Université Pierre et Marie Curie Mastère de sciences et technologies

MENTION INFORMATIQUE

2011 - 2012

Spécialité: SESI

SYSTÈME ELECTRONIQUES ET SYSTÈMES INFORMATIQUES

Système embarqué pour l'informatique affective : du capteur à l'architecture

RAPPORT DE SOUTENANCE

date exposé 2012

PRÉSENTÉ PAR

Yisheng HUANG

ENCADRANTS

Patrick GARDA

Andrea PINNA

Maria RIFQI

Christophe MARSALA

Laboratoire d'accueil:

LIP6 Equipe SYEL et MALIRE

Remerciements

Je tiens àremercier en premier lieu Monsieur Patrick GARDA, professeur à l'université Pierre et Marie Curie (Paris VI) et responsable de l'équipe SYEL du LIP6, pour m'avoir encadré dans son équipe, prise en charge, confié des tâches, conseillé, encourag é, pendant ces cinq mois et demi.

Je souhaite remercier chaleureusement Monsieur Andrea PINNA, mon tuteur de stage, pour m'avoir fait partager toute son expérience et ses compétences, pour le temps qu'il m'a consacré tout au long de cette période de stage et les réponses qu'il a apport és à mes questions ; sans oublier sa participation à la réalisation à ce rapport.

Mes remerciements vont également à Madame Maria RIFQI et à Monsieur Christophe MARSALA, mes encadrants de l'équipe MALIRE, pour m'avoir guidé et conseill éau cours de mes diff érentes missions; pour ces échanges scientifiques fructueux et la liberté de recherche qu'ils ont bien voulu me laisser.

Je remercie l'équipe 'Système Electronique' (SYEL) et l'équipe 'Machine Learning and Information Retrieval '(MALIRE) du LIP6 pour m'avoir accueilli en leur sein ; et en particulier à Monsieur Sylvain VIATEUR pour son aide précieuse sur la résolution de petits problèmes informatiques.

Un grand merci àtous ceux qui de près ou de loin m'ont aidé pendant cette p ériode.

Table des matières

1	Pr ésentation du stage de recherche	1
	1.1 Le laboratoire LIP6	1
	1.2 Équipe : SYEL - SYstèmes Electroniques	1
	1.3 Équipe : MALIRE - MAchine Learning and Information REtrieval	1
2	Système embarqué pour l'informatique affective	3
	2.1 Contexte de l'étude.	3
	2.2 Définition et analyse du problème	3
	2.3 État de l'art	4
	2.3.1 Émotion et Informatique affective	4
	2.3.1.1 Émotion	4
	2.3.1.2 Informatique affective	6
	2.3.2 Signaux physiologiques et capteurs	7
	2.3.2.1 Signaux physiologiques	7
	2.3.2.2 Capteur	11
	2.3.3 D étection	13
	2.3.3.1 Logique floue	13
	2.3.3.2 Arbre de décision flou	13
	2.3.3.2 Forêt d'arbre de décision flou	14
3	Principe de la solution envisag ée	16
4	Identification des tâches àaccomplir	17
5	Définition de la proc édure de recette	18
6	Éch éancier	19
7	R éalisation	20

	7.1 Exp	érimentation	20
	7.1.1	Mat ériel et param ètres	20
	7.1.2	Rapports d'auto-évaluation	21
	7.1.3	Mesures physiologiques et fonctionnalités	21
	7.1.4	Extraction des caract éristiques	22
	7.2 Imp	l á mentation	23
	7.2.1	Architecture mat érielle	23
	7.2.2	Architecture d'un arbre	24
	7.2.3	Module 'memory'	24
	7.2.4	Module 'mu_A'	25
	7.2.5	Interface de transfert	26
8	R ésultats	et performance	28
9	Conclusion	n	30
フ	Conclusion	u	30
Bi	ibliographie		32

Table des figures

2.1	Les composantes des émotions	. 5
2.2	D érivation standard	. 9
2.3	D érivation unipolaire	. 10
2.4	D érivations pr écordiales.	. 11
2.5	Le fonctionnement des capteurs	.12
2.6	Capteurs pour EDA, ECG et RR de Biopac	.13
2.7	Un exemple d'arbre de d écision flou	14
2.8	Un exemple de notre algorithme	.15
6.1	L'échéancier de mon stage	. 19
7.1	Caract éristiques de mesures physiologiques	. 22
7.2	Architecture mat érielle avec une for êt	. 23
7.3	Architecture matérielle d'un arbre	24
7.4	Architecture matérielle de module 'memory'	. 25
7.5	La fonction d'appartenance	. 26
7.6	Le fonctionnement de RS232	. 26
7.7	Architecture de l'interface de transfert RS232	. 27
8.1	Les caractéristiques d'arbre1 et d'arbre2	.28
8.1	Le r ésultat de compilation pour arbre1	. 28
8.2	Le r ésultat de compilation pour arbre2	. 29
8.3	Le r ésultat de compilation pour la for êt	. 29



Présentation du stage de recherche

1.1 Le laboratoire LIP6

Le LIP6 est un laboratoire de recherche sous tutelle de l'UniversitéPierre et Marie Curie, et du CNRS (UMR 7606).

Le laboratoire couvre un large spectre d'activit és regroup és au sein de cinq d épartements : Calcul Scientifique, D écision, Syst èmes Intelligents Recherche op érationnelle, Donn és et Apprentissage Artificiel, R éseaux et Syst èmes R épartis, Syst èmes Embarqu és sur Puce. En complément de la recherche acad émique, le LIP6 a une longue tradition de coop ération avec des partenaires industriels dans de très nombreux projets nationaux, europ éens ou internationaux. Deux centres R&D ont étécréés : le CERME, Centre Europ éen de Recherche en Micro-Electronique sur les syst èmes embarqués, et Euronetlab, sur l'internet et les r éseaux de t étécommunication. Le LIP6 est également impliquédans les p êles de compétitivité de l'Ile-de-France : Cap Digital sur le contenu num érique et Syst ématique sur les syst èmes embarqués.

1.2 Équipe : SYEL - SYstèmes ELectroniques

SYEL étudie la mod disation des performances des systèmes embarqu és h ét érog ènes, sp écifiquement la consommation d'énergie et l'int égrit édu signal, les r éseaux de capteurs sans fil àbasse consommation et les applications des systèmes dectroniques à l'a éronautique et à la sant é.

1.3 Équipe : MALIRE - MAchine Learning and Information REtrieval

Les activit és de l'équipe MALIRE (Machine Learning and Information Retrieval) sont centr és sur des méthodes d'intelligence artificielle et plus spécifiquement sur les aspects théoriques et algorithmiques de l'apprentissage automatique. Ses membres sont spécialis és dans l'apprentissage statistique, les méthodes connexionnistes et probabilistes, ainsi que la logique floue et la gestion d'incertitudes dans les systèmes intelligents. A ces sujets de recherche fondamentale s'ajoutent les trois domaines applicatifs importants que sont la recherche d'information textuelle et multimédia, la fouille de données complexes et la prévision de risques, enfin la modélisation de l'utilisateur et la personnalisation d'interactions hommes-machines.

