraction des paramètres avoir lieu. La classification a été faite par plusieurs algorithmes (K-NN, SVM, réseau de neurones artificiels : ANN) où les résultats les plus satisfaisants ont été obtenus par l'algorithme ANN avec 35 neurones cachés.

« Khan et al[62] » ont développé un dispositif portatif pour la détection des chutes à base d'une caméra ,un accéléromètre et un gyroscope en utilisant l'internet des objets ,les informations reçut de la caméra sont classifiés par un classificateur de seuillage tandis ce que les données issus des deux autres capteurs sont traités par les deux classificateurs KNN et naïve bayésienne. Les données de l'utilisateur sont transmises en continu au serveur de l'hôpital pour permettre la surveillance des patients, une fois une chute est survenue, l'hôpital sera informé par des notification sur twitter. De plus, le système est autonome donc il peut être utilisé sur les lits des personnes âgées dans les hôpitaux comme dans les maisons pour ceux qui habitent seuls.

« Tahir et al.[63] », ont réalisé une conception software et hardware d'un système de détection des chutes portatifs à base des paramètres fractales d'accélération. L'implémentation software consiste à l'utilisation de l'algorithme d'Analyse discriminante linéaire sur un ARM cortex intégré et l'implémentation hardware c'était pour l'accélérateur des calculs à base d'ondelettes multi niveaux pour l'extractions des paramètres fractals, intégré sur une carte FPGA ZYNQ.

Quant à « Kerdjij et al. [39] », une détection des chutes et classification des activités humaines à l'aide des capteurs portatifs et la technique de compression a été réalisée, la collecte des données a été faite par l'outil Shimmer puis trois scénarios ont été réalisés, le premier est capable de différencier entre l'événement de chute et de non chute, le deuxième peut prédire s'il s'agit d'une chute ou d'activité quotidienne et le dernier scénario est capable de différencier une chute de six autres activités quotidiennes. Pour les trois scénarios, quatre types d'algorithmes ont été utilisés (K-plus proches voisins, vecteur de support machine, arbre de décision et un classificateur d'ensemble) en utilisant les paramètres temporels extraits d'accéléromètre et gyroscope, où les deux algorithmes KNN et SVM

Chapitre2

présentaient les résultats les plus stables et précises. De plus les méthodes de compression utilisées ont pu réduire la consommation d'énergie tout en gardant un taux de classification élevé, ce qui permet de faire une surveillance en temps réel.

⇒ Avantages des systèmes à base des capteurs portatifs

Les systèmes portatifs sont moins chers, ont une faible consommation d'énergie, ce qui réduit le bruit entendu lors de la charge du système, et se présentent généralement sous la forme d'une bande pouvant être portée autour du poignet ou de la cuisse, qui est moins susceptible d'être séparée du sujet[30].

Les avantages des capteurs accéléromètres portables sont leur petite taille, leur coût inférieur à ceux des capteurs de vision ou ambiants, leur capacité à être facilement transportée par le corps et leur capacité à mesurer l'accélération en trois coordonnées ou angles d'incidence[40].

⇒ Inconvénients des systèmes à base des capteurs portatifs

-Consommation d'énergie [46]

-Pour être utiles, ces appareils doivent être portés en continu et doivent souvent être bien fixés contre le corps, ce qui peut provoquer des problèmes d'intégrité cutanée chez les personnes âgées et peut être particulièrement lourd la nuit[41].

-Parfois ils peuvent générer des fausses alarmes [46].

3. Détecteurs des chutes à base FPGA

La conception d'architectures matérielles « hardware » nécessite l'utilisation de la logique programmable (FPGA) afin de maximiser l'efficacité et d'améliorer les capacités de calcul. Car la logique programmable présente des performances nettement supérieures avec efficacité dans les opérations de calcul en parallèle qui sont nécessaires dans les algorithmes de détection de chute. De plus, elle fournit des réponses rapides aux sorties de données des capteurs ce qui est important pour les applications en temps réel, de même cette logique est configurable, elle peut être facilement reprogrammée avec une très haute flexibilité[31].

Chapitre2

4. Conclusion

Dans ce chapitre, les résultats de plusieurs études ont été évalués. Selon les travaux de la littérature cités plus haut, le processus de détection est pratiquement le même : il se divise en cinq parties voire la collecte des données, la segmentation et le prétraitement si nécessaire, l'extraction des paramètres pour à la fin passer à la classification et détection des chutes.

Un système de détection des chutes doit respecter quelques exigences, parmi elles : la confidentialité, le mouvement illimité, le cout et la précision. Dans notre travail, les systèmes basés sur les capteurs portatifs semblaient les plus pratiques et abordables pour la conception d'un système pareil. Le système que nous proposons, utilise un type de carte FPGA étant donné avantages cités précédemment et pour augmenter la précision, les techniques d'apprentissage automatique ont été considérés dans la classification. Le chapitre 3 qui suit représente le coté software du travail fait sur Matlab.

Chapitre 3

**Implémentation Software du système de détection des chutes
proposé**

Chapitre3

1. Introduction

Lorsqu'une personne a un risque de chuter, une solution automatique de détection est fortement recommandée, les systèmes dédiés pour cela sont divers mais ce qui est important c'est qu'un tel système ne doit pas fournir des fausses alarmes, c'est pourquoi il est préférable de passer par l'implémentation software afin de déterminer les bons paramètres à extraire ce qui va nous faciliter l'implémentation hardware par la suite et assure l'obtention de bons résultats. Les différentes étapes et résultats obtenus dans cette première partie expérimentale utilisant l'outil MATLAB sont décrits dans ce chapitre.

2. Choix du système

Etant donné que les capteurs portatifs et plus précisément l'accéléromètre et le gyroscope avec 3 axes (x, y et z) ont prouvé : une efficacité de détection, leur bon marché, ils ne limitent pas le mouvement de l'utilisateur avec aucune invasion de sa vie privée, de plus ils sont disponibles. Pour ces raisons, on a choisi de les utiliser.

Les techniques de détection de forme « Machine Learning » ont été désignées pour la classification des signaux vu leur efficacité et robustesse (d'après l'état de l'art).

Une implémentation hardware sera réalisée sur la plateforme ZYNQ après avoir testé le système sous MATLAB et extraire les bons paramètres.

3. Vue générale du système à implémenter

En se basant sur ce qui a été élaboré en chapitre 2, le système élaboré est conçu de telle sorte qu'il suit quelques étapes pertinentes afin d'accomplir son objectif comme le montre la figure 13 :

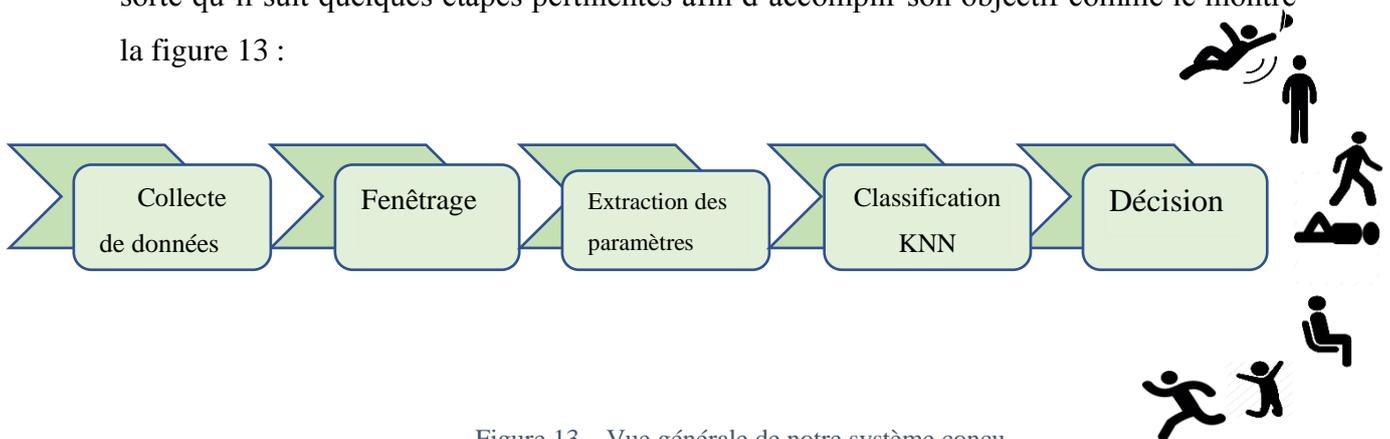


Figure 13 Vue générale de notre système conçu

Chapitre3

4. Scénarios possibles

Ce système peut être utilisé dans trois scénarios, tout dépend du besoin : en d'autres termes, la classification des événements peut se faire en deux classes, trois classes ou sept classes comme il est illustré dans la figure 14.

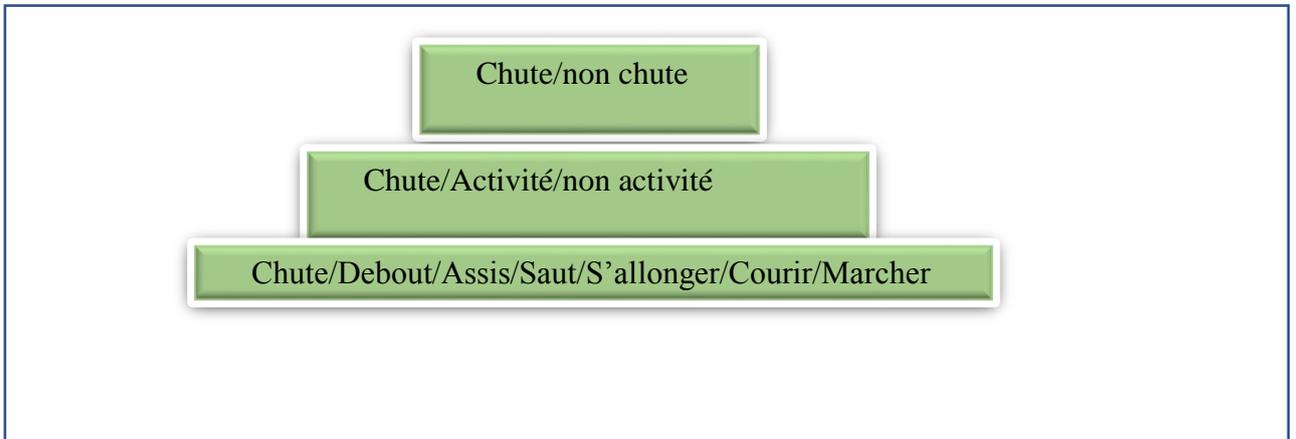


Figure 14 Scénarios probables

5. Plateforme SHIMMER connectée au pc

Cette dernière est faite en utilisant la plateforme **SHIMMER**, figure 15. La base de données des différents mouvements et chute est réalisée au niveau de l'équipe **Communication Sans Fil (CSF)** de la division Télécommunication, du **Centre de Développement des Technologies Avancées (CDTA)**.



Figure 15 SHIMMER[64]

La figure ci-dessus représente le dispositif SHIMMER : Sa plate-forme et ses capteurs portables permettent une collecte de données biophysiques et cinématiques simples et efficaces en temps réel pour un large éventail d'applications.

La technologie de capteur sans fil de SHIMMER est élaborée afin de réaliser une conception puissante, flexible et configurable permettant fournir des données scientifiques

Chapitre3

fiables, de haute qualité pour soutenir les chercheurs et les universitaires dans la collecte de données[64]. Le tableau 4 représente les caractéristiques de la base de données utilisée.

Tableau 4 Caractéristiques de la base utilisée

Caractéristiques	Détails
Nombre de participants	17
Nombre d'événements	360
Age moyen	22-45
Genre	10 hommes-7 femmes
Hauteur	155cm-183cm
Poids	55kg-85kg
Temps d'enregistrement	30s-180s et +

La figure 16 illustre un simple exemple des signaux de plusieurs mouvements extraits de la base de données.

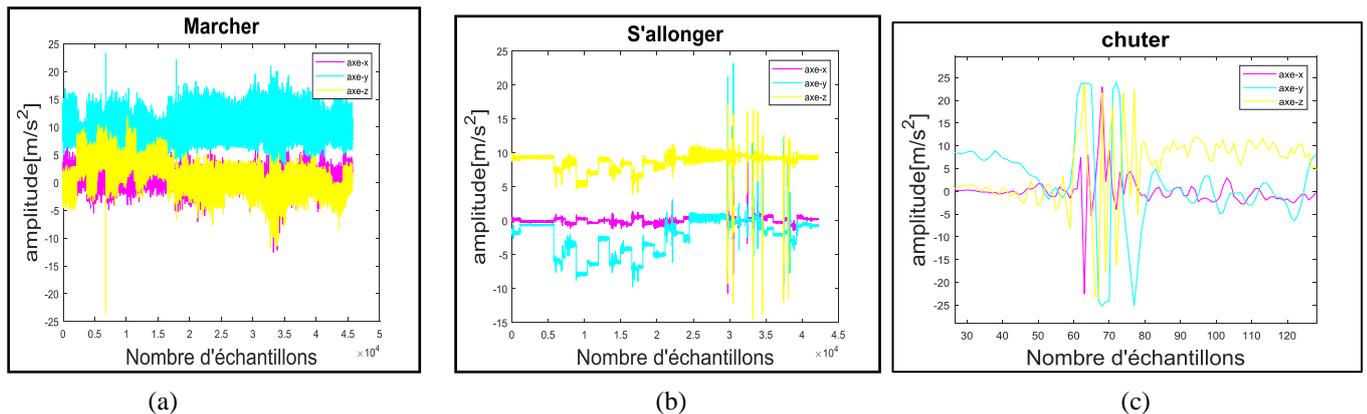


Figure 16 Signaux représentant : (a) marche, (b) allongé et (c) chute respectivement

6. Fenêtrage et extraction des paramètres

6.1.Fenêtrage

Les données de détection collectées à partir de capteurs portables sont continues. Le flux de données doit être divisé en segments avant d'être traité et identifié.

Chapitre3

De plus, ces systèmes nécessitent des processus rapides pour détecter les événements de chute d'urgence[56]. Dans notre cas on a utilisé des fenêtres coulissantes pour segmenter notre signal. La plupart des travaux utilisaient 1 s à 3 s pour segmenter les données continues au lieu d'utiliser les plus courtes ou les plus longues. En effet, la partie essentielle de l'événement de chute critique dure moins de 2 s[56]. Dans notre cas on découpe nos signaux en segments de 2,56s inspirant de la littérature [39]. Etant donné qu'on a utilisé le SHIMMER qui fonctionne avec une fréquence de 50HZ, alors le nombre d'échantillons équivalent à 2.56s est 128 échantillons d'après les calculs ci-dessous.

$$T_e = 1/50 = 0.02s$$

$$Nbr = T/T_e = 2.56/0.02s = 128 \text{ échantillons}$$

Avec :

T_e : le temps d'échantillonnage ;

T : la période ;

Nbr : le nombre des échantillons dans 2.56s.

7.1.Extraction des paramètres

Afin de classer les chutes ou les mouvements quotidiens, les modèles et les régularités recueillies à partir des données sont évalués. Le motif est analysé à l'aide de l'extraction de paramètres. Cela a été réalisé en utilisant les signaux de l'accélération et de la vitesse angulaire dans les trois axes X, Y et Z[62].