Les recherches de l'équipe MALIRE sont organis és en cinq directions principales non disjointes. La premi ère concerne les fondations théoriques de l'apprentissage automatique, l'analyse de s'équences, le traitement de donn és structur és et l'apprentissage inductif. La seconde direction est consacr é àl'étude de similarit és et leurs fondations cognitives. Les trois autres directions correspondent aux domaines d'application d'éj à mentionn és. MALIRE a de nombreuses interactions avec les sciences cognitives et l'analyse d'usages.

Système embarqué pour l'informatique affective

Mon stage s'inscrit dans le cadre du projet de LIP6 «Carpe Diem ». Ce projet est basé sur la collaboration entre l'équipe SYEL et MALIRE du LIP6.

2.1 Contexte de l'étude

L'informatique émotionnelle représente un domaine très actif en intelligence artificielle. Les objectifs de cette discipline sont principalement de deux ordres : reproduire des émotions ad équates pour une situation donn ée ; d'éceter les émotions ressenties par une personne. Pour reconna îre les émotions, les manifestations physiologiques ont depuis longtemps étédes indices pertinents : ainsi le premier d'éceteur de mensonges, con qui par Cesare Lombroso en 1885, se basait sur la pression sanguine. La riche litt érature existante dans ce domaine permet de confirmer que des mesures physiologiques sont tout àfait pertinentes pour conna îre les émotions ressenties. Il reste que capter et caract éiser toutes les nuances que peut ressentir une personne constitue, de mani ère attendue, une tâche difficile. Globalement, s'il faut reconnaître entre 5/7 émotions, le taux de succès avoisine les 70%. Ce résultat est relativement bon, mais il cache des disparit és de reconnaissance entre les différentes émotions. Pour am diorer la caract érisation de toutes ces émotions, trois axes majeurs peuvent être investigu és. Le premier concerne les mesures elles-mêmes et les capteurs qui les fournissent. Le deux ième axe relève des techniques issues de l'apprentissage automatique et de la représentation des connaissances. Le troisième axe porte sur la réalisation d'une architecture numérique dédiée à l'intégration des techniques issue du deuxième axe, afin de réalise r un système embarqué intelligent pour l'informatique émotionnelle.

Le premier axe est abord é avec une étude bibliographique sur l'état de l'art des capteurs. Le deuxième axe demande l'acquisition de nouvelles données physiologiques. Le troisi ème axe est le cœur de mon stage.

2.2 D ffinition et analyse du problème

Un premier objectif du stage est de faire un état de l'art sur les capteurs les mieux adapt és pour pouvoir mesurer et en même temps caract ériser les signaux physiologiques acquis.

Un second objectif du stage est acquisition d'une nouvelle base de données pour l'étude des nouvelles techniques issue de l'apprentissage automatique.

Un troisi ème objectif du stage sera d'étudier quelle architecture est la mieux adapt ée pour int égrer les algorithmes et m éthodes capables de reconna îre les émotions.

L'étude sur l'algorithme et l'apprentissage sera fait par l'équipe MALIRE.

Cahier des charges:

- 1. Faire un état de l'art sur l'informatique affective
- 2. Campagne de mesures : Acquisition d'une nouvelle base de donn és sur trois signaux physiologiques : Activit é dectrodermale (EDA), Électrocardiogramme (ECG) et Rythme de respiration.
- 3. Implémentation sur FPGA d'une forêt d'arbre de décision flou pour la reconnaissance des émotions
- 4. Obtenir des résultats
- 5. Analyse des résultats obtenus.

2.3 État de l'art

2.3.1 Émotion et informatique affective

2.3.1.1 **Émotion**

L'émotion est une expérience psychophysiologique complexe de l'état d'esprit d' un individu lorsqu'il interagit aux influences biochimiques (internes) et environnementales (externes).

L'émotion est un ensemble de r éponses extr êmement rapides caract éris é par trois composantes : physiologiques, comportementales-expressives et cognitives-exp érientielles [1]. L'émotion poss ède une propri été d'apparition r écurrente à plus long terme sous forme de ruminations dans le cas intra-personnel et de partage social dans le cas extra-personnel.

La composante physiologique peut se traduire par un changement du rythme cardiaque, une modification des réponses dectrodermales, un changement de la température du corps, une variation de la fréquence respiratoire, etc.

Chez l'homme, les réponses comportementales et expressives sont principalement focalis és sur la modification de l'expression du visage, source principale de communication, mais aussi la posture du sujet et ses gestes.

La composante cognitive-exp érientielle comprend l'ensemble des processus mentaux qui apparaissent et qui se d'éveloppent suite au d'éclenchement d'une émotion intervenant dans la perception de la situation, dans sa m'émorisation et dans son traitement cognitif en m'émoire.

Dans l'approche cognitive de l'énotion, l'évaluation et la tendance à l'action sont deux processus essentiels. L'individu évalue si la situation est nouvelle ou si elle s'est d'é à produite auparavant, Il évalue dans quelle mesure cette situation est plaisante ou d'éplaisante et quel contr de il peut avoir sur elle. La composante cognitive-exp érientielle évalue la nouveaut é, la valence et le contr de que peut avoir le sujet sur la situation. L'évaluation cognitive est souvent consid ér éc comme un processus initial au d'éclenchement de l'émotion.

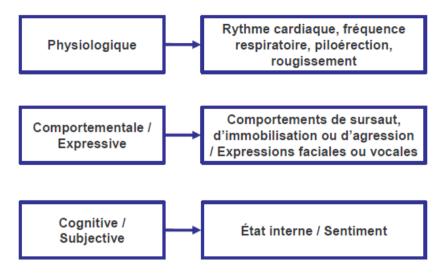


FIGURE 2.1 – Les composantes des émotions [16]

Classification des émotions

Il y a deux méthodes pour classifier l'émotion, approche catégorielle et approche dimensionnelle [2].

L'approche cat égorielle soutient que l'ensemble des émotions peut être cat égoris é par un petit ensemble d'émotions basiques, primaires ou fondamentales, qui seraient innées, non réductibles et communes à toute l'espèce humaine. Elles seraient représent és distinctement en mémoire, et seraient associ és à des informations, id és et souvenirs également organis és de fa on cat égorielle [2].

Contrairement aux approches cat égorielles des énotions, les approches dimensionnelles considèrent que les énotions ne sont pas des états ind épendants les uns des autres, mais qu'elles font partie d'un espace continu à plusieurs dimensions. Il est donc possible de d'finir des relations entre les énotions. Par exemple, dans un espace utilisant une dimension positive ou n'égative, il est possible de d'finir que la joie est plus positive que la col ère.

Trois facteurs ont étéutilis és afin de mieux rendre compte des effets psychophysiologiques des différentes émotions : la valence, le degré d'activation physiologique (arousal) et la dominance (controle). En général, deux dimensions principales sont mises en avant. D'une part, la valence émotionnelle, c'est-à-dire le caractère positif ou négatif de l'expérience émotionnelle. D'autre part, la dimension de l'intensité ou le degré d'activation de l'expérience émotionnelle (arousal).

Plutchik propose trois cas pour représenter les énotions : les dyades primaires, les dyades secondaires et les dyades tertiaires.

Les dyades primaires : elles m dangent deux émotions représent ées par des portions adjacentes sur la demi-sphère comme par exemple la peur et la surprise qui, combinées, produisent l'effroi ou encore la joie et l'acceptation qui, combinées, donnent l'amour.

- Les dyades secondaires : les émotions représent és par des portions sur la demi-sphère non adjacentes mais «s épar és » par une portion correspondant à une émotion primaire.
- Les dyades tertiaires : elles sont s épar ées sur la demi-sph ère par des portions correspondant à deux émotions primaires comme par exemple l'anxi ét équi est la résultante de la peur et de l'anticipation.

Dans les encadr és de forme rectangulaire, on trouve les dyades primaires qui correspondent à des énotions secondaires. Elles r ésultent de la combinaison de deux énotions primaires, repr ésent és par des secteurs adjacents sur le cercle.

Théories évolutionnistes

En 1872, Darwin, dans son ouvrage «The Expression of the Emotion in Man and Animals », intègre les émotions dans la théorie évolutionniste, utiles à la survie des in dividus et des espèces, et possédant pour certaines d'entre elles, un caractère inné[3]. Les émotions prennent alors un aspect positif par leurs fonctions adaptatives. L'accent est particuli èrement mis sur les émotions faciales qui jouent un r de privil égi é par leur fonction communicative dans cette adaptation à l'environnement. Il s'est de plus in téress é à la facette expressive des émotions, le considérant comme un ensemble de gestes utiles à la survie à une certaine époque de l'évolution et qui seraient restés en nous, n'étant plus aujourd'hui que des "reliquats". Dans le cas de la peur, par exemple, les yeux sont grands ouverts, permettant de ce fait de capter le plus d'informations possible sur l'environnement [4].

Th éories cognitives

La question de la place de la cognition dans les émotions est devenue centrale depuis environ un si ècle. Les théories cognitives sont les plus pertinentes pour rendre compte des variabilit és inter- ou intra-individuelles du ressenti émotionnel face à une même situation, en dur ée ou en intensit é

Pour Lazarus [5], la cognition est une condition nécessaire et suffisante aux émotions. Il développe une théorie relationnelle basée sur les concepts de l'évaluation cognitive (appraisal). La notion d'évaluation cognitive est également au cœur des travaux de Scherer [6]. Il s'inscrit dans le courant théorique de l'évaluation cognitive et plus spécifiquement de la théorie des processus àcomposantes (Component Process Theory ou CPM), et le modèle des émotions basiques d'Ekman, qui prolonge la vision évolutionniste des émotions de Darwin. Scherer s'appuie sur une approche fonctionnelle et divise le processus émotionnel en cinq composantes. Une émotion est une s'équence de changements d'états parmi ces cinq composants. Une émotion est donc une suite d'états et non un état statique. Ces changements d'états sont déclenchés par une évaluation du stimulus selon cinq critères d'évaluation (Stimulus Evaluation Check ou SECs).

2.3.1.2 Informatique affective

L'informatique affective (affective computing) est l'étude et le développement de systèmes et d'appareils ayant les capacités de reconnaître, d'exprimer, de synthétiser et mod éliser les émotions humaines. C'est un domaine de recherche interdisciplinaire couvrant les domaines de l'informatique, de la psychologie et des sciences cognitives qui consistent étudier l'interaction entre technologie et sentiments. (Wikipedia)

Rosalind Picard [7] est consid ér éc comme étant la fondatrice de la branche de l'informatique, informatique affective par la publication de son livre *Affective Computing* qui insiste sur l'importance qu'a la reconnaissance des émotions pour les relations interpersonnelles et les effets possibles de ce type de perception pour les robots.

Picard propose une s'érie d'étapes à suivre pour effectuer une reconnaissance affective :

- 1. Acquérir le signal en entrée : mettre en place des dispositifs d'acquisition ou de capture des donn ées du monde r éel. Par exemple, des microphones pour capter le signal sonore de la voix, ou une cam éra pour le visage.
- 2. Reconna îre des formes dans le signal : extraire des caract éristiques ou des variations typiques d'une émotion ou d'un état affectif.
- 3. Raisonner : d'après les caractéristiques et formes reconnues, être capable d'inférer l'émotion plus probablement exprimée par l'utilisateur.
- 4. Apprendre : entra ner la machine à reconna îre et classer une émotion.
- 5. Évaluer automatiquement le biais dans la reconnaissance.
- 6. Délivrer l'émotion finalement interprétée.

Une version simplifi ée de cette méhode se retrouve dans la majorit é des études et systèmes de reconnaissance d'émotions. Classiquement, cette reconnaissance est effectu ée en trois étapes.

- 1. La capture de donn ées depuis le monde ext érieur (comme l'étape 1)
- 2. L'extraction de caractéristiques depuis les diff érentes donn ées acquises. (comme l'étape 2)
- 3. La classification des valeurs de caractéristiques en une catégorie d'émotion. (Voir 2.3.1.1 Émotion)

2.3.2 Signaux physiologiques et capteurs

2.3.2.1 Signaux physiologiques

Les signaux physiologiques peuvent être d'étinis comme des signaux qui permettent de quantifier les phénomènes physiques et chimiques survenant dans les organes et les tissus. Les signes les plus nets de l'excitation émotionnelle concernent les changements d'activité du système nerveux v ég étatif.

Les indices physiologiques qui sont g én éralement utilis é pour caract ériser les trois composantes : la valence, le degré d'activation physiologique (ou l'arousal) et la dominance (contrôle). Les principaux signaux trait és sont :

- Activit é dectrodermale (Electrodermal Activity, EDA)
- Electrocardiogramme (ECG)
- Rythme de respiration (RR)

- Volume sanguin impulsionnel (Blood Volume Pulse, BVP)
- Activit é dectromyographique (EMG)
- Temp érature cutan ée (Skin Temperature, SKT)
- Rythme dectroenc éphalogramme (EEG)

Dans le cadre de mon stage, nous prendrons en charge l'EDA, le ECG et le VR.

Activit é dectrodermale

L'activit é dectrodermale (AED ou EDA en anglais) est une activit é dectrique biologique enregistr ée à la surface de la peau et refl étant l'activit é des glandes de la sudation et du syst ème nerveux autonome et par cons équent, entre autres, de la perception de l'individu et de son comportement involontaire plut êt que celui d'une r éponse qu'il souhaite donner [8].

1. Enregistrements exosomatiques

Les enregistrements exosomatiques désignent les mesures de l'activité électrique cutanée lorsqu'on apporte une source électrique extérieure. On enregistre alors les réponses électriques de la peau au passage d'un courant externe non perceptible par le sujet et imposé, par l'expérimentateur, entre deux points rapprochés de la surface cutanée, généralement l'index et le majeur. Dans ce cas, la mesure est basée sur le comportement des tissus ou organes sous l'effet de cet apport extérieur. En AED, on applique une tension ou un courant constant entre les deux électrodes et on mesure l'impédance entre les deux. La tension obtenue varie en fonction des propri ét és électriques des tissus travers és par le courant inject é

2. Enregistrements endosomatiques

Les enregistrements endosomatiques se font sans application de courants ext érieur s. On enregistre donc l'activité électrique propre du tissu ou de l'organe ciblé. La plupart des mesures biom édicales sont endosomatiques, EEG, ECG, EMG, EOG... et celle correspondant à l'AED est appelée potentiel électrodermal, ou potentiel cutané.