Une fois le signal collecté, l'étape prochaine consiste à extraire les paramètres nécessaires pour les introduire dans l'algorithme de classification. Dans notre cas, nous avons extrait six paramètres des données prétraitées. Ces paramètres comprennent l'amplitude maximale, l'amplitude minimale, l'amplitude moyenne, l'écart type, le nombre de pic et la moyenne quadratique [13]. Ces paramètres ainsi que les expressions mathématiques sont mentionnées dans le tableau 05 , Chaque paramètre est extrait de deux données de capteurs qui comprennent un accéléromètre et un gyroscope le long de trois axes x, y et z[13].

Chapitre3

Paramètres	Équations
RMS	$\text{RMS} = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (xi)^2}$
STD	$\text{STD} = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (xi - \mu)^2}$
NP	Nombre de pics
max	max(xi)
min	min(xi)
mean	$\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N xi$

Tableau 5 Paramètres extraits

On a procédé de manière à mettre les paramètres extraits des deux capteurs sur la même ligne pour chaque fenêtre ce qui vaut un vecteur de paramètres de taille 1*6 pour chaque fenêtre avec : 1 pour la fenêtre et 6 c'est le nombre des axes de forme de séquences, donc un total de 36 paramètres pour chaque fenêtre de 2.56 s comme le montre la figure 17 ci-dessous :

S1	S2	S3	S4	S5	S6
----	----	----	----	----	----

Figure 17 Forme du vecteur des paramètres extraits

Avec :

S1 : la première séquence de paramètres concernant l'axe x de l'accéléromètre.

S2 : la deuxième séquence de paramètres concernant l'axe y de l'accéléromètre.

S3 : la troisième séquence de paramètres concernant l'axe z de l'accéléromètre.

S4 : la quatrième séquence de paramètres concernant l'axe x du gyroscope.

S5 : la cinquième séquence de paramètres concernant l'axe y du gyroscope.

S6 : la sixième séquence de paramètres concernant l'axe z du gyroscope.

Chapitre3

Dans chaque séquence, on a mis les 6 paramètres extraits mentionnés auparavant, donc à la fin de cette opération on obtient un vecteur de taille 1*36 pour chaque fenêtre :

« 1 » pour la fenêtre, et les « 36 » représentent les 6 paramètres sur les 6 axes. Comme le montre la, Figure 18.

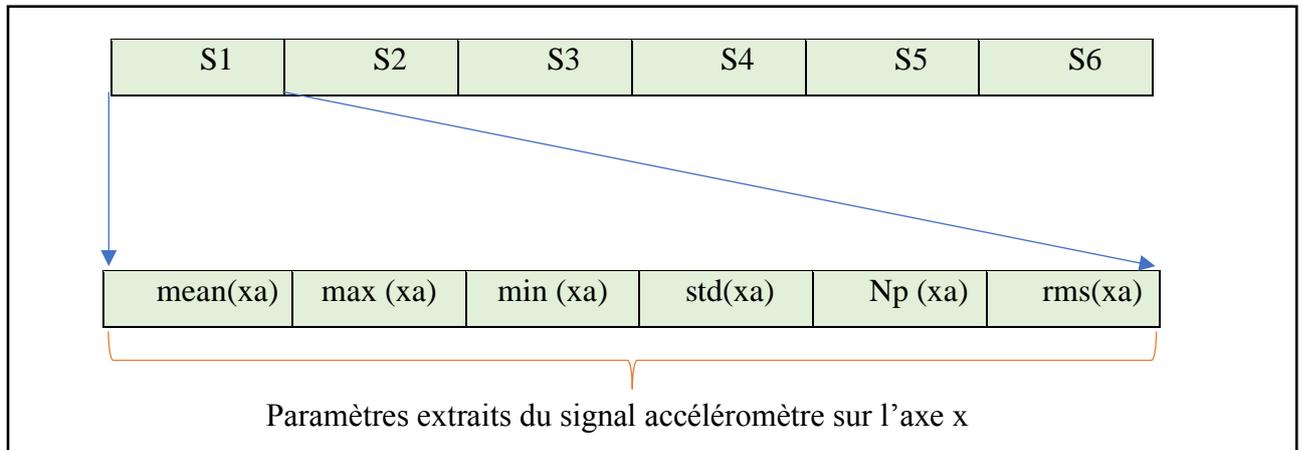


Figure 18 Forme finale du vecteur des paramètres extraits

Chapitre3

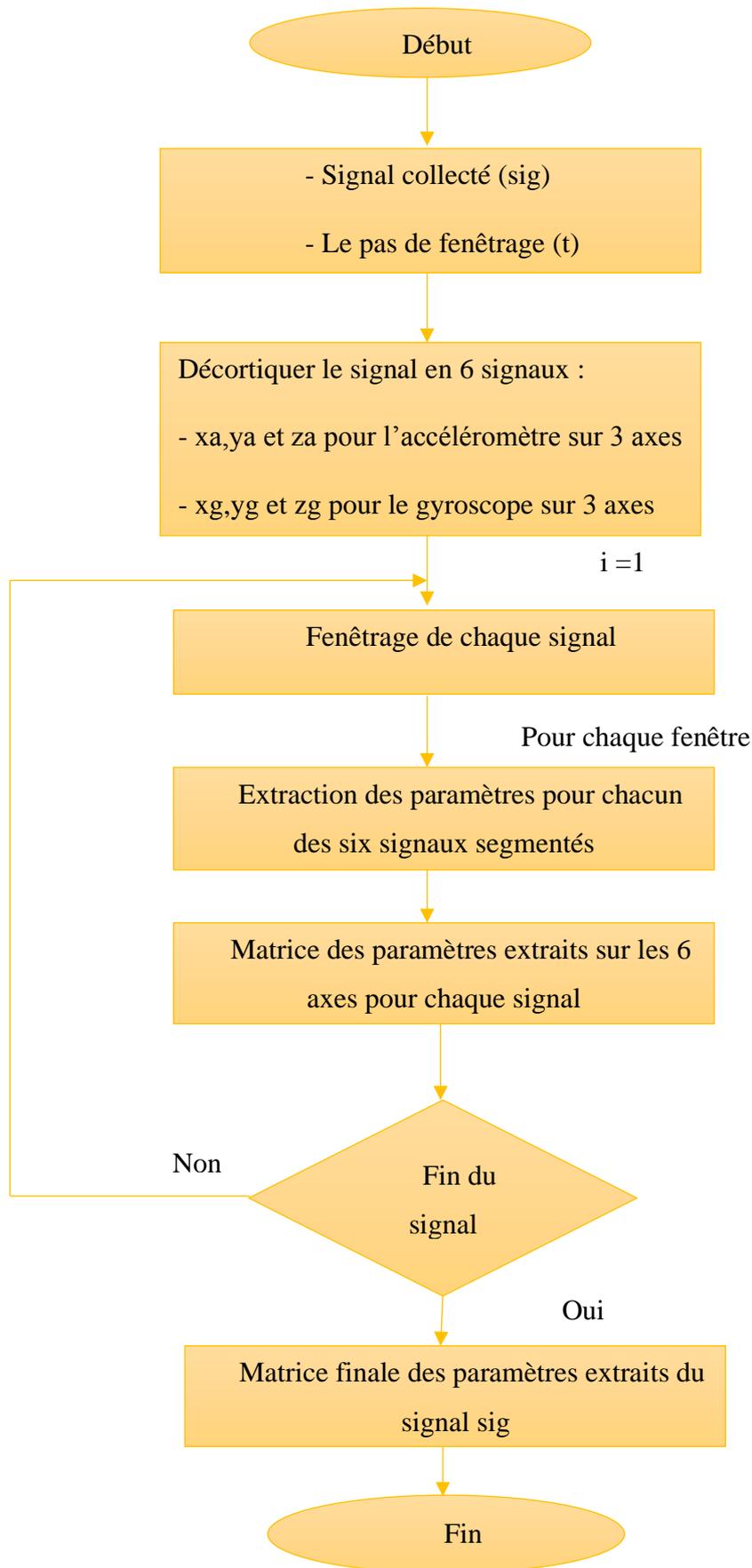


Figure 19 Principe de la fonction **feat** crée

Chapitre3

La fonction **feat** donne comme sortie une matrices appelée « feature », contenant tous les paramètres du signal donné sur les 3 axes pour chaque capteur ce qui signifie une matrice avec 36 colonnes.

On utilise cette fonction pour extraire les paramètres de tous les 7 signaux « walk », « lay », « jump », « run », « sit », « stand » et « fall ». Ce qui nous donne 7 matrices :

« wpara », « Lpara », « Jpara », « Rpara », « Spara », « STpara » et « Fpara ».

8. Classification

Pour le processus d'entraînement des modèles d'apprentissage automatique, les segments obtenus à partir des instances de chute et d'activité quotidienne sont étiquetés individuellement avec des chiffres de 1 à 7 comme indiqué dans le tableau 06.

On fait l'étiquetage de chaque matrice de paramètres obtenue précédemment en rajoutant une 37 -ème colonne représentant la classe de l'évènement.

Type de mouvement	Classe
Marcher	1
S'allonger	2
Sauter	3
Courir	4
S'asseoir	5
Debout	6
Chuter	7

Tableau 6 Les classes utilisées en classification

On a affecté pour chaque vecteur de paramètres sa classe qui convient [1920*37], figure 20.

S1	S2	S3	S4	S5	S6	Classe
----	----	----	----	----	----	--------

Figure 20 Forme du vecteur paramètres après étiquetage

Par conséquent, nous obtenons 7 nouvelles matrices qui sont : « Wtable », « Ltable », « Jtable », « Rtable », « Stable », « STtable » et « Ftable ».

Chapitre3

Exemple :

Pour l'évènement « jump » on a une matrice des paramètres « Jpara », en lui rajoute une dernière colonne pour l'étiquetage qui est un vecteur « J » de type 3* ones [X,Y] d'après le tableau, par conséquent on obtient la nouvelle matrice « Jtable ».

$$Jtable = [Jpara \ J]$$

Ensuite on les met une au-dessous de l'autre pour avoir une seule matrice finale « Total_feat » de taille [1920x37].

$$Total_feat = [Wtable ; Ltable ; Jtable ; Rtable ; Stable ; STtable ; Ftable]$$

Le code écrit sur Matlab a permis la répartition de cette matrice en deux parties :

- La première partie pour l'entraînement du modèle « tTrain », elle représente 80%.

* « XTrain » représente les paramètres en entrée.

* « YTrain » représente les classes étiquetées.

Avec « tTrain » est une matrice de la forme : $tTrain = [XTrain \ YTrain]$

- La deuxième partie est pour le test et elle représente les 20% restante :

* « XTest » représente une matrice des paramètres en entrée.

* « YTest » représente un vecteur des classes étiquetées.

8.1.L'outils utilisé

La partie software du système est réalisé sur Matlab. Ce dernier nous offre un application attractif qui nous permet de manipuler plusieurs algorithmes de classification et faire l'entraînement facilement. L'application en question c'est « Classification Learner App »

Ce dernier, qui existe sur Matlab 2018(voir annexe) nous a permis de former et tester notre modèle de manière automatique ou on utilise « tTrain » comme entrée.

8.2.Algorithme d'apprentissage

Pour la phase de classification il a été observé qu'il existe plusieurs algorithmes de classification sophistiqués disponibles tel que l'arbre de décision, SVM et K-NN. Cependant, pour notre implémentation hardware, nous allons utiliser l'algorithme de k-NN en raison de sa facilité de la mise en œuvre et de sa précision relativement élevée.

L'idée de l'algorithme k -NN est de comparer les données de test avec les données d'apprentissage dans l'espace des paramètres. La classe des données de test est déterminée

Chapitre3

par le vote majoritaire des points d'entraînement les plus proches en termes de distance euclidienne[56]. Dans notre cas, on a travaillé avec $K=1$ car il a donné des résultats correctes.

En effet, cet algorithme est qualifié comme paresseux « Lazy Learning » car il n'apprend rien pendant la phase d'entraînement. Pour prédire la classe d'une nouvelle donnée d'entrée, il va chercher ses K voisins les plus proches (en utilisant la distance euclidienne, ou autres) et choisira la classe des voisins majoritaires [65]. Figure 21.

Un nouvel exemple à classifier

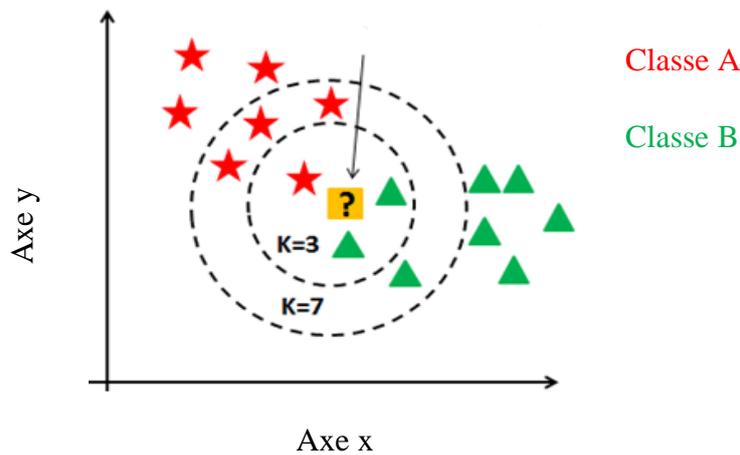


Figure 21 Algorithme « KNN »[67]

8.3. Algorithme KNN

Début

Etape1 : Lecture des données en entrée

- Entier K .
- Base de données d'entraînement D
- Vecteur de paramètres non étiquetés su signal X qu'on veut prédire sa classe.

Etape2 : calculer des distances

Etant donné que le signal est continu, on utilise les distances euclidiennes entre les paramètres de X et tous les paramètres de la base D .

Etape3 : Retenir les K observations les plus proches de X et prendre leurs classes.

Etape 4 : Prendre le mode des K classes trouvées.

Qui reflète la classe la plus fréquente parmi les K classes prises.

Etape 5 : retourner la valeur du mode comme classe prédite pour X par KNN.

Fin

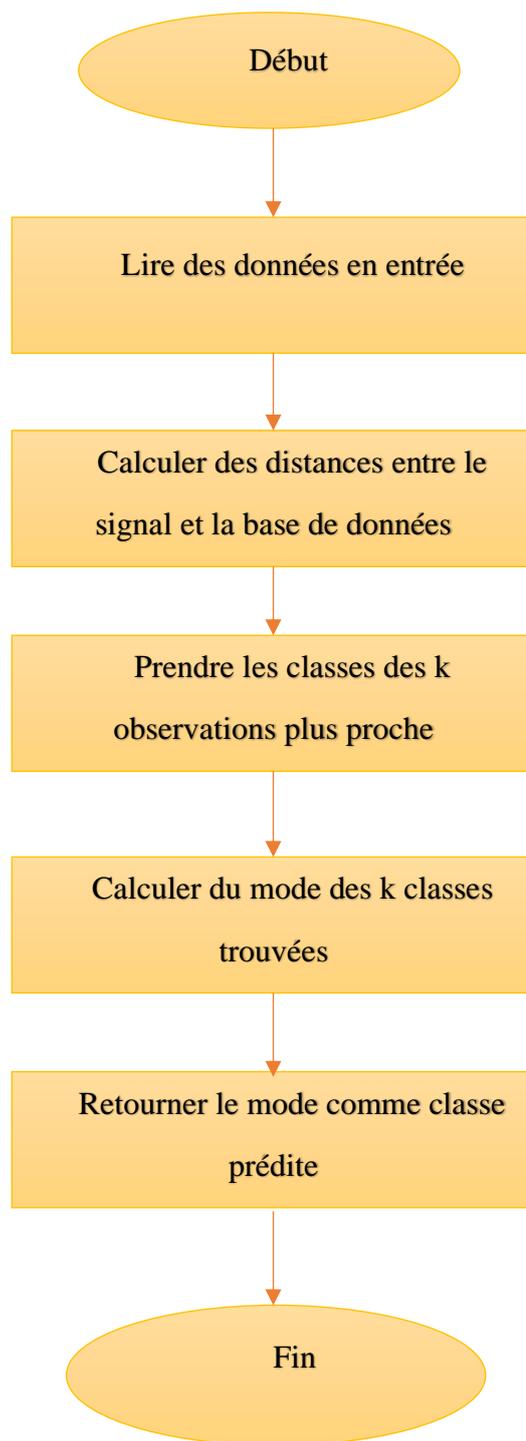


Figure 22 Principe du K-NN

8.4. Processus d'apprentissage : validation croisée

Dans notre travail, on a utilisé une approche de validation croisée k-parties (voir annexe) pour profiter de toutes les données en les divisant en k parties presque égales où $K=5$.