Électrocardiogramme

L'électrocardiogramme (ECG) désigne en général les techniques permettant de visualiser les différences de potentiel qui résultent de l'excitation du cœur. Ces potentiels naissent à la limite entre les zones excitées et celles non excitées du myocarde et sont mesur és entre deux points de la surface du corps. Une fibre cardiaque en cours de dépolarisation peut être assimilée à un dip ête dectrique. A un instant donn éle front de l'onde d'activation form épar l'ensemble des dip êtes d'émentaires crée un champ électrique qui est fonction des moments dipolaires. L'enregistrement de l'évolution temporelle du champ électrique résultant, effectu éau moyen d'électrodes cutanées, est nommél'électrocardiogramme de surface et appel ésimplement ECG [9].

Généralement les appareils dectrocardiographiques peuvent enregistrer plusieurs différences de potentiel en même temps, selon l'emplacement et le nombre d'dectrodes réparties sur le thorax et les membres. Chaque mesure de ces potentiels correspond

àune dérivation de l'ECG. Un système de dérivations consiste en un ensemble cohérent de dérivations, chacune étant définie par la disposition des électrodes sur le corps du patient. L'emplacement des électrodes est choisi de façon àexplorer la quasi-totalité du champ électrique cardiaque.

Si on mesure le vecteur cardiaque dans une seule direction, on ne sera pas en mesure de le caract ériser enti èrement. Il est donc important d'avoir un standard de positionnement des électrodes (dérivations) pour l'évaluation clinique du signal ECG. En pratique, douze d érivations sont utilis ées dans les plans frontal et transversal pour explorer l'activité électrique du cœur.

1. Trois dérivations bipolaires (ou dérivations standard)

Elles ont étédéterminées par Einthoven [10] et sont appelées bipolaires car le potentiel est mesuréentre deux électrodes. Elles sont obtenues àpartir des potentiels du DI, DII, DIII obtenues par permutation des électrodes placées sur le bras droit, le bras gauche et la jambe gauche de la manière suivante :

DI=VL-VR

DII=VF-VR

DIII=VF-VL

Où VR correspond au potentiel au bras droit, VL correspond au potentiel au bras gauche et VF correspond au potentiel dans la jambe gauche. La jambe droite est reli ée à la masse. Les vecteurs obtenus forment alors un triangle équilat éral appel étriangle d'Einthoven comme donné sur la Figure 2.2.

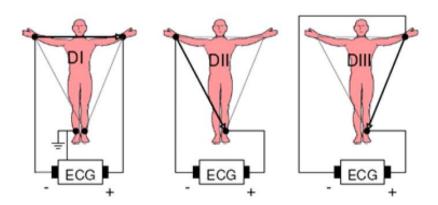


FIGURE 2.2 – D érivation standard [10]

2. Trois dérivations unipolaires

Les dérivations unipolaires des membres (aVR, aVL, aVF) permettent d'étudier l'a ctivité électrique du cœur sur le plan frontal. Elles ont été déterminées par Wilson [11]. Ces dérivations permettent de mesurer la tension entre un point de référence et le bras droit, le bras gauche et la jambe gauche respectivement. Le point de référence est réalisé par la moyenne des signaux qui apparaissent sur les deux autres membres qui ne

sont pas en observation. A cet effet, on utilise des résistances de valeur dev é, sup érieure à $5\text{M}\Omega$. La Figure 2.3 montre les dérivations unipolaires.

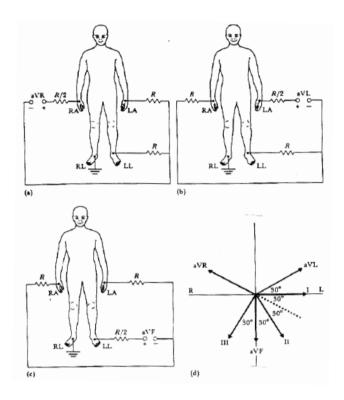


FIGURE 2.3 – D érivation unipolaire [11]

(a): aVR, (b): aVL, (c): aVF, (d): Diagramme vectoriel montrant les directions des dérivations standard et unipolaires dans le plan frontal.

3. Six dérivations précordiales

Ce sont des dérivations unipolaires mises au point par Wilson [12]. Elles sont posées sur le thorax et sont désignées par la lettre V suivie du numéro de leur emplacement. Le potentiel de l'électrode exploratrice est pris par rapport à la moyenne des potentiels VL, VR et VF. Six points, définis par Wilson, permettent d'obtenir les dérivations V1 à V6. Leur emplacement est représenté sur la Figure 2.4.

- V1 est plac ésur le 4 ème espace intercostal droit, au bord droit du sternum.
- V2 est plac é sur le 4 ème espace intercostal gauche, au bord gauche du sternum.
- V4 est plac ésur le 5 ème espace intercostal gauche, sur la ligne médioclavicula ire.
- V3 est plac éentre V2 et V4.
- V5 est plac ésur le 5 ème espace intercostal gauche, sur la ligne axillaire ant érieure.
- V6 est plac ésur le 5 ème espace intercostal gauche, sur la ligne axillaire moyenne.

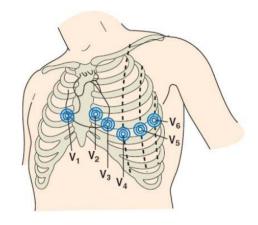


FIGURE 2.4 – D érivations pr écordiales [12]

Respiration

La respiration se définit comme l'ensemble des fonctions assurant l'échange oxygène-gaz carbonique entre l'atmosphère et les cellules de l'organisme. La fonction principale du poumon est l'échange gazeux : l'oxygène de l'air atmosphérique pourra pén étrer dans le sang veineux et le gaz carbonique pourra en sortir. [13]

Le rythme respiratoire est défini par l'alternance régulière des mouvements d'inspiration et d'expiration, où le volume de la cage thoracique augmente à chaque pénétration de l'air (ou inspiration) et diminue à chaque rejet (ou expiration).

Gén éralement, les variations du volume respiratoire sont détect ées par une ceinture élastique à la hauteur du thorax ou de l'abdomen. Cette ceinture comporte deux bobines, chacune est aliment ée par un faible signal radio-fr équence (RF). La ceinture dastique est sensible au gonflement de la cage thoracique. Les variations de sections entraînent des variations d'inductance. Alors, l'impédance des deux bobines augmente avec l'augmentation du volume respiratoire, cette relation dépend de plusieurs facteur s.

Ce capteur convertit les variations de volume de la cage thoracique en variations de tension dectrique. La ceinture doit être plac ét autour de la région thoracique de la personne, juste au-dessus de la poitrine. Il devrait tenir en place lorsque la personne expire complètement. Le signal de la respiration est une mesure relative du volume de la cage thoracique.

2.3.2.2 Capteur

Un capteur est un dispositif transformant une grandeur physique (temp érature, pression, position, concentration, etc.) en une autre grandeur physique de nature diff érente (souvent électrique) représentative de la grandeur prélevée, et utilisable à des fins de mesure.

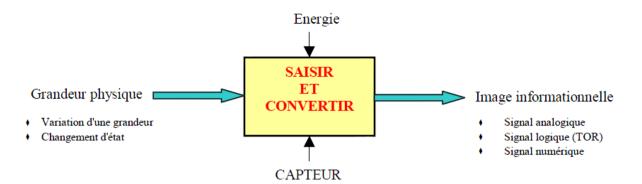


FIGURE 2.5 – Le fonctionnement des capteurs

On peut classer les capteurs de plusieurs mani ères.

- Par la fonction du mode de déection (capteur de position, de temp érature, de pression, etc.)
- Par son r île dans le processus industriel (contr île de produit finis, de s écurit é, etc.)
- Par le signal qu'il fournit en sortie (analogique, numérique, logique ou digital)
- Par leur principe de traduction du mesurande (capteur résistif, pi ézo dectrique, etc.)
- Par leur principe de fonctionnement (actif ou passif)

Toutes ces classifications permettent d'avoir une vue d'ensemble des capteurs. Au cune méthode de classification n'est la meilleure car toutes ont des avantages et des inconvénients.

Biopac

BIOPAC Science Lab, est un outil pour apprendre la physiologie et r éaliser les enregistrements de base. A l'aide de leçons simples fournies, les étudiants peuvent enregistrer et analyser l'ECG, l'EMG, l'EEG etc. Les produits Biopac (carte d'acquisition de donn ées, logiciel d'analyse de donn ées, capteurs) sont d édi és à la recherche clinique et en laboratoire.



FIGURE 2.6 – Capteurs pour EDA, ECG et RR de Biopac

2.3.3 D étection

2.3.3.1 Logique floue

À l'inverse de la logique bool éenne, la logique floue permet àune condition d'être en un autre état que vrai ou faux. Il y a des degrés dans la vérification d'une condition.

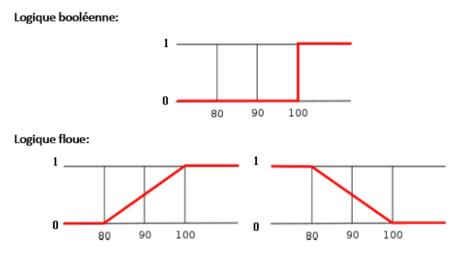


FIGURE 2.6 – Comparaison entre logique bool éenne et logique floue

2.3.3.2 Arbre de décision flou

Les arbres de décision flous sont issus des arbres de décision. La construction d'un arbre de décision est une méhode d'apprentissage inductif supervis é L'apprentissage inductif supervis é nécessite de disposer d'une base d'exemples étiquet és encore appel é e base d'apprentissage. Chaque exemple de la base est décrit par un ensemble d'attributs et une étiquette lui est associ ée. Cette étiquette représente la classe de l'exemple. A partir de cette base, l'apprentissage inductif supervis éconsiste àtrouver une loi générale servant de règle de décision pour associer àtout étiment inconnu, décrit par le même ensemble d'attributs, une classe. Il existe de nombreuses méhodes d'apprentissage inductif dont on peut trouver une présentation générale dans le livre de A. Cornu-éols et L. Miclet [14].

Un arbre de décision flou est un assemblage de blocs de logique floue que l'on appellera une fonction d'appartenance.

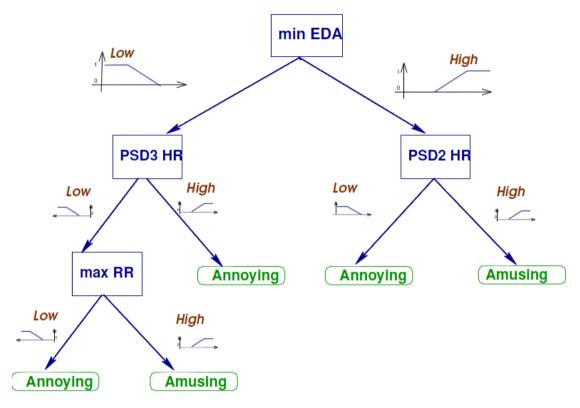


FIGURE 2.7 – Un exemple d'arbre de décision flou

2.3.3.3 Forêt d'arbre de décision flou

Les for êts d'arbres décisionnels [15] (ou for êts al éatoires de l'anglais «Random decision forest ») ont ét éformellement propos éts en 2001 par Leo Breiman et Ad ète Cutler. Elles font partie des techniques d'apprentissage automatique. Cet algorithme combine les concepts de sous-espaces al éatoires et de «bagging ». L'algorithme des for êts d'arbres d'écisionnels effectue un apprentissage sur de multiples arbres de décision entra în és sur des sous-ensembles de donn éts l'ég èrement diff érents.

Une forêt d'arbre de décision flou contient un ensemble d'arbre de décision flou. Les donn ées sont trait ées par chaque arbre s épar ément. En suite, on prend toutes les sorties des arbres et calcul la valeur moyenne pour trouver le type d'émotion détectée.

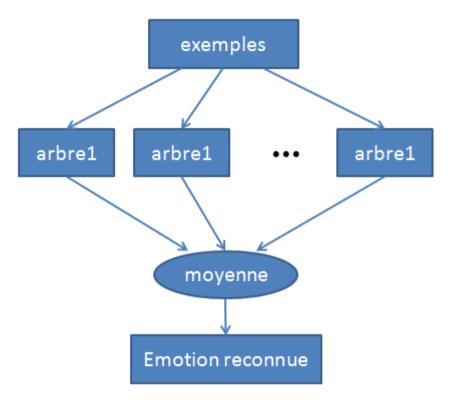


FIGURE 2.8 – Un exemple de notre algorithme

Principe de la solution envisag é

Afin d'implémenter les algorithmes sur FPGA et concevoir une architecture mat érielle pour ex écuter, deux approches sont possibles : architecture d édi ée et architecture g én éralis ée.

1. Architecture dédiée

C'est une implémentation complètement matérielle sur FPGA. Pour cette approche, il y a deux solutions.

La première est d'implémenter l'arbre tel qu'il est, c'est-à-dire que chaque nœud de l'arbre correspond à un module différent connecté de la même manière que dans l'arbre de décision, cette approche fait la correspondance entre l'arbre et l'implémentation de cet arbre. Dans le cadre de cette approche, les signaux doivent parcourir les modules l'un après l'autre comme dans un arbre. L'inconvénient majeur de cette architecture est le temps de calcul. En effet ce temps dépend du plus long chemin de l'arbre, et le calcul d'un niveau ne pourra être effectu éque si le niveau précédent a étécalcul-é

- Avantage : demande un nombre d'unit és de ressource pour l'implémenter
- Inconvénient : latence de calcul (proportionnelle à la dimension de l'arbre/fort)

La seconde architecture est plus avancée que la première, l'idée est la suivante : étant donné que la valeur de l'attribut du calcul d'un module sont indépendantes, ces modules peuvent donc faire le calcul en même temps. Avec cette architecture, le temps de calcul dépendra cette fois du nœud, ce qui r éduit considérablement le temps de calcul. Nous avons choisi cette architecture.