Chapitre3

L'approche divise au hasard toutes les données en 5 groupes et répète 5 fois la formation jusqu'à ce que chaque groupe soit utilisé comme ensemble de validation, (voir tableau 7).

Formation	Formation	Formation	Formation	Validation
Formation	Formation	Formation	Validation	Formation
Formation	Formation	Validation	Formation	Formation
Formation	Validation	Formation	Formation	Formation
Validation	Formation	Formation	Formation	Formation

Tableau 7 Principe de validation croisée [66]

8.5.Phase du test

Un code été fait sur Matlab en utilisant les 20% qu'on a laissé auparavant où on a pris le vecteur « Xtest » ; cette fois comme entrée du classificateur K-NN afin d'obtenir leurs classes correctes dans un vecteur « predicted_labels » devant être similaires à celles du vecteur des valeurs actuelles « Ytest » déjà connue, c'est pourquoi on fait en sorte de comparer entre ces deux-là.

8.6.Résultats et évaluation

Les métriques d'évaluation des résultats des tests sur toutes les itérations sont utilisées pour trouver les performances finales du système. Les performances du système sont analysées avec quatre mesures d'évaluation plus la matrice de confusion.

8.6.1. Matrice de confusion

	classe estimée ●	classe estimée ○
classe réelle ●	<i>VP</i>	<i>FP</i>
classe réelle ○	<i>FN</i>	<i>VN</i>

Figure 23 Matrice de confusion

Où « VP » sont les vrais positifs , « FP » les faux positifs , « VN » les vrais négatifs et « FN » sont les faux négatifs dont leurs définitions sont comme suit ainsi que les métriques d'évaluation [67] [66] :

VP : instances positives correctement classées par le système.

VN : instances négatives correctement classées par le système.

Chapitre3

FP : instances négatives classées comme positives par le système.

FN : instances positives classées comme négatives par le système.

8.6.2. Mesures d'évaluation

- taux de classification (exactitude)	$\frac{VP+VN}{VP+VN+FP+FN}$
- sensibilité(rappel)	$\frac{VP}{VP+FN}$
- spécificité	$\frac{VN}{VN+FP}$
-Précision	$\frac{VP}{VP+FP}$
-F1-mesure	$2 \times \frac{\text{précision} \times \text{sensibilité}}{\text{précision} + \text{sensibilité}} = \frac{2VP}{2VP+FP+FN}$

8.6.3. Résultats obtenus

Pour la validation des trois algorithmes :



1 ☆ Tree	Accuracy: 100.0%
Last change: Disabled PCA	36/36 features
2 ☆ SVM	Accuracy: 100.0%
Last change: Linear SVM	36/36 features
3 ☆ KNN	Accuracy: 100.0%
Last change: Fine KNN	36/36 features

Figure 24 Taux de classification pour chaque méthode

Les valeurs trouvées par matrice de confusion sont tous sur la diagonale ce qui veut dire qu'elles sont correctement prédites. (Voir annexe)

D'après le programme développé sur Matlab en se basant sur la comparaison entre les deux vecteurs représentant les classes actuelles et les classes prédites, nous avons pu extraire quelques métriques d'évaluation et nous les avons mis dans un tableau sous la forme suivante :

Metrics = [Acc Error SE SP P F1]; avec Error et P représente l'erreur et la précision.

Chapitre3

On a trouvé la matrice suivante :

$$\text{Metrics} = [1 \ 0 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1]$$

Prenant un test pour mieux visualiser le processus, choisissant pour cela quelques vecteurs des paramètres extraits qui se trouvent dans « XTest », comme entrées du classificateur puis nous avons comparé les classes prédites par le classificateur et les classes réelles « YTest » comme le montre le tableau 8.

Emplacement dans « XTest »	Index de classe	Classe prédite	Classe réelle « YTest »
XTest (326 :36)	Debout	6	6
XTest (2 :36)	Marche	1	1
XTest (242 :36)	S'asseoir	5	5
XTest (190 :36)	Courir	4	4
XTest (142 :36)	Sauter	3	3
XTest (92 :36)	S'allonger	2	2
XTest (376 :36)	Chuter	7	7

Tableau 8 Exemples de classement des mouvements

9. Interprétation des résultats obtenus

L'analyse des résultats révèle que le système est capable de classer les mouvements en chutes ou mouvements quotidiens de manière correcte avec un taux de classification égal à 100%.

Rappelons qu'on a trouvé des bons résultats aussi utilisant l'algorithme SVM et celui de l'arbre de décision, cependant on a choisi l'algorithme plus simple voir efficace qui apparait être le KNN.

10. Conclusion

A travers ce chapitre, nous avons implémenté software un système de détection des chutes sur MATLAB. Les résultats obtenus montrent l'efficacité de l'algorithme de classification et ceci grâce à la fonction d'extraction des paramètres ainsi que les données exactes fournies par le SHIMMER, qui permettent de mieux décrire les mouvements, ce qui assure une prédiction exacte en sortie.

La matrice de confusion ainsi que les différentes métriques d'évaluation obtenues indiquent qu'effectivement la détection se fait de manière correcte.

Le chapitre suivant est consacré à l'implémentation hardware des architectures décrites en software sur circuit FPGA ZYNQ à savoir ; la fonction d'extraction des paramètres et celle du classificateur K-NN.

Chapitre 4

**Implémentation hardware du système sur
FPGA ZYNQ**

Chapitre 4

1. Introduction

Connu par sa flexibilité, robustesse et rapidité, Le circuit programmable FPGA (*Field Programmable Gate Array*) offre une multitude de ressources et est de plus en plus développé devenant un circuit meilleur pour le prototypage. Pour l'utiliser, il est nécessaire d'avoir à portée de la main un outil de développement pour réaliser une bonne implémentation. A titre d'exemple, ISE (*Integrated Software Engineering*) et Vivado Fondés par XILINX qui offrent d'énormes possibilités de développement (synthèse, simulation et implémentation et programmation sur site).

Dans ce dernier chapitre, nous proposons une architecture du système de détection proposé, en utilisant des IPs sur l'outil Vivadi Hls et par la suite la simulation, synthèse, implémentation du système de détection des chutes sur une carte FPGA ZYNQ ZC702 Soc ainsi que la génération de son bitstream.

2. Un circuit logique programmable :

Un circuit programmable est un assemblage d'opérateurs logiques combinatoires et de bascules dans lequel la fonction réalisée n'est pas fixée lors de la fabrication.

Il contient potentiellement la possibilité de réaliser toute une classe de fonctions, plus ou moins large suivant son architecture. Comme dans toute réalisation en logique câblée, une fonction logique est définie par les interconnexions entre des opérateurs combinatoires et des bascules, et par les équations des opérateurs combinatoires. Ce qui est programmable dans un circuit concerne donc les interconnexions et les opérateurs combinatoires. Les bascules sont le plus souvent de simples bascules D, ou des bascules configurables en bascules D ou T[68].

3. Définition de l'FPGA :

Les FPGA (Field Programmable Gate Arrays), sont des dispositifs semi-conducteurs qui sont basés sur une matrice de blocks logiques configurables « CLB » connectés via des interconnexions programmables[69], figure 25(a). Des blocks d'entrées/sorties « IOB » pour la communication avec le monde extérieur et des blocks RAM figure 34 et blocks dédiés (DSP, USB..etc). [70]

Chapitre 4

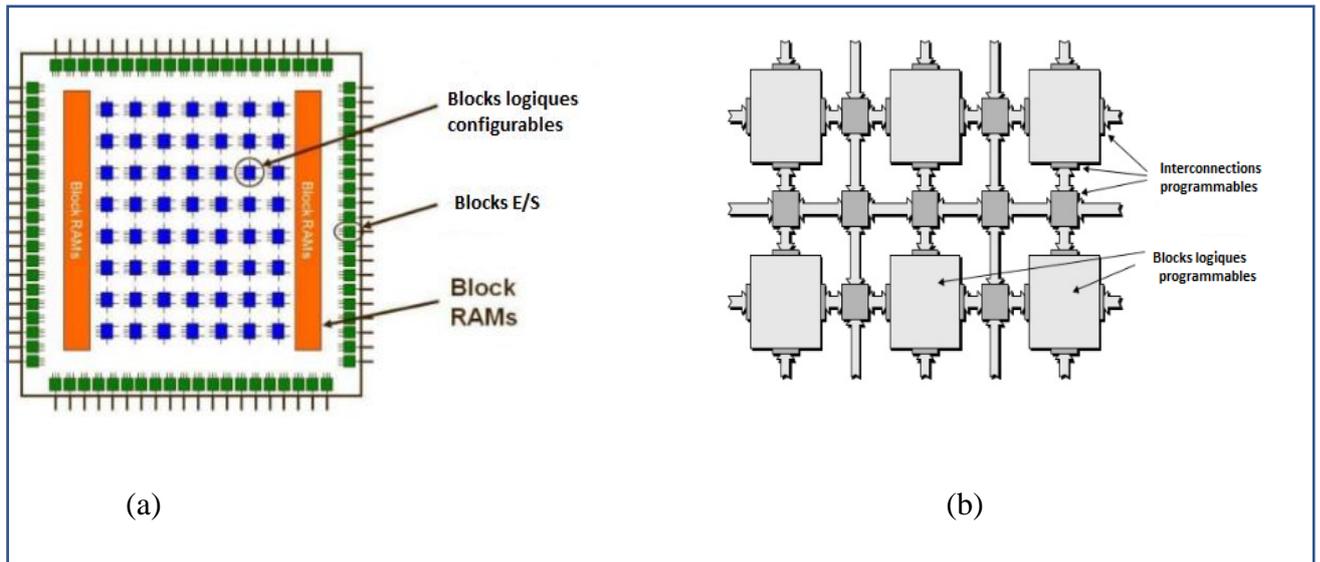


Figure 25:(a) Composant du FPGA [71], (b)Matrice des blocs logique et interconnexions

Les FPGA peuvent être reprogrammés selon les exigences d'application ou de fonctionnalité souhaitée après la fabrication. Cette fonctionnalité distingue les FPGAs des circuits intégrés spécifiques à l'application (ASIC), qui sont fabriqués sur mesure pour des tâches de conception spécifiques. Bien que des FPGA programmables une fois (OTP) soient disponibles, les types dominants sont basés sur SRAM qui peuvent être reprogrammés à mesure que la conception évolue[69].

La densité croissante des circuits programmables actuels, notamment des FPGA, permet le prototypage rapide des circuits numériques à grande complexité. Aussi, il est possible de tester rapidement la validité de concepts architecturaux nouveaux : l'implémentation complète d'un processeur sur des circuits FPGA est aujourd'hui à notre portée, entraînant ainsi plus de possibilités d'évaluation que celles offertes par des simulateurs logiciels. De plus, la reprogrammabilité de certains circuits FPGA a ouvert de nouvelles voies de recherche : des méthodologies de conception des systèmes reconfigurables, capables d'évoluer ou de s'adapter à des environnements ou à des contraintes variables[71].

4. La carte ZEDBOARD basée sur le circuit ZYNQ zc702 :

Xilinx fournit la carte ZEDBOARD dans le cadre de d'évaluation et de développement du SoC comme indique la Figure 26. Elle est divisée en deux parties combinatoire PS (Processing System) et PL (Programmable Logic). La partie PS intègre le processeur ARM Cortex A9 qui communique avec la partie PL via des bus internes de communication[72].

Chapitre 4

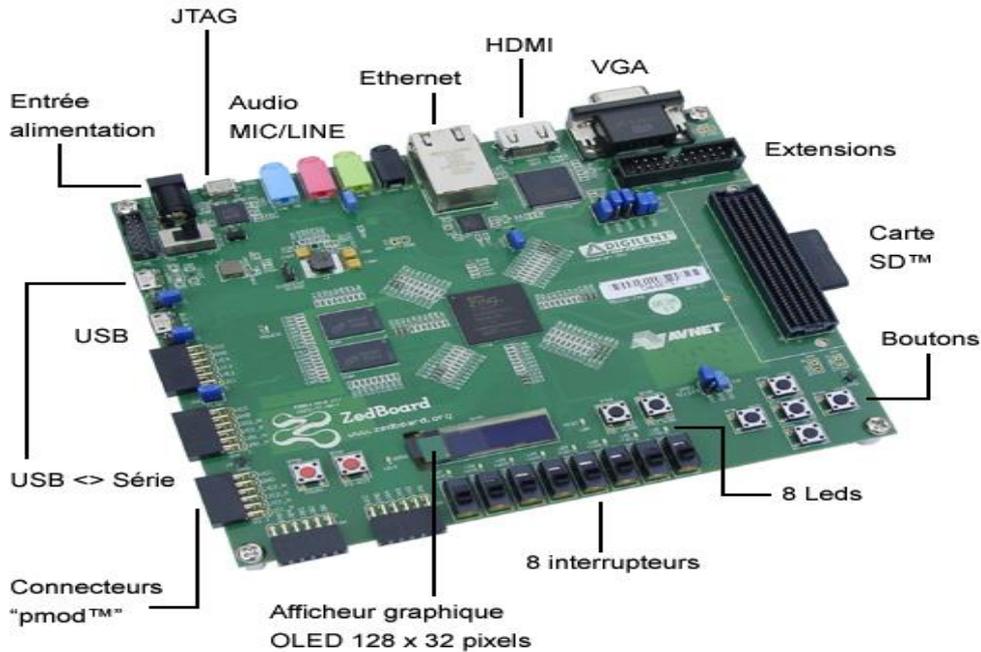


Figure 26 Carte ZEDBOARD [73]

Les fonctionnalités fournies par le ZEDBOARD sont :

- FPGA Xilinx XC7Z020-1CLG484C Zynq-7000 AP SoC
- 512 MB de mémoire DDR3 et 256 Mbit de QSPI Flash.
- 1 connecteur USB-JTAG Digilent.
- 1 connecteur Ethernet 10/100/1G.
- 1 connecteur USB OTG 2.0 et une interface pour la carte SD 4GB.
- 1 connecteur série (UART).
- 1 interface HDMI.
- 1 interface VGA.
- Fréquence PL 100 MHz et 33.33 MHz PS.
- 5 connecteurs Digilent Pmod (2x6) (1 PS, 4 PL)
- 1 connecteur LPC FMC
- 1 connecteur AMS
- Boutons Reset (1 PS, 1 PL)
- 7 boutons poussoirs (2 PS, 5 PL)
- 8 dip/slide switches (PL)
- 9 LEDs (1 PS, 8 PL)
- DONE LED (PL)

Chapitre 4

ZYNQ-7020 (voir annexe) est basée sur l'architecture SoC Xilinx All Programmable. Aussi, elle fait partie de la famille de série 7 des FPGAs dont les performances basculent entre les deux familles Artix (7010, 7015 et 7020) et Kintex (7030, 7045 et 7100). Il est caractérisé par 85 000 Slices (comprennent de la logique combinatoire et ressource de registre), 560 KB bloc de RAM, avec 220 DSP Slices[72].