- Avantage : latence ind épendante de la dimension de l'arbre de décision (forêt)
- Inconvénient : demande importante de ressource

2. Architecture g én éralis ée

Elle est bas é sur l'utilisation d'un IP processeur embarqué type NIOS pour ex écuter des arbres de d'écision floue.

Identification des tâches à accomplir

T âche 1 : Analyse du sujet et lecture de la documentation

Tâche 2 : Cahier des charges

Tâche 3 : État de l'art

- Émotion et informatique affective, signaux physiologiques et capteur, architecture, algorithme et d'étection.

T âche 4 : Proc édure de recette et préparation de la présoutenance

T âche 5 : Cr éation de la base de donn és

- Acquisition des signaux physiologiques EDA, ECG et RR : une personne en regardant les matches de l'EURO 2012

T âche 6 : D éfinition, conception et implémentation de l'arbre de d écision flou sur FPGA

- Approche 1 : architecture dédiée (choix d'une des deux solutions possibles)
- Approche 2 : architecture g én éralis ée

Tâche 7: Système stand-alone

- Interface pour la récupération de signaux
- Interface pour les résultats

T âche 8 : Evaluation des performances des deux solutions

Tâche 9: Préparation de la soutenance

D ffinition de la proc édure de recette

Je propose pour la validation de chaque t âche la proc édure de recette suivante :

Tâche 1 et Tâche 2 : réunion avec les encadrants

Tâche 3: recherche bibliographique

Tâche 4: pré-soutenance

Tâche 5 : choix de l'instrument pour acquisition des signaux physiologiques (BI-OPAC, emprunt épar le laboratoire LUTIN) et utilisation de BIOPAC MP35/MP36

- Prise en main : la proc édure de recette
- Enregistrer des signaux EDA, ECG et rythme de respiration sur une personne regardant un match de football de l'euro 2012

Tâche 6 : description en VHDL pour l'architecture dédiée et description en C pour l'architecture généralisée des for êts d'arbre de décision floue.

Tâche 7 : code design sur une carte de développement FPGA afin d'implémenter une IP architecture (dédi ée/g én éralis ée) et une IP interface

T êche 8 : ex écution des arbres et évaluation des performances en termes de :

- Ressources mat érielles
- Latence (temps d'exécution)
- Précision
- Outils utilis és : Mentor, Altera Quartus, Modelsim, SOPC Builder, Eclipse

Tâche 9: soutenance

Éch éancier

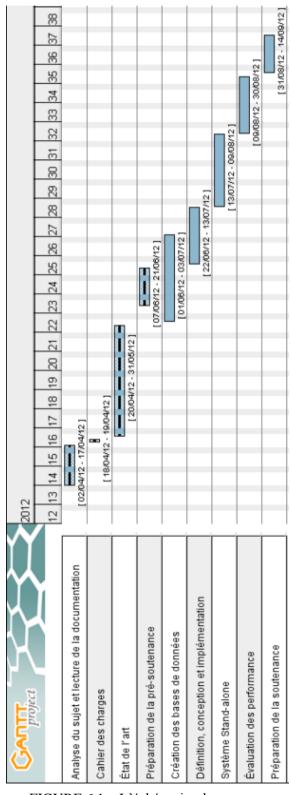


FIGURE 6.1 – L'échéancier de mon stage

R éalisation

7.1 Exp érimentation

A ce stade de nos recherches, nous pratiquons des expériences en vue d'étudier la possibilit éde d écouvrir les diff érents types de signatures physiologiques associ és à de s matches de football. Car les amateurs des matches de football fourniront plus facile ment des changements d'émotion durant un match. Afin de corréler les mesures phys -iologiques avec les sujets auto-évaluations des diff érents niveaux psychologiques de plaisir, nous avons enregistré des signaux physiologiques avec l'espoir de trouver des caract éristiques capables de faire la distinction entre les diff érents niveaux d'engagement suscit é par ces s équences. Par cons équent, les efforts ont étémis sur le dispositif expérimental pour assurer que les états émotionnels enregistrés étaient le plus proche de la réalit é

7.1.1 Mat ériel et param ètres

Le mat ériel que nous utilisons dans nos analyses est le système MP BIOPAC. Il fournit un outil flexible pour nos recherches et besoins. Le système modulaire interface puissante peut être utilisé avec des amplificateurs BIOPAC, des accessoires et des équipements que nous possédons déjà. La nouvelle gamme d'amplificateurs élargis am éliore encore notre capacit é à cr ér un système pour r épondre à nos exigences d'application. Les amplificateurs s'embo fent et se s éparent par de simples substitutions.

Le mat ériel utilis éest le syst ème MP35 pr êt épar le laboratoire LUTIN (Laboratoire des Usages en Technologies d'Information Num érique). Les sujets à étudier sont deux adolescences (âg éde 12 ans et 15 ans) et trois adultes (âg éde 42 ans, 45 ans et 30 ans). Tous les cinq, ils aiment beaucoup le sport du football. En cons équence, les changements d'émotion pendant les matches peuvent être évidents chez ces individus. L'expérimentation se déroule chez les participants, au salon devant la télévision. Les conditions et l'ambiance sont favorables à l'analyse car ils sont à l'aise. En revanche, les mouvements violents sont interdits, afin d'éviter tout artefact musculaire physiologique durant l'enregistrement qui influencera probablement le résultat de l'expériment ation. Pour proc éder àcette analyse, les participants sont reli és aux trois capteurs de BIOPAC : EDA, ECG et Respiration, ce qui permet d'extraire et d'enregistrer les caract éristiques à étudier.

7.1.2 Rapports d'auto-évaluation

Afin de nous aider davantage dans nos recherches, à la fin de chaque partie de match, les participants sont invit és à remplir un questionnaire. Celui-ci a pour but d'évaluer leurs niveaux de certains param ètres psychologiques. Le questionnaire est le suivant :

Nom:
Date :
Match :
Partie 1 /Partie 2 /Tout le match
1. Quel est le moment que vous avez le plus amus é?
2. Quel est le moment que vous avez le plus détest é?

3. Quel est le moment que vous avez le plus frustr é?

7.1.3 Mesures physiologiques et fonctionnalit és

Sur la base de la pertinence psychophysiologique comme discuté dans le chapitre 2, nous avons choisi un ensemble de mesures qui peuvent être utilisées presque de manière non intrusive tout en donnant des résultats optimaux. Ce sont les suivantes:

- 1. Activit é dectrodermale (EDA)
- 2. Electrocardiogramme (ECG)
- 3. Rythme de Respiration(RR)

Nous avons utilis él'unit éd'acquisition BIOPAC MP35 pour enregistrer les signaux physiologiques, et le logiciel BSL Pro pour visualiser les donn és. L'dectrocardiogramme (ECG) a ét érecueilli par le biais d'une mesure de l'activit é cardio-vasculaire àtravers une dérivation Einthoven II pla çant des électrodes de surface pré-g élifi és sur les chevilles et sur le poignet. L'activité électrodermale (EDA) a été enregistrée au moyen d'électrodes de surface avec bretelles attach és VelcroTM qui ont étéplac és sur deux doigts de la main gauche. Les doigts portant les électrodes sont rest és sur les genoux. Le rythme de respiratoire (RR) a étéenregistréavec un capteur de ceinture positionnéautour du thorax. Les données ECG, EDA et RR ont étérecueillies à 200Hz.

7.1.4 Extraction des caract éristiques

Comme discut éauparavant, il existe d'énormes variations de signaux physiologiques d'une personne àune autre. Donc en l'absence d'une normalisation, l'apprentissage automatique n'est pas possible. Ainsi, nous incorporons des mesures pour permettre la comparaison des donn és de différents participants.

Pour valider l'homog én ét é des signatures physiologiques tout au long de la session émotion, nous avons subdivis éces s'équences de match en des segments de 10 secondes (2000 points) segments. Il est bon de noter que, même si notre but est de reconna îre le changement d'état émotionnel d'èt qu'il se produit les mesures physiologiques exigent un laps de temps avant que tout changement significatif puisse être observ é En ce qui concerne les mesures physiologiques utilis ées dans notre expérience, dix secondes sont nettement au-dessus du seuil minimum.

Quant àl'extraction de caract éristiques physiologiques, pour chaque signal, nous avons choisi de calculer les caract éristiques indiqu ées dans le tableau 7.1. Nous sommes bas és sur les résultats de recherches ant érieures très pertinentes et sur nos travaux ant érieurs [17] [18].

Features	Description	
μEDA, μHR, μRR	average signal amplitude	
δEDA, δHR, δRR	standard deviation of the signal	
$\int_1 EDA$, $\int_1 HR$, $\int_1 RR$	mean of absolute first derivative of the signal	
$\int_{x} EDA, \int_{x} HR, \int_{x} RR$	max gradient of the signal	
Φ_1 EDA, Φ_1 HR, Φ_1 RR	Power Spectrum Density 0.0 0.2 frequency range	
Φ_2 EDA, Φ_2 HR, Φ_2 RR	Power Spectrum Density 0.2 0.4 frequency range	
Φ_3 EDA, Φ_3 HR, Φ_3 RR	Power Spectrum Density 0.4 0.6 frequency range	
Φ_4 EDA, Φ_4 HR, Φ_4 RR	Power Spectrum Density 0.6 0.8 frequency range	
minEDA, minHR, minRR	min signal amplitude	
maxEDA, maxHR, maxRR	max signal amplitude	
Total	30	

FIGURE 7.1 – Caract éristiques de mesures physiologiques (HR : Heart Rate, repr ésent épar les signaux ECG)

7.2 Impl émentation

Nous avons utilis é la carte DE2-70 Cyclone II, Altera pour effectuer l'implémentation de notre architecture d'arbre de décision flou.

Comme discut édans le chapitre 3, pour l'architecture dédiée, nous avons choisi la deuxième architecture. C'est-à-dire, étant donn éles valeurs des attributs, ce module peut faire les calculs en même temps.

Chaque fichier d'arbre de décision contient au moins une trentaine de lignes et une centaine de param ètres. Les param ètres sont très diff érents. On ne peut pas écrire le fichier de description à la main à chaque fois. Donc, nous avons d'évelopp éun g én érateur en langage C. On peut lire les fichiers d'arbre en format .txt et générer les fichiers de VHDL automatiquement. Par cons équent, presque toutes les parties de notre architecture sont g én éralis ées.

7.2.1 Architecture mat érielle

Dans notre architecture, afin d'améliorer la précision, nous avons décidé d'implémenter plusieurs arbres en même temps comme une forêt. Tout d'abord, nous avons charg étoutes les donn ées de signaux physiologiques que nous avons enregistrés dans le mémoire de FPGA. Nous lisons en considérant les valeurs comme l'entrée. Les donn ées sont bien calcul ées par chaque arbre de décision flou que nous avons implément é En sortie, nous prenons les résultats de chaque arbre et calculons la valeur moyenne.

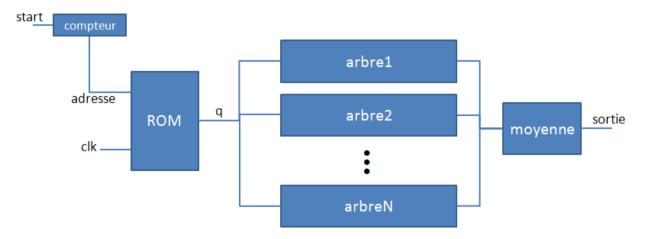


FIGURE 7.2 – Architecture mat érielle avec une for êt

Les données de signaux physiologiques sont traitées sous Matlab afin d'obtenir les valeurs d'attribut. Il y a plusieurs fonctions fournies par Matlab mais difficiles d'implémenter avec FPGA. Par cons équent, faute de temps, nous avons décidéde ne pas utiliser nos propres données enregistrées mais celles déàtraitées par Mr. Orero pour tester le fonctionnement de notre architecture. Il est ànoter que la taille du fichier n'est pas très grande. Nous utilisons l'outil 'Megawizard plug-in manager' dans le Quartus et générons un ROM avec une seule porte de sortie. On veut lire les valeurs de chaque attribut comme entrée de notre module. Il y a 100 lignes de données dans le fichier du test. Chaque ligne contient trente valeurs (16 bits chacun) pour un seul arbre pour faire un seul calcul. Chaque ligne de ROM contient une valeur de 16 bits. Les paramètr-

es pour le ROM sont : 12 bits d'adresse, 16 bits de sortie de donnée, et avec une profondeur de 4096 lignes.

7.2.2 Architecture d'un arbre

Il y a trente attributs pour un seul arbre. Comme nous voulons calculer en parallète, il faut obtenir les trente valeurs en même temps. Donc, nous avons développéun module de 'memory' pour lire les données une par une et sortir trente valeurs en une seule fois.

Pour chaque attribut d'arbre, il y a deux paramètres. Nous utilisons la fonction d'appartenance 'mu_A' pour les d éterminer.

En suite, nous utilisons plusieurs comparateurs pour trouver la valeur la plus petite de chaque branche d'arbre. En entrée, nous prenons non seulement les valeurs de chaque attribut mais également le degréde chaque feuille dans la même branche.

Ainsi le nombre des comparateurs dépend de nombre de branches dans un arbre.

À la derni ère étape, nous utilisons un comparateur qui prend toutes les valeurs minimales de toutes les branches d'un arbre de décision flou. Donc, en sortie, on peut obtenir la valeur maximale qui est le degré d'émotion calcul é

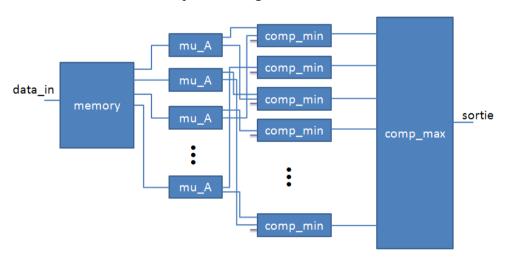


FIGURE 7.3 – Architecture matérielle d'un arbre

7.2.3 Module 'memory'

La valeur de chaque attribut entre ce module un par un. Nous utilisons trente registres, vingt-neuf multiplexeurs un-vers-deux et un compteur. Les donn és sont d écal é es dedans à chaque font d'horloge. Quand la valeur de compteur est égale à trente, ce qui engendre la disponibilit éde tous les multiplexeurs.