Nous trouvons dans la ZY NQ deux parties principales : la logique programmable (PL) et un système à microprocesseur ARM Cortex A9 à deux cœurs ou un seul cœur riche en fonctionnalités dans une seule puce avec ses périphériques (PS)[73]. Par conséquent, elle offre une haute performance, une flexibilité, une scalabilité, une consommation d'énergie et une facilité d'utilisation[72].

5. La partie logique programmable de l'FPGA (PL) :

5.1. CLB/Slices

Il y a maintenant deux slices par CLB : les slice_M (ROM, logique, RAM et registres à décalage), et les slice_L (ROM et logique). On a 4 LUT et 8 bascules D par slice (2 bascules par LUT)[73]. figure 27(a) .

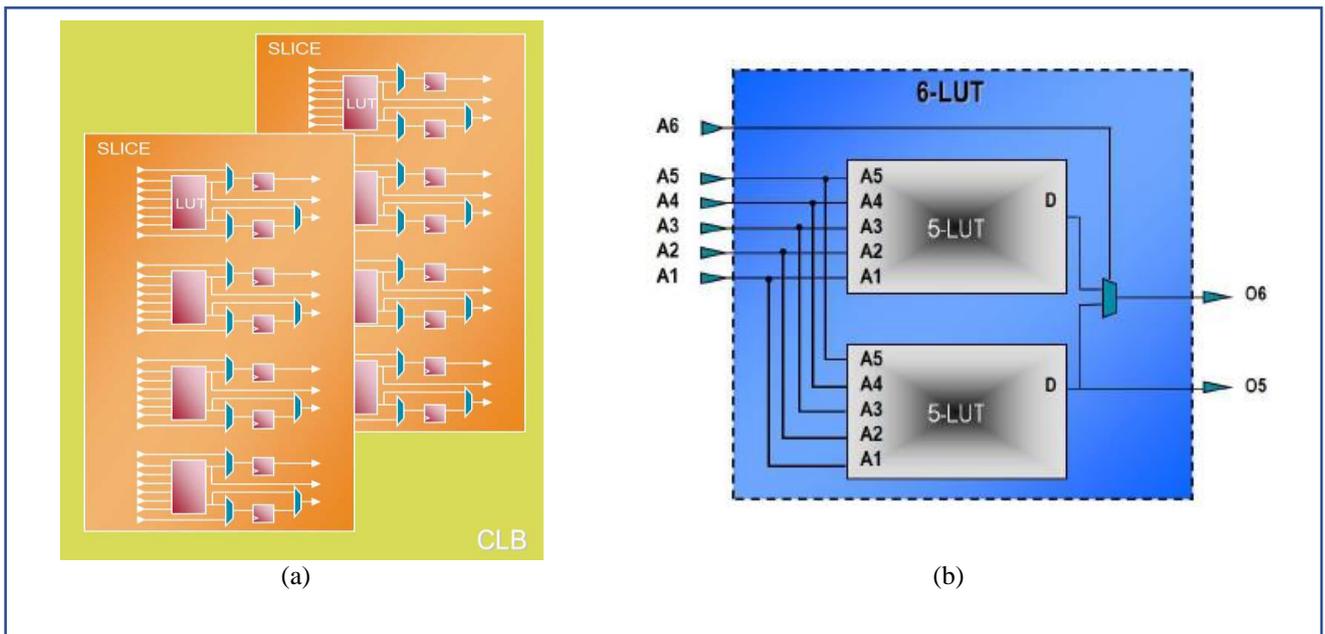


Figure 27 : (a) Architecture du slice, (b) Les entrées des LUTs

Les LUT sont passées à 6 entrées. On peut les utiliser en une fonction combinatoire à 6 entrées ou en 2 fonctions combinatoires indépendantes à 5 entrées figure 27(b) [73].

Chapitre 4

7.2 Les blocs DSP

Les FPGAs implémentent des algorithmes parallèles et spécifiques. Pour cela, ils sont un système efficace pour les applications de traitement de signal numérique (DSP). La figure 28 montre l'architecture du bloc DSP qui contient de nombreux multiplicateurs et accumulateurs binaires dans un bloc MAC (Multiply and ACcumulate) qui est l'élément principal d'un bloc DSP. Tous les FPGAs de la série 7 ont de nombreuses tranches de DSP, spécifiques, de faible puissance et flexibles. Les blocs DSP améliorent les performances des applications de traitement de signal numérique en termes de la vitesse et de l'efficacité. Plus précisément, FPGA ZYNQ 7000 intègre 220 blocs DSP pour des tâches de multiplication avec une entrée de 18x25 bits.[72]

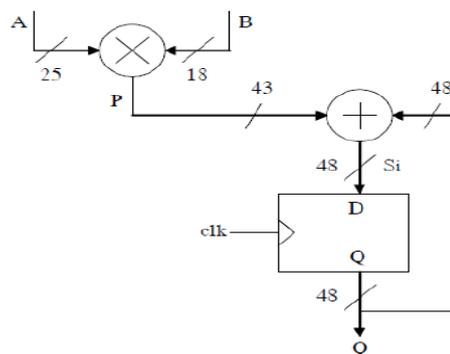


Figure 28 Architecture du bloc DSP

7.3. Block RAM

Les blocs RAM sont passés à 36 kbits mais peuvent être utilisés en deux blocs 18 kbits indépendants. Ils ont les caractéristiques suivantes [73]:

- De 32kx1 à 512x72 dans un bloc 36k.
- Mémoire ROM simple port à mémoire RAM double port.
- Configurable en FIFO sans logique externe.
- Code correcteur d'erreur possible.
- Blocs 36k adjacents forment un bloc 64k sans logique supplémentaire.

Chapitre 4

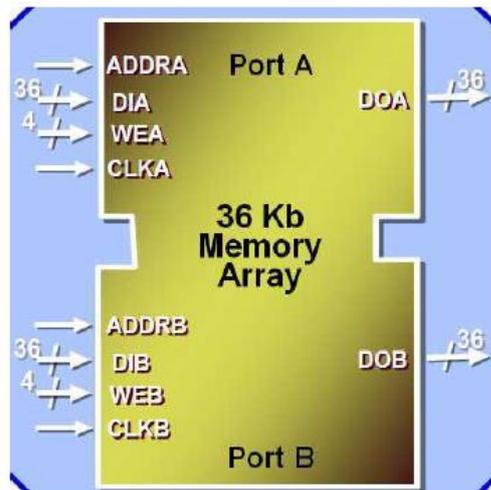


Figure 29 Architecture du bloc RAM[72]

7.4 Cœur de propriété intellectuelle « IPs core »

Un cœur de propriété intellectuelle « IP core » dans les semi-conducteurs est une unité réutilisable de logique ou de fonctionnalité ou une cellule qui est normalement développée avec l'idée d'accorder une licence à plusieurs fournisseurs pour l'utiliser comme blocs de construction dans différentes conceptions de puces. Les IP core sont généralement concédés sous forme de IP core hard ou de IP core soft [74].

Le noyau soft le plus flexible peut exister sous forme de netlist (une liste de portes logiques et d'interconnexions associées qui composent un circuit intégré) ou de code HDL (Hardware Description Language) [75].

8. Système microprocesseur (PS)

8.1. Le système double cœurs

La ZYNQ est une famille de FPGA qui contient en plus de la partie logique programmable « Programmable Logic PL », un système microprocesseur ARM double cœurs complet avec ses contrôleurs mémoire et ses périphériques « Processing System PS » comme indique la Figure 30. On dit que son architecture est centrée sur le PS car le processeur démarre en premier, puis charge le fichier de configuration de la PL. La logique programmable est alors utilisée pour réaliser des accélérateurs matériels connectés au PS. Ceci dit, on peut ne pas utiliser le PS et travailler uniquement avec la PL mais le PS sera nécessaire pour configurer la logique programmable sauf si on n'utilise que le JTAG[73].

Chapitre 4

L'intégration de processeurs apparaît dans les générations de FPGAs de la série 7 proposées par Xilinx en 2012. Par conséquent, ARM Cortex A9 est un processeur hardcore performant qui peut fonctionner avec une fréquence maximal égal à 667 MHz. Il possède une mémoire cache L1 de 32 KB sur les adresses et sur les données. Par la suite, une mémoire cache L2 de 512 KB[72]

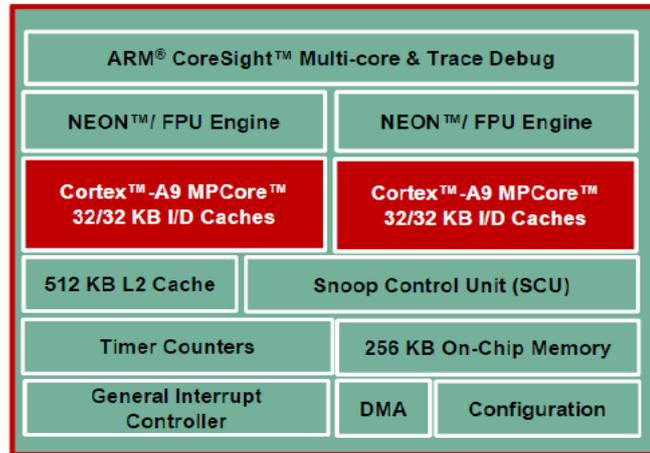


Figure 30 La partie PS du ZYNQ 702

8.2. Les interconnexions

Xilinx a adopté le protocole AXI « Advanced eXtensible Interface » pour les cœurs de propriété intellectuelle « IP » en commençant par les dispositifs Spartan-6 et Virtex-6. Par la suite, le protocole AXI est utilisé pour des accélérateurs matériels de la série 7. La seconde version d'AXI, AXI4. D'une part, elle apporte des améliorations à l'ensemble des produits Xilinx en offrant des avantages en termes de productivité, de flexibilité et de disponibilité.

D'autre part, il est issu de 2 principaux protocoles de communication : AXI4-Lite (La communication entre PS et PL est effectuée en utilisant 4 ports AXI4-Lite), figure 31 et AXI4-Stream (conçu pour transporter des flux de données de largeur arbitraire de taille 32/64 bits du processeur au FPGA. L'interface AXI4-Stream transfère les données beaucoup plus rapidement que l'interface AXI4-Lite, ce qui la rend plus adaptée au chemin de données d'un algorithme)[72].

Chapitre 4

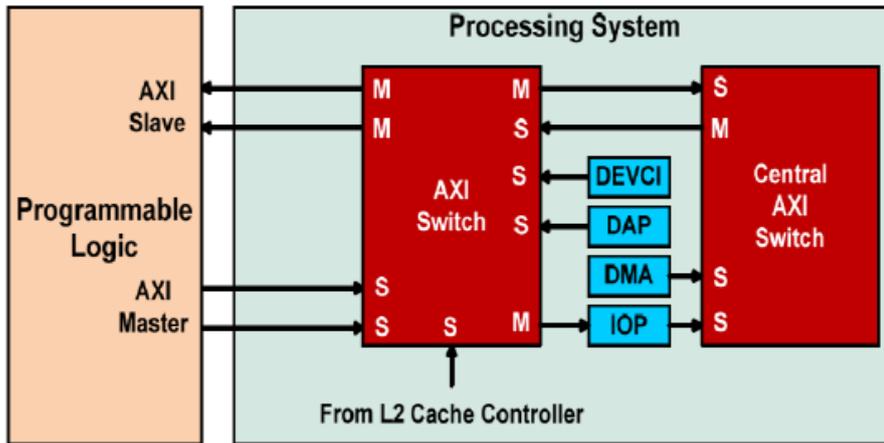


Figure 31 Communication entre PS et PL avec le bus AXI4-Lite

9. Flot de développement ZYNQ et outils logiciels

Les FPGA se programment grâce à leurs LUT et leur réseau d'interconnexions. La programmation se fait avec un langage de programmation hardware tel que le VHDL ou bien le VERILOG où l'outil de développement transforme cette description en un fichier de configuration du FPGA en plusieurs étapes :

- 1) le HDL (Hardware Design Language) doit d'abord être synthétisé (transformé en éléments logiques de base).
- 2) Les éléments doivent être placés sur le composant (placement).
- 3) Interconnexion (routage).

Il faut savoir que « XILINX » a abandonné son outil de développement historique « ISE » pour passer à « Vivado ». « ISE » s'est arrêté en 2013 avec la version 14.7 et permet de concevoir des « FPGA Xilinx » jusqu'à la série 7 incluse, y compris la famille ZYNQ[73].

VIVADO démarre à partir de la série 7 depuis 2015[76] et donc ne peut être utilisé avec les FPGA Xilinx plus anciens. Il ne fonctionne qu'avec un système d'exploitation 64 bits, depuis la version 2015.1[73]. « VIVADO Design Suite » est une suite logicielle produite par Xilinx pour la synthèse et l'analyse des conceptions HDL avec des fonctionnalités supplémentaires pour le développement de système sur puce et la synthèse de haut niveau « HLS ». Il fournit un flux de conception centré sur IP qui vous permet d'ajouter des modules IP à votre conception à partir de diverses sources de conception[72]. VIVADO HLS est disponible pour toutes les versions de VIVADO, où la synthèse se fait directement des langages C/C++ [76].

Chapitre 4

10. Implémentation hardware du système de détection des chutes

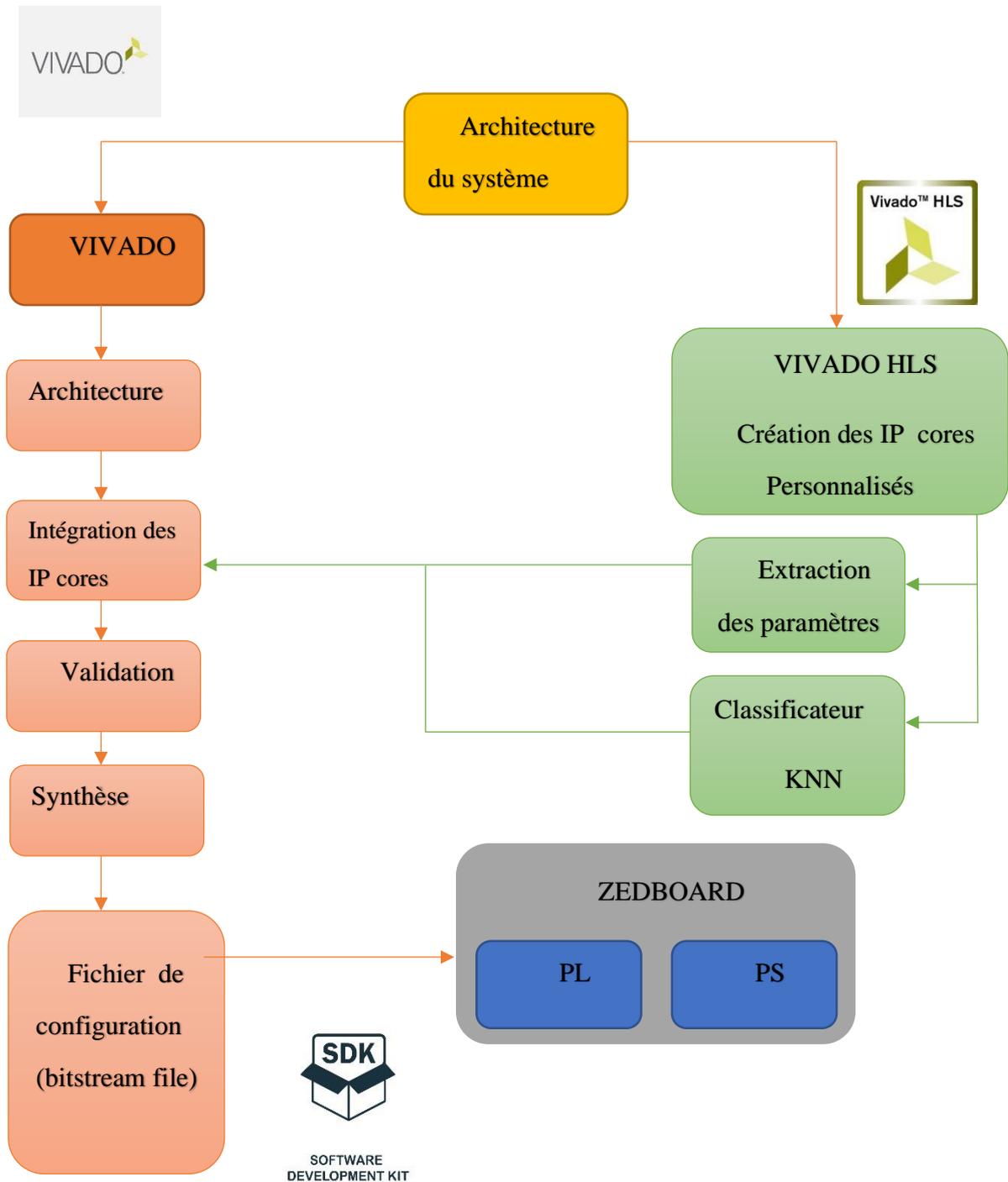


Figure 32 Flot de conception du système de détection des chutes

Chapitre 4

Dans notre projet, les algorithmes KNN et extraction des paramètres seront écrits en langage C++ et synthétisés en RTL via VIVADO HLS. Les IP core, ces derniers peuvent être intégrés au niveau du système par VIVADO.

10.1. Flot de conception du système sur Vivado HLS

- 1) Les fichiers Sources de HLS en C, C++, SystemC...etc.
- 2) La synthèse haut-niveau
- 3) La C/RTL co-simulation
- 4) Evaluation de l'implémentation
- 5) Exporter le RTL

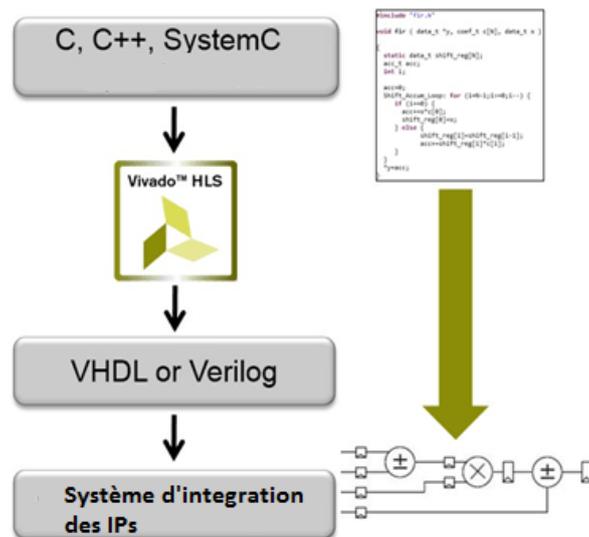


Figure 33 Flot de conception VIVADO HLS [77]

10.1.1. Ce qu'on a fait sur VIVADO HLS

➤ Les fichiers Sources de HLS en C, C++, System

Dans notre cas, on a travaillé en langage C, où on a créé deux fonctions séparées : la première est dédiée pour la phase d'extraction des paramètres que l'on a appelée « extract_fct » et la deuxième est pour l'algorithme de classification K-NN appelée « knn », ces deux ont été exécutées avec un test bench appelé « extract_fct_TB » qui est le code principale « main » permettant de simuler ces deux fonctions.

Chapitre 4

Pour visualiser le fonctionnement de notre système, on a pris un signal d'accéléromètre et de gyroscope sur 3 axes pour le mouvement de marche avec 128 échantillons comme exemple à classifier.

➤ La Synthèse Haut-niveau : simulation et synthèse du code c

Cette étape consiste à traiter le code écrit en C/C++ ou System C, ainsi que des directives et des contraintes fournies par l'utilisateur pour créer une description RTL du circuit. Une directive c'est en fait une instruction donnée qui indique comment les fonctions devraient être traduites dans le matériel, dans notre cas, on a juste fait une étude de faisabilité d'implémentation et donc on n'a pas utilisé des contraintes. Une fois cette étape terminée, un ensemble de fichiers sont produits, notamment les fichiers de conception au niveau RTL etc...[77].

- Résultats obtenus lors de la simulation du code en c :

```
features extracted :
0.9014 5.5351 -3.3039 1.6586 53.0000 1.8820 9.7874 15.1390 5.3903 1.9290 56.0000 9.9742 -0.4439 2.4624 -4.5658 1.4927 75.0000 1.5517 -6.2176 112.2900 -127.2600 33.3174
56.0000 33.7644 54.2023 142.5500 -30.7650 37.6903 53.0000 65.9344 1.9096 52.1130 -40.5510 19.6413 71.0000 19.6574

la classe predite est 1.0000
INFO: [SIM 1] CSim done with 0 errors.
```

Figure 34 Simulation sur VIVADO HLS

-Résultats obtenues lors de la synthèse du code c :

Nom	BRam	DSP	FF	LUT
knn	268 95%	5 2%	1481 1%	2162 4%
extract_fct	0 0%	5 2%	2241 2%	3657 6%
Total	268	10	3722	5819

Tableau 9 Ressources utilisées

Chapitre 4

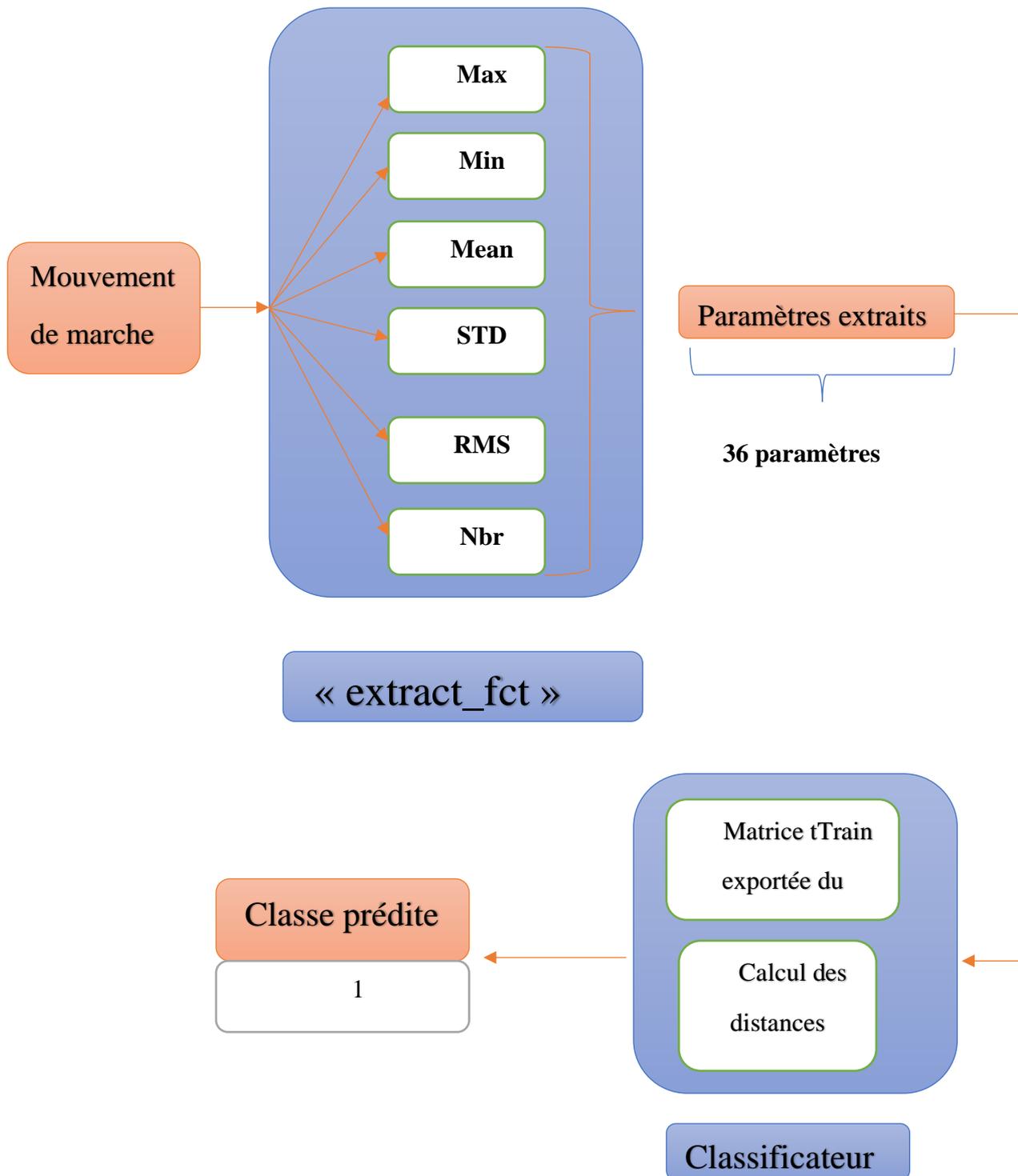


Figure 35 Flot de conception du système

➤ C/RTL Co-simulation

Cette étape représente la simulation après avoir transformé le code c en RTL c'est-à-dire en niveaux de portes logiques. Les résultats montrent que le code a bien été simulé.

Chapitre 4

➤ Evaluation de l'implémentation :

Cette étape est très importante parce qu'il est nécessaire d'évaluer le code RTL en termes de performance et d'implémentation. Par exemple, il faut vérifier le nombre de ressources requises dans le PL, la latence du design, la fréquence maximale de l'horloge supporté et si le timing est respecté...etc. [77].(Voir annexe).

Sur cette étape on rajoute le bus AXI dans les deux fonctions pour qu'on puisse après relier les deux partie PL et PS la carte ZYNQ.

➤ Exporter le RTL :

Une fois la conception du design validée, il sera intégré dans un système plus complet. Ceci peut être réalisé directement en utilisant les fichiers RTL créé par HLS (code VHDL ou VERULOG). Mais, il est plus pratique d'utiliser les outils de VIVADO HLS pour faire le packaging des deux fonctions. Le packaging réalisé par VIVADO HLS veut dire que la fonction d'extraction des paramètres et celle de l'algorithme de classification KNN pourront être facilement utilisés dans d'autres outils de Xilinx, par exemple l'intégrateur d'IP [77]La figure 36 représente la création de l'IP de la fonction d'extraction des paramètres ainsi que le IP du classificateur KNN.

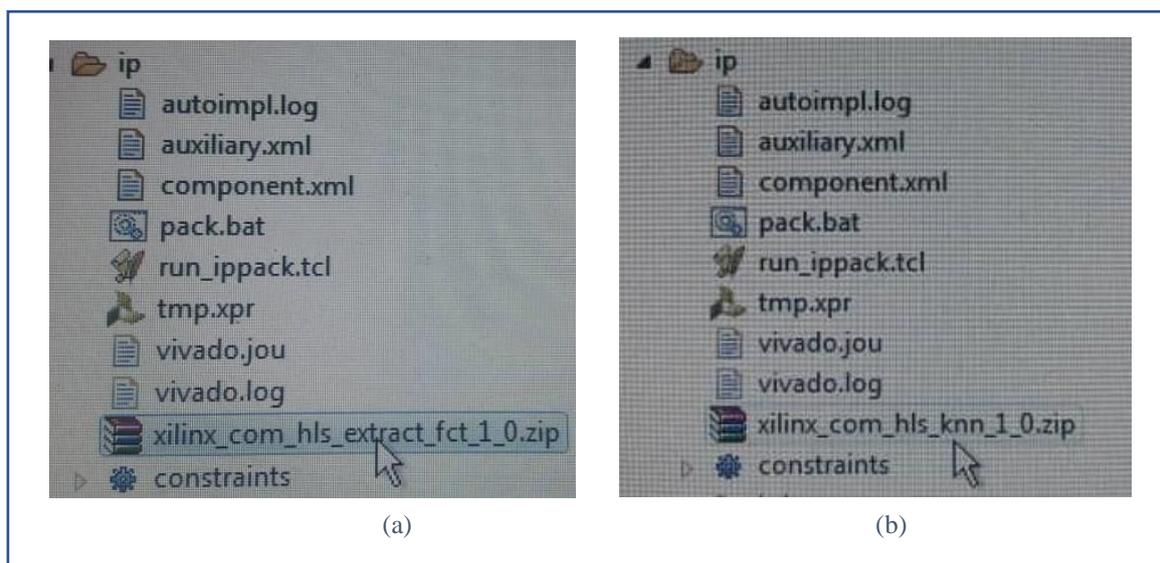


Figure 36 IP pour la fonction extract_fct (a) et IP du classificateur KNN(b)

Chapitre 4

10.2. Implémentation sur VIVADO

Commençant par choisir le type de carte utilisée qui est le ZEDBOARD avec carte ZYNQ comme le montre la figure 37.

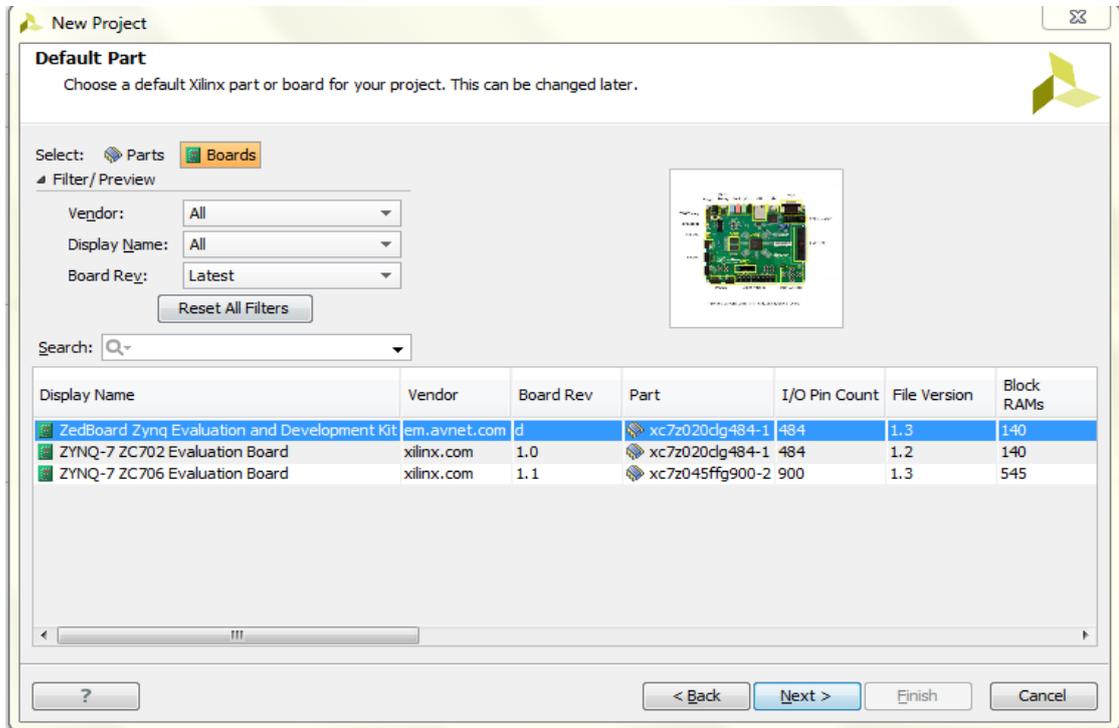


Figure 37 Choix de la carte sur VIVADO

Comme une deuxième étape, on a ajouté le PS de la carte ZYNQ ainsi que les deux IP core déjà créés sur VIVADO HLS puis on a rajouter les connexions. On a connecté par la suite les pins d'interruption entre le IP core de KNN et le système de processeur(voir annexe), puis on a validé et enregistré le design. Après la validation, on peut voir les interconnexions entre les inputs et les outputs comme le montre la figure 38.

Chapitre 4

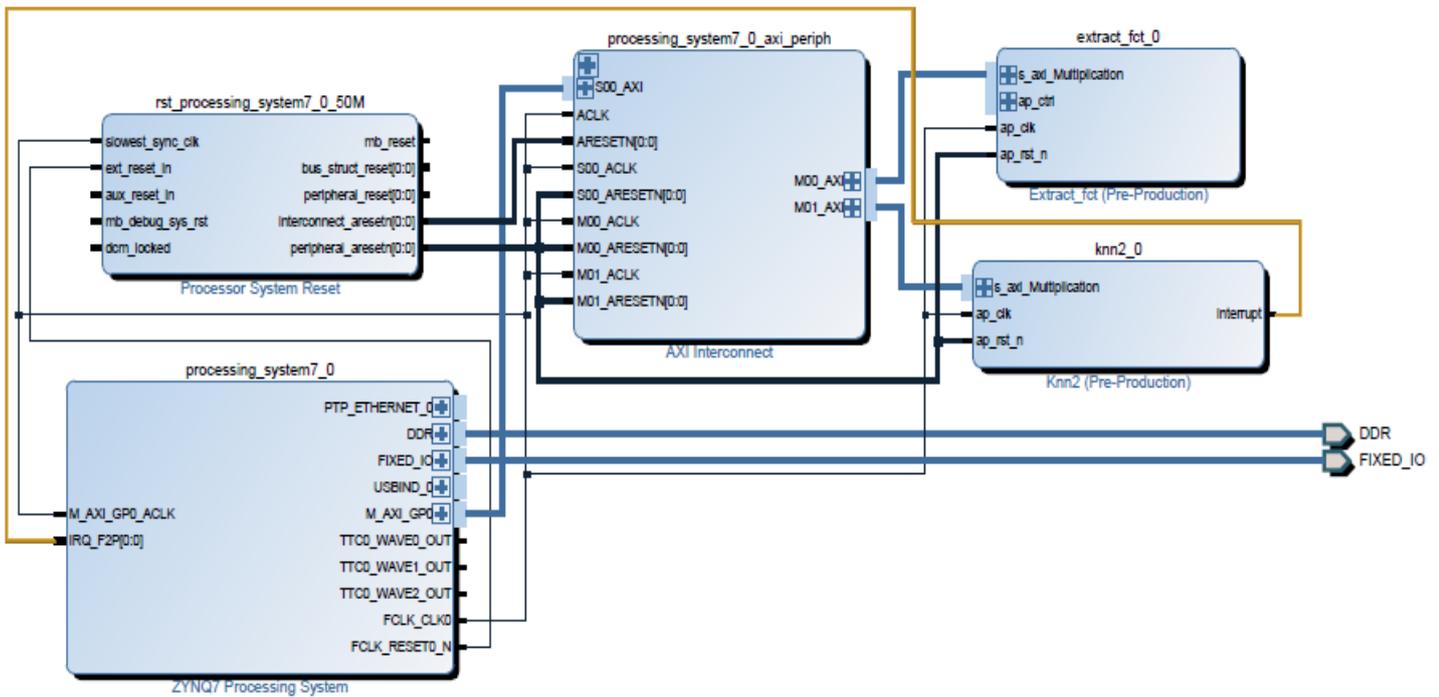


Figure 38 Schéma de la mise en œuvre du système dans VIVADO design suite

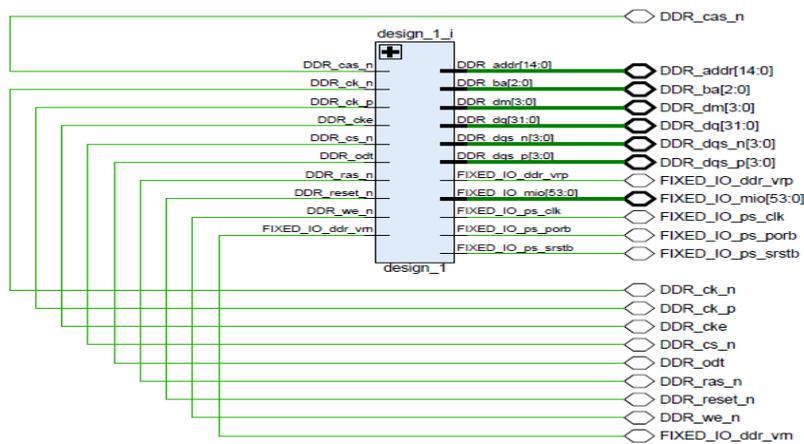


Figure 39 Différentes interconnexions entre inputs et outputs

Chapitre 4

10.2.1. Phase de synthèse

Cette partie comprend la synthèse de toute l'architecture réalisée, le tableau 10 ci-dessous représente les différentes ressources utilisées dans ce système.

Resource	Estimation	Valable	Utilisation %
FF	5436	106400	5,11
LUT	5892	53200	11,08
Memory LUT	173	17400	0,99
BRAM	136	140	97,14
DSP48	21	220	9,55
BUFG	1	32	3,13

Tableau 10 Ressources après phase synthèse

10.2.2. Implémentation

La figure 40 nous permet de visualiser le placement et le routage de notre architecture

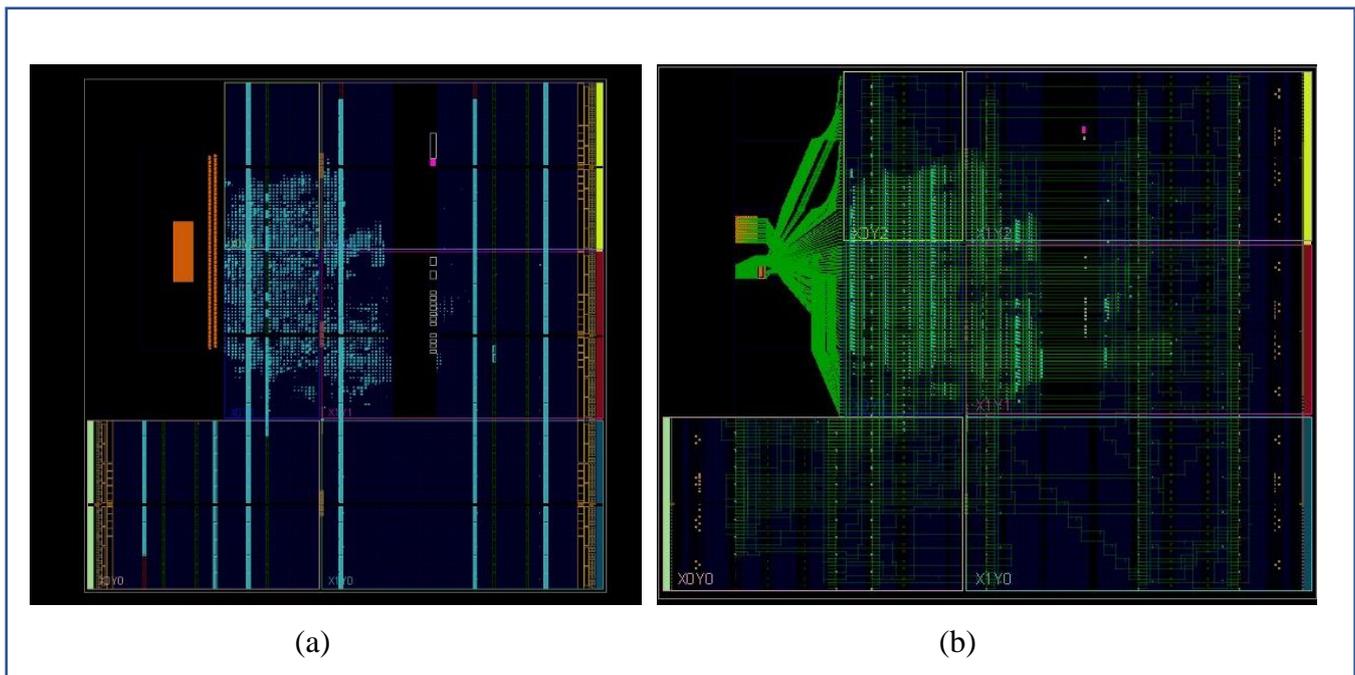


Figure 40 (a) Placement des composants(b) routage

Chapitre 4

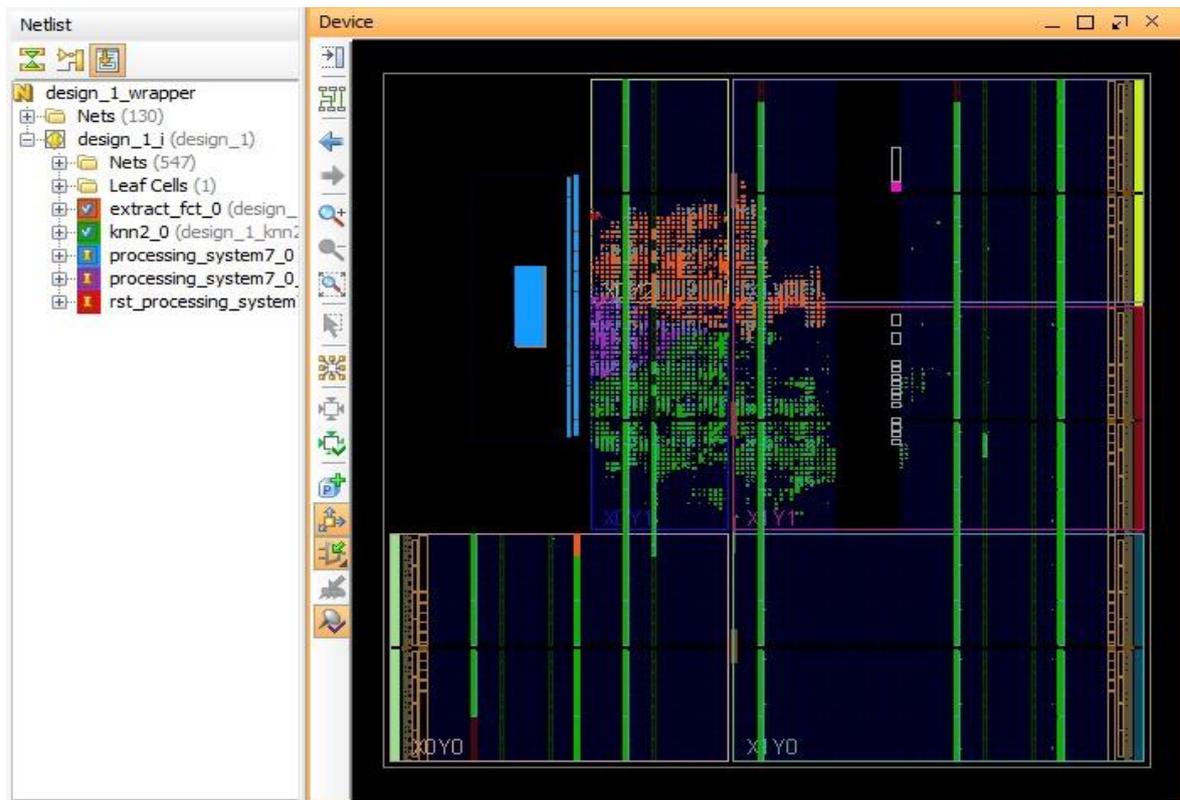


Figure 41 Routage des différents modules constituant notre système de détection

➤ Les ressources après l'implémentation :

Resource	Utilisation	Valable	Utilisation %
FF	5249	106400	4,93
LUT	5654	53200	10,63
Memory LUT	141	17400	0,81
BRAM	136	140	97,14
DSP48	21	220	9,55
BUFG	1	32	3,13

Tableau 11 Ressources après implémentation

11. Résultats

Un « bit Stream » a été généré à la fin de l'implémentation qui représente une série de bits en forme de fichier contenant les informations de programmation du système qu'on a implémenté sur la carte ZEDBOARD.

Chapitre 4

Les résultats après implémentation montrent que les ressources les plus utilisées à la partie de logique programmable ont été les blocs de mémoire RAM, figure 42.

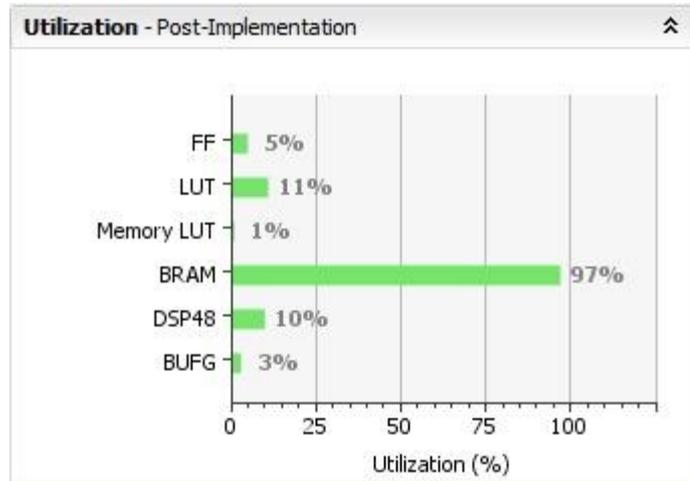


Figure 42 Représentation des ressources après implémentation

12. Interprétation des résultats

D'après les rapports obtenus après la synthèse et implémentation on constate que le nombre des BRAM utilisées représente 97,14% des BRAM valables ce qui reflète les données utilisées par l'IP core du KNN, de même les Blocs DSP ont été utilisés pour le traitement de signal tel que le calcul des distances euclidiennes.

13. Conclusion

Dans ce dernier chapitre, une implémentation hardware du système de détection des chutes a été faite sur une carte FPGA ZEDBOARD passant par une étape de création des IP core faite sur VIVADO HLS l'une pour l'extraction des paramètres utiles pour attaquer la classification et l'autre est celle de l'algorithme KNN.

Par la suite on a utilisé l'outil VIVADO afin de synthétiser, implémenter l'architecture du système pour à la fin générer un fichier bitstream du système global contenant toutes les configurations de l'architecture réalisée.

Conclusion

Générale

Conclusion

Dans ce mémoire, notre intérêt s'est porté sur la reconnaissance de mouvements et leur classification en activités quotidiennes ou chutes. L'objectif est d'étudier la faisabilité d'implémentation d'architectures logicielles et matérielles (software et hardware) d'un système de détection des chutes. Cela est dans le but de fournir une aide et une assistance au personnel médical spécialisé, avec un taux de vieillissement qui augmente.

Nous avons survolé les systèmes de détection de chute, les différentes technologies, notamment commercialisées, existantes. Cela nous a permis d'avoir un aperçu des avantages et inconvénients des solutions proposées

Une implémentation software du système de classification des activités apparaît nécessaire afin de tirer les bons paramètres pour la classification ainsi que le choix de l'algorithme classificateur qu'il est le KNN car il est non gourmand ce qui facilite l'implémentation hardware après.

Ce système a pour objectif de prévenir les personnes concernées et d'envoyer une alarme à l'hôpital le plus proche, permettant ainsi une intervention rapide, pour fournir un premier secours au patient dans les plus brefs délais

Le système repose sur l'exploitation des données des capteurs accéléromètres et gyroscopiques de la plate-forme SHIMMER. Nous nous sommes passés ensuite à la proposition et la mise en œuvre de l'architectures hardware (matérielle) du système sur une carte ZEDBOARD ZYNQ ZC 720 qui a été faite en deux phases : la première représente la création de deux IP cores pour les deux fonctions d'extraction des paramètres et celle de classification par l'outil VIVADO HLS , où le système a été validé à ce niveau par un exemple de classification. La deuxième phase faite sur VIVADO repose sur la validation de l'architecture ainsi que la génération du fichier bitstream du système global.

Comme perspectives on projette de faire :

- Optimisation du système de détection.
- Détection de plusieurs mouvements pas seulement les chutes.
- Fusion de plusieurs types de capteurs afin d'ajouter plus de robustesse au système.

BIBLIOGRAPHIE

Bibliographie

- [1] « WHO | Ageing and Life Course », *WHO*. <http://www.who.int/ageing/en/> (consulté le mai 12, 2020).
- [2] C. J. Ayena, « Conception, réalisation et évaluation d'un système interactif dédié à la réduction des risques de chutes pour les personnes atteintes de la maladie de Parkinson », Mémoire phd, Université du Québec à Chicoutimi, Chicoutimi, 2017.
- [3] « World Population Prospects - Population Division - United Nations ». <https://population.un.org/wpp/Maps/> (consulté le mai 19, 2020).
- [4] « WPA-2017-Launch-to-the-IDOP-5-October-2017.pdf ». Consulté le: mai 13, 2020. [En ligne]. Disponible sur: <https://www.un.org/development/desa/ageing/wp-content/uploads/sites/24/2017/05/WPA-2017-Launch-to-the-IDOP-5-October-2017.pdf>.
- [5] A. Lakehal, « DEMOGRAPHIE ALGERIENNE 2018 », p. 32.
- [6] B. N. B. Nadia et A. A. A. Athmane, « Etude de l'impact de vieillissement de la population sur les dépenses de la retraite en Algérie. », *بوعرفة*, vol. 7, n° 2, p. 193-209, déc. 2019.
- [7] M. N. M. Nacera, « IMPACT DU VIEILLISSEMENT FUTUR DE LA POPULATION ALGERIENNE SUR LES DEPENSES DE SANTE : PROJECTION A L'HORIZON 2060 », *RESA*, vol. 13, n° 1, p. 172-181, déc. 2016.
- [8] H. K. Mallat, « Un système pour aider les personnes âgées en cas d'urgence en se servant de réseau bénévole », Thesis, Université de Sherbrooke, Québec, Canada, 2016.
- [9] D. Deffond, « Troubles de la marche et chutes chez le sujet âgé », *Revue du Rhumatisme Monographies*, vol. 86, n° 3, p. 178-182, juin 2019, doi: 10.1016/j.monrhu.2019.02.005.
- [10] N. Barbezat, « Conseiller Prof. Dr. Jean-Pierre BRESCIANI », UNIVERSITÉ DE FRIBOURG, SUISSE FACULTÉ DES SCIENCES DÉPARTEMENT DE MÉDECINE, Fribourg, 2016.
- [11] « Les chutes ». <https://www.who.int/fr/news-room/fact-sheets/detail/falls> (consulté le mai 13, 2020).
- [12] D. Yacchirema, J. S. de Puga, C. Palau, et M. Esteve, « Fall detection system for elderly people using IoT and ensemble machine learning algorithm », *Pers Ubiquit Comput*, vol. 23, n° 5-6, p. 801-817, nov. 2019, doi: 10.1007/s00779-018-01196-8.
- [13] U. Basit et F. Hussain, « An Efficient Machine Learning-based Elderly Fall Detection Algorithm », in *SENSORDEVICES 2018, the Ninth International Conference on Sensor Device Technologies and Applications, Venice, Italy, 16-20 September 2018*, Venice, Italy, sept. 2018, p. 88-93, Consulté le: mai 02, 2020. [En ligne]. Disponible sur: https://www.academia.edu/41046136/An_Efficient_Machine_Learning-based_Elderly_Fall_Detection_Algorithm.
- [14] N. Zerrouki, « Localisation de personnes et identification de postures dans une scène », PhD Thesis, Université des sciences et de la technologie Houari Boumediene, Algérie, 2018.
- [15] M. Daher, « High Integrity Personal Tracking Using Fault Tolerant Multi-Sensor Data Fusion », Theses, Université de Lille 1, Sciences et Technologies; CRISTAL UMR 9189, 2017.
- [16] T. Paillard, *Posture et équilibration humaines*. De Boeck Supérieur, 2016.

- [17] S. Hwang, D. Ahn, H. Park, et T. Park, « Maximizing Accuracy of Fall Detection and Alert Systems Based on 3D Convolutional Neural Network: Poster Abstract », in *Proceedings of the Second International Conference on Internet-of-Things Design and Implementation - IoTDI '17*, Pittsburgh, PA, USA, 2017, p. 343-344, doi: 10.1145/3054977.3057314.
- [18] L. Pierre, « Réalisation d'un bilan de chute chez les patients âgés de plus de 75 ans en soins premiers », Thesis, Université Bordeaux, 2017.
- [19] K. Chaccour, « Elaborating the Actimetric Profile of Fall Sensitive Patients for Early Detection of Fall Incidents », phdthesis, Université Bourgogne Franche-Comté, 2017.
- [20] A. Mehmood, D. A. Nadeem, M. Ashraf, T. Alghamdi, et M. S. Siddiqui, « A novel fall detection algorithm for elderly using SHIMMER wearable sensors », *Springer Health and Technology*, p. 16.
- [21] A. Langeard, « Prévention de la chute chez la personne âgée: de la détection du risque à la réhabilitation par électrostimulation », PhD Thesis, Université de Caen Normandie, 2017.
- [22] I. J. of T. in S. R. and D.- Ijtsrd, « Dementia Patient Activity Monitoring and Fall Detection using IoT for Elderly », *International Journal of Trend in Scientific Research and Development - IJTSRD*, vol. 3, p. 363-367, juin 2019.
- [23] E. Trouvé, *Agir sur l'environnement pour permettre les activités*. De Boeck Supérieur, 2016.
- [24] X. Pons, S. Hermabessière, et Y. Rolland, « Évaluation du risque de chute et de fracture chez la personne âgée en institution », *Kinésithérapie, la Revue*, vol. 19, n° 207, p. 21-28, mars 2019, doi: 10.1016/j.kine.2018.09.017.
- [25] F. Luna-Perejón, M. J. Domínguez-Morales, et A. Civit-Balcells, « Wearable Fall Detector Using Recurrent Neural Networks », *Sensors*, vol. 19, n° 22, Art. n° 22, janv. 2019, doi: 10.3390/s19224885.
- [26] « EtudePrDantoine.pdf ». Consulté le: avr. 29, 2020. [En ligne]. Disponible sur: <https://www.silvereco.fr/wp-content/uploads/2016/04/EtudePrDantoine.pdf>.
- [27] H. Jia, M. Li, Y. Ning, S. Liang, H. Li, et G. Zhao, « Implementation of Android-based fall-detecting system », in *2016 IEEE 13th International Conference on Signal Processing (ICSP)*, Chengdu, China, nov. 2016, p. 1323-1328, doi: 10.1109/ICSP.2016.7878041.
- [28] K. Singh, A. Rajput, et S. Sharma, « Human Fall Detection Using Machine Learning Methods: A Survey », *Int J Math, Eng, Manag Sci*, vol. 5, n° 1, p. 161-180, nov. 2019, doi: 10.33889/IJMEMS.2020.5.1.014.
- [29] T. Theodoridis, V. Solachidis, N. Vretos, et P. Daras, « Human Fall Detection from Acceleration Measurements Using a Recurrent Neural Network », in *Precision Medicine Powered by pHealth and Connected Health*, Singapore, 2018, p. 145-149, doi: 10.1007/978-981-10-7419-6_25.
- [30] A. Ramachandran et A. Karuppiah, « A Survey on Recent Advances in Wearable Fall Detection Systems », *BioMed Research International*, vol. 2020, p. e2167160, 2020, doi: <https://doi.org/10.1155/2020/2167160>.
- [31] S. Abdelhedi, R. Bourguiba, J. Mouine, M. Baklouti, et A. Youssef, « Fall Detection FPGA-Based Systems: A Survey », *International Journal of Automation and Smart Technology*, vol. 6, n° 4, Art. n° 4, déc. 2016, doi: 10.5875/ausmt.v6i4.1105.
- [32] T. Xu, Y. Zhou, et J. Zhu, « New Advances and Challenges of Fall Detection Systems: A Survey », *Applied Sciences*, vol. 8, n° 3, Art. n° 3, mars 2018, doi: 10.3390/app8030418.

- [33] « DOSSIER : DÉTECTION AUTOMATIQUE DE CHUTE À DOMICILE ». <http://www.hacavie.com/aides-techniques/essais-d-aides-techniques/articles/dossier-detection-automatique-de-chute-a-domicile/> (consulté le juin 14, 2020).
- [34] « AssistData - Vigifall de CarePartner ». <https://hmi-basen.dk/en/r11x.asp?linkinfo=43023> (consulté le juin 14, 2020).
- [35] « Cette chaussure repère les chutes ». <https://www.franceinter.fr/emissions/c-est-deja-demain/c-est-deja-demain-11-avril-2018> (consulté le juin 14, 2020).
- [36] « Détection des chutes | AttentiveConnect ». <https://www.attentiveconnect.com/sensors/fall-detection> (consulté le juin 14, 2020).
- [37] « Caméra de surveillance interieure ▷ caméra sans fil & wifi », *Kiwatch*. <https://www.kiwatch.com/cameras-ip/camera-surveillance-interieure> (consulté le juin 14, 2020).
- [38] K. de Miguel, A. Brunete, M. Hernando, et E. Gamba, « Home Camera-Based Fall Detection System for the Elderly », *Sensors (Basel)*, vol. 17, n° 12, déc. 2017, doi: 10.3390/s17122864.
- [39] O. Kerdjadj, N. Ramzan, K. Ghanem, A. Amira, et F. Chouireb, « Fall detection and human activity classification using wearable sensors and compressed sensing », *J Ambient Intell Human Comput*, vol. 11, n° 1, p. 349-361, janv. 2020, doi: 10.1007/s12652-019-01214-4.
- [40] S. Gharghan *et al.*, « Accurate Fall Detection and Localization for Elderly People Based on Neural Network and Energy-Efficient Wireless Sensor Network », *Energies*, vol. 11, n° 11, p. 2866, oct. 2018, doi: 10.3390/en11112866.
- [41] M. Coahran *et al.*, « Automated Fall Detection Technology in Inpatient Geriatric Psychiatry: Nurses' Perceptions and Lessons Learned », *Canadian Journal on Aging / La Revue canadienne du vieillissement*, vol. 37, n° 3, p. 245-260, sept. 2018, doi: 10.1017/S0714980818000181.
- [42] N. Lu, X. Ren, J. Song, et Y. Wu, « Visual guided deep learning scheme for fall detection », in *2017 13th IEEE Conference on Automation Science and Engineering (CASE)*, août 2017, p. 801-806, doi: 10.1109/COASE.2017.8256202.
- [43] K. Fan, P. Wang, Y. Hu, et B. Dou, « Fall detection via human posture representation and support vector machine »:, *International Journal of Distributed Sensor Networks*, mai 2017, doi: 10.1177/1550147717707418.
- [44] W.-N. Lie, A. T. Le, et G.-H. Lin, « Human fall-down event detection based on 2D skeletons and deep learning approach », in *2018 International Workshop on Advanced Image Technology (IWAIT)*, janv. 2018, p. 1-4, doi: 10.1109/IWAIT.2018.8369778.
- [45] F. Zhao, Z. Cao, Y. Xiao, J. Mao, et J. Yuan, « Real-Time Detection of Fall From Bed Using a Single Depth Camera », *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, vol. 16, n° 3, p. 1018-1032, juill. 2019, doi: 10.1109/TASE.2018.2861382.
- [46] P. Vallabh et R. Malekian, « Fall detection monitoring systems: a comprehensive review », *J Ambient Intell Human Comput*, vol. 9, n° 6, p. 1809-1833, nov. 2018, doi: 10.1007/s12652-017-0592-3.
- [47] J. Clemente, F. Li, M. Valero, et W. Song, « Smart Seismic Sensing for Indoor Fall Detection, Location, and Notification », *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, vol. 24, n° 2, p. 524-532, févr. 2020, doi: 10.1109/JBHI.2019.2907498.
- [48] Q. Guan, C. Li, X. Guo, et B. Shen, « Infrared Signal Based Elderly Fall Detection for In-Home Monitoring », in *2017 9th International Conference on Intelligent*

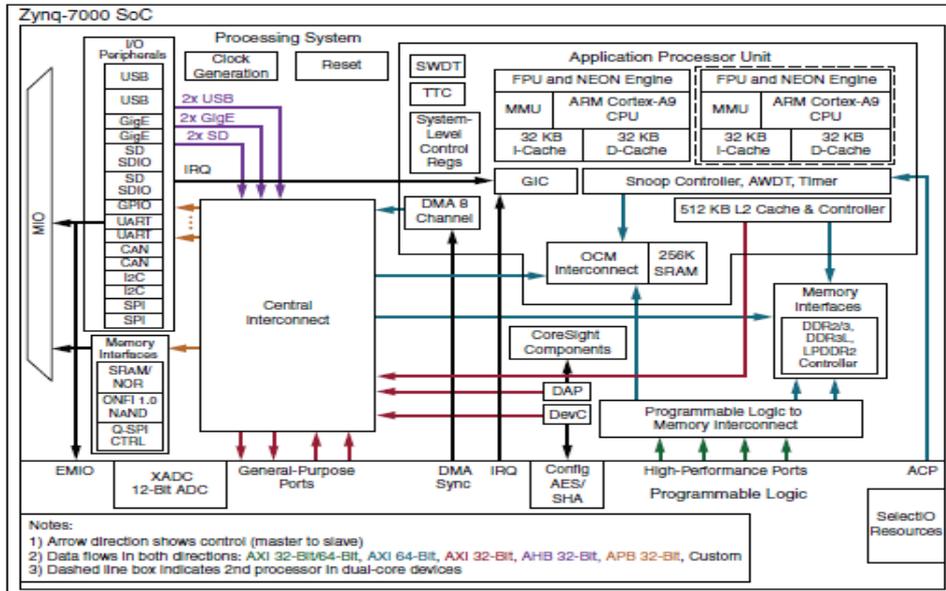
- Human-Machine Systems and Cybernetics (IHMSC)*, août 2017, vol. 1, p. 373-376, doi: 10.1109/IHMSC.2017.91.
- [49] B. Jokanovic, M. Amin, et F. Ahmad, « Radar fall motion detection using deep learning », in *2016 IEEE Radar Conference (RadarConf)*, Philadelphia, PA, USA, mai 2016, p. 1-6, doi: 10.1109/RADAR.2016.7485147.
- [50] B. Jokanović et M. Amin, « Fall Detection Using Deep Learning in Range-Doppler Radars », *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 54, n° 1, p. 180-189, févr. 2018, doi: 10.1109/TAES.2017.2740098.
- [51] W. Xiao, X. Duan, Y. Lei, et B. Jiao, « Intelligent Mattress Monitoring System Based on RFID RSSI Difference Array », in *2018 2nd IEEE Advanced Information Management, Communicates, Electronic and Automation Control Conference (IMCEC)*, mai 2018, p. 1-4, doi: 10.1109/IMCEC.2018.8469753.
- [52] S. M. Adnan, A. Irtaza, S. Aziz, M. O. Ullah, A. Javed, et M. T. Mahmood, « Fall detection through acoustic Local Ternary Patterns », *Applied Acoustics*, vol. 140, p. 296-300, nov. 2018, doi: 10.1016/j.apacoust.2018.06.013.
- [53] D. Droghini, E. Principi, S. Squartini, P. Olivetti, et F. Piazza, « Human Fall Detection by Using an Innovative Floor Acoustic Sensor », in *Multidisciplinary Approaches to Neural Computing*, A. Esposito, M. Faudez-Zanuy, F. C. Morabito, et E. Pasero, Éd. Cham: Springer International Publishing, 2018, p. 97-107.
- [54] M. Cheffena, « Fall Detection Using Smartphone Audio Features », *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, vol. 20, n° 4, p. 1073-1080, juill. 2016, doi: 10.1109/JBHI.2015.2425932.
- [55] E. Casilari, M. Álvarez-Marco, et F. García-Lagos, « A Study of the Use of Gyroscope Measurements in Wearable Fall Detection Systems », *Symmetry*, Multidisciplinary Digital Publishing Institute, p. 649, avr. 2020.
- [56] K.-C. Liu, C.-Y. Hsieh, H.-Y. Huang, S. J.-P. Hsu, et C.-T. Chan, « An Analysis of Segmentation Approaches and Window Sizes in Wearable-Based Critical Fall Detection Systems With Machine Learning Models », *IEEE Sensors Journal*, vol. 20, n° 6, p. 3303-3313, mars 2020, doi: 10.1109/JSEN.2019.2955141.
- [57] P. Vallabh, R. Malekian, N. Ye, et D. C. Bogatinoska, « Fall detection using machine learning algorithms », in *2016 24th International Conference on Software, Telecommunications and Computer Networks (SoftCOM)*, sept. 2016, p. 1-9, doi: 10.1109/SOFTCOM.2016.7772142.
- [58] J. He, C. Hu, et X. Wang, « A Smart Device Enabled System for Autonomous Fall Detection and Alert », *International Journal of Distributed Sensor Networks*, SAGE PublicationsSage UK: London, England, p. 10, févr. 17, 2016.
- [59] P. Tsinganos et A. Skodras, « A smartphone-based fall detection system for the elderly », in *Proceedings of the 10th International Symposium on Image and Signal Processing and Analysis*, sept. 2017, p. 53-58, doi: 10.1109/ISPA.2017.8073568.
- [60] A. Jahanjoo, M. N. Tahan, et M. J. Rashti, « Accurate fall detection using 3-axis accelerometer sensor and MLF algorithm », in *2017 3rd International Conference on Pattern Recognition and Image Analysis (IPRIA)*, avr. 2017, p. 90-95, doi: 10.1109/PRIA.2017.7983024.
- [61] H. Abas, N. S. N. Abd Aziz, S. M. Daud, S. A. Shariff, et N. Q. M. Noor, « Fall Detection System: Signal Analysis in Reducing False Alarms using Built-in Tri-axial Accelerometer », in *2018 2nd International Conference on BioSignal Analysis, Processing and Systems (ICBAPS)*, 2018, p. 70-74, Consulté le: mai 02, 2020. [En ligne]. Disponible sur:

- https://www.academia.edu/41581088/Fall_Detection_System_Signal_Analysis_in_Reducing_False_Alarms_using_Built-in_Tri-axial_Accelerometer.
- [62] S. Khan, R. Qamar, R. Zaheen, A. R. Al-Ali, A. A. Nabulsi, et H. Al-Nashash, « Internet of things based multi-sensor patient fall detection system », *Healthcare Technology Letters*, vol. 6, n° 5, p. 132-137, août 2019, doi: 10.1049/htl.2018.5121.
- [63] A. Tahir, G. Morison, D. A. Skelton, et R. M. Gibson, « Hardware/Software Co-design of Fractal Features based Fall Detection System », *Sensors*, vol. 20, n° 8, p. 2322, janv. 2020, doi: 10.3390/s20082322.
- [64] « Shop | Shimmersensing – Wearable body sensors | Wearable technology ». <https://www.shimmersensing.com/products> (consulté le juin 22, 2020).
- [65] K. Harifi, « Bien comprendre l’algorithme des K-plus proches voisins (Fonctionnement et implémentation sur R et... »), *Medium*, sept. 21, 2019. <https://medium.com/@kenzaharifi/bien-comprendre-lalgorithme-des-k-plus-proches-voisins-fonctionnement-et-impl%C3%A9mentation-sur-r-et-a66d2d372679> (consulté le juin 19, 2020).
- [66] J. Mohajon, « Confusion Matrix for Your Multi-Class Machine Learning Model », *Medium*, juin 13, 2020. <https://towardsdatascience.com/confusion-matrix-for-your-multi-class-machine-learning-model-ff9aa3bf7826> (consulté le juin 20, 2020).
- [67] T.-M. Juan-Manuel, *Résumé automatique de documents : une approche statistique*. Lavoisier.
- [68] « circ_prog.pdf ». Consulté le: juin 30, 2020. [En ligne]. Disponible sur: http://jacques.weber.pagesperso-orange.fr/telecharge/circ_prog.pdf.
- [69] « What is an FPGA? Field Programmable Gate Array », *Xilinx*. <https://www.xilinx.com/products/silicon-devices/fpga/what-is-an-fpga.html> (consulté le juin 30, 2020).
- [70] Ayssar Serhan, « Fpga xilinx virtex ii pro », 23:18:19 UTC, Consulté le: juill. 01, 2020. [En ligne]. Disponible sur: <https://fr.slideshare.net/ayssarserhan/fpga-xilinx-virtex-ii-pro>.
- [71] F. Caignet, « Etude des circuits logiques programmables Les FPGA », p. 84.
- [72] Y. B. J. Chtourou, « Implémentation temps réel des algorithmes de tri dans les applications de transports intelligents en se basant sur l’outil de synthèse haut niveau HLS », phdthesis, Université de Valenciennes et du Hainaut-Cambresis ; École nationale d’ingénieurs de Sfax (Tunisie), 2019.
- [73] « zynq_cours_tp_vivado_zc702.pdf ». Consulté le: juill. 01, 2020. [En ligne]. Disponible sur: http://easytp.cnam.fr/alexandre/index_fichiers/support/zynq_cours_tp_vivado_zc702.pdf.
- [74] « What is an IP (Intellectual Property) core in Semiconductors? », *AnySilicon*, juin 20, 2017. <https://anysilicon.com/ip-intellectual-property-core-semiconductors/> (consulté le juill. 05, 2020).
- [75] « What is IP core (intellectual property core)? - Definition from WhatIs.com », *WhatIs.com*. <https://whatis.techtarget.com/definition/IP-core-intellectual-property-core> (consulté le juill. 05, 2020).
- [76] « fetch.pdf ». Consulté le: juill. 01, 2020. [En ligne]. Disponible sur: https://first-tf-can.utinam.cnrs.fr/~emeyer/CAN/lib/exe/fetch.php?media=fr:workshop:fpga_intro_2.pdf.
- [77] S. BOUSLAMA, « Implémentation d’un algorithme de détection de mouvement sur une carte ZedBoard », Ecole Nationale d’Ingénieurs de Sousse, Université de Sousse, 2016.

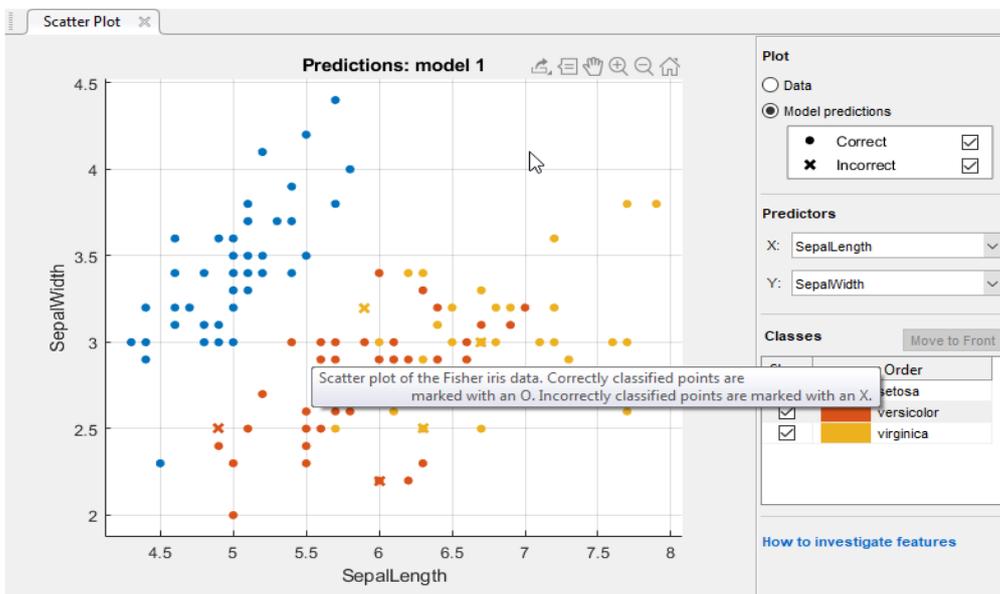
Annexe

Vous trouverez dans cette annexe, certaines figures en relation avec des concepts utilisés dans ce mémoire que nous avons vu que c'est nécessaire de les ajouter pour plus d'explication et compréhension.

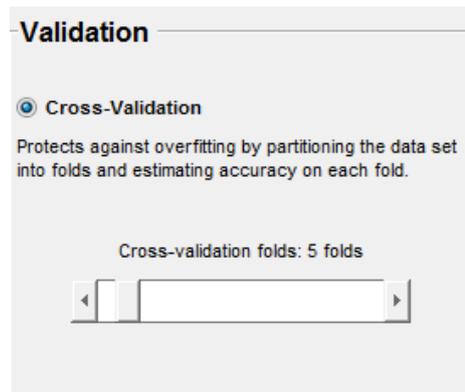
⇒ Carte ZYNQ ZC 720



⇒ Interface du classification Learner sur MATLAB



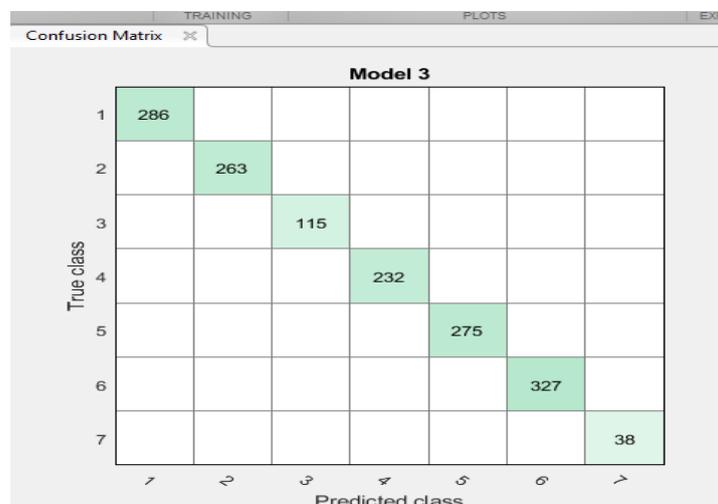
⇒ Validation croisée sur « Classification Learner »



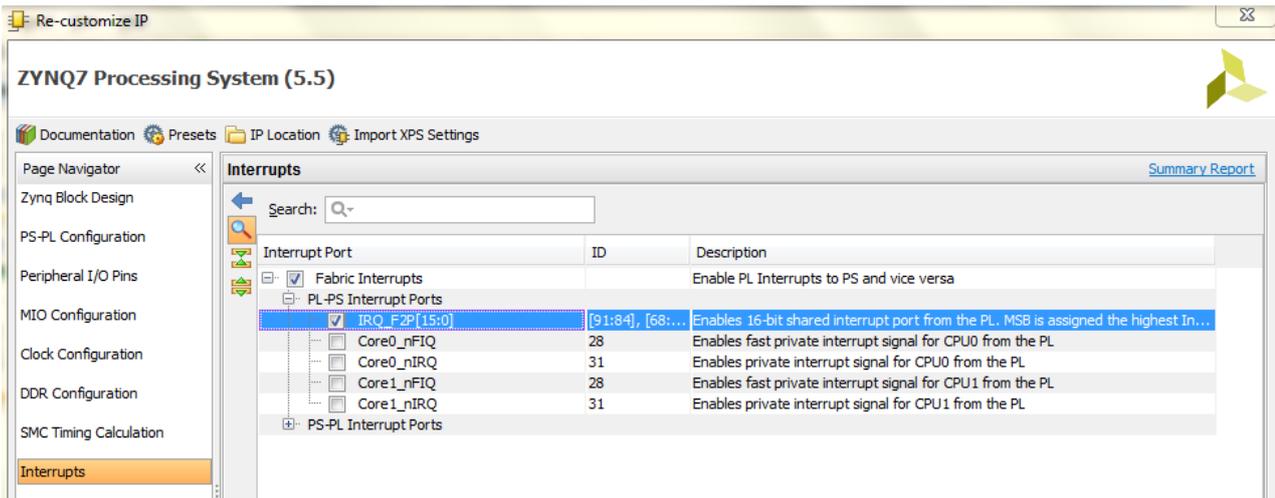
⇒ Performances de l’algorithme KNN utilisé sur MATLAB

Model 3: Trained		Model Type	
Results		Preset: Fine KNN	
Accuracy	100.0%	Number of neighbors: 1	
Prediction speed	~4700 obs/sec	Distance metric: Euclidean	
Training time	3.1784 sec	Distance weight: Equal	
		Standardize data: true	
Data set: tTrain Observations: 1536 Size: 453 kB Predictors: 36 Response: Var37 Response Classes: 7			
Validation: 5-fold Cross-Validation			

⇒ Matrice de confusion obtenue sur « Classification Learner »



⇒ Configuration de l'interruption sur VIVADO



⇒ La Configuration d'horloge avec une fréquence égal à 90MHz identique à celle utilisée sur VIVADO HLS