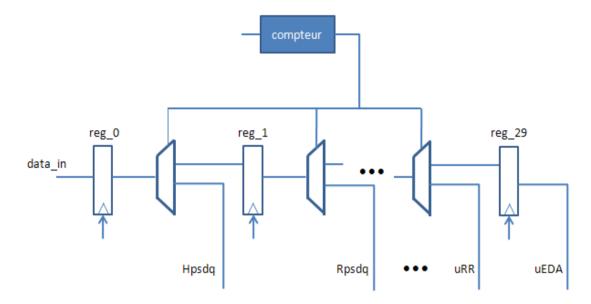


FIGURE 7.4 – Architecture mat érielle de module 'memory'

7.2.4 Module 'mu A'

Pour faciliter le calcul, nous utilisons quatre vecteurs 'a', 'b', 'min' et 'max'. Ils sont les paramètres d'arbre de décision (Figure 7.5). Et ils sont calcul és dans le g én érateur pendant qu'on lit le fichier d'arbre. Après dans les fichiers de VHDL on peut les utiliser comme paramètres afin d'éviter le calcul de division.

$$a = \frac{1}{max - min}$$
$$b = a * min$$

En sortie, nous obtenons deux valeurs, 'great' et 'less'. Ce qui signifie que la valeur 'great' représente le degré d'appartenance à la valeur de la branche gauche. La valeur 'less' quant à elle désigne le degré d'appartenance à la valeur de la branche droite.

$$great = data_{in} * a - b$$

 $less = 1 - great$

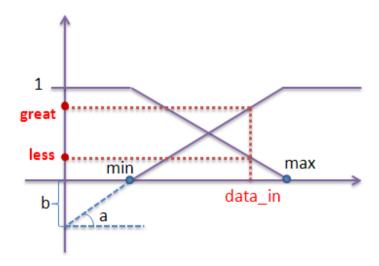


FIGURE 7.5 – La fonction d'appartenance

7.2.5 Interface de transfert

Au début, nous avons choisi d'utiliser la carte d'Altera DE2. Mais, la taille des donn ées que nous utilisons est environ dix Mbytes. Nous ne pouvons donc pas toutes les pré-charger dans la carte. En cons équence, nous avons décidé de développer une interface de transfert pour récupérer les données vers l'ordinateur.

La liaison RS232 est une liaison s'érie asynchrone. Une liaison s'érie est une ligne où les bits d'information (1 ou 0) arrivent successivement, soit àintervalles r'éguliers (transmission synchrone), soit àdes intervalles al éatoires, en groupe (transmission asynchrone) [19].

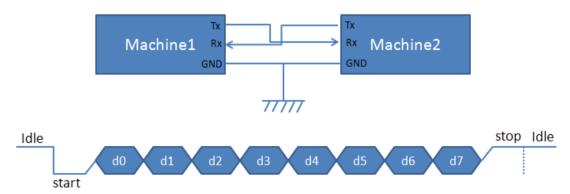


FIGURE 7.6 – Le fonctionnement de RS232

L'octet àtransmettre est envoy ébit par bit (poids faible en premier) par l'énetteur sur la ligne Tx, vers le récepteur (ligne Rx) qui le reconstitue. La vitesse de transmission de l'énetteur doit être identique àla vitesse d'acquisition du récepteur. Ces vitesses sont exprimés en BAUDS (1 baud correspond à 1 bit / seconde, dans notre cas). Il existe différentes vitesses normalisés: 9600, 4800, 2400, 1200... bauds. La communication peut se faire dans les deux sens (duplex), soit énission d'abord, puis réception ensuite (half-duplex), soit énission et réception simultanées (full-duplex). La transmi-

ssion étant du type asynchrone (pas d'horloge commune entre l'énetteur et le récepteur), des bits suppl énentaires sont indispensables au fonctionnement: bit de d'ébut de mot (start), bit(s) de fin de mot (stop).

Dans notre design, il y a la partie de réception 'receiver', la partie de transmission 'transmit' et la partie pour générer la nouvelle horloge 'baud_gen'. Aussi, nous avons ajouté une partie qui s'appelle 'fifo'. Afin d'éviter de casser les données, nous l'utilisons pour sauvegarder les données et nous les lisons quand nous voulons.

Les paramètres pour RS232 sont 1 bit de start, 1 bit de stop et 8 bits de données à transférer.

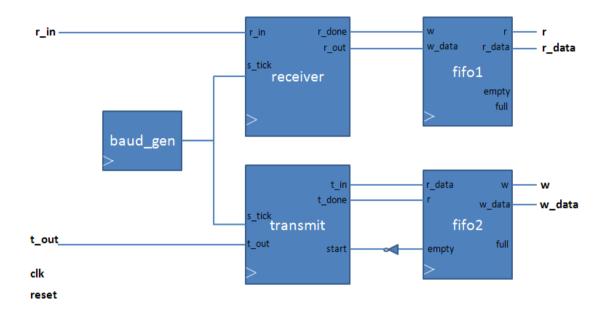


FIGURE 7.7 – Architecture de l'interface de transfert RS232

Résultat et performance

Pour récapituler les travaux, nous avons décidé de tester avec deux arbres. Tout d'abord, nous implémentons les deux arbres séparément pour tester le fonctionnement de l'architecture d'arbre. En suite, nous relions les deux ensembles pour tester le fonctionnement de l'architecture de forêt.

Nous utilisons un fichier de test qui contient cent lignes de donn és. À chaque ligne, il y a trente valeurs pour les trente attributs dans un arbre de décision flou. Toutes les donn és sont précharg és dans le ROM.

	arbre1	arbre2
Nombre de branches	52	63
Profondeur d'arbre (maximale)	13	10
Profondeur d'arbre (moyenne)	7.38	7.27

FIGURE 8.1 – Les caract éristiques d'arbre1 et d'arbre2

Pour 'arbre1', après la compilation nous obtenons un résultat comme suivant :

Flow Summary	
Flow Status Quartus II 32-bit Version Revision Name Top-level Entity Name Family	Successful - Tue Sep 04 10:33:34 2012 12.0 Build 178 05/31/2012 SJ Full Version arbre1 arbre1 Cyclone II
Device Timing Models Total logic elements Total combinational functions Dedicated logic registers Total registers Total pins	EP2C70F896C6 Final 8,585 / 68,416 (13 %) 8,413 / 68,416 (12 %) 2,638 / 68,416 (4 %) 2638 17 / 622 (3 %)
Total virtual pins Total memory bits Embedded Multiplier 9-bit elements Total PLLs	0 65,536/1,152,000(6%) 0/300(0%) 0/4(0%)

FIGURE 8.2 – Le résultat de compilation pour arbre1

Pour 'arbre2', après la compilation nous obtenons un résultat comme suivant :

Flow Summary	
Flow Status	Successful - Tue Sep 04 10:58:54 2012
Quartus II 32-bit Version	12.0 Build 178 05/31/2012 SJ Full Version
Revision Name	arbre2
Top-level Entity Name	arbre2
Family	Cyclone II
Device	EP2C70F896C6
Timing Models	Final
🖃 Total logic elements	9,037 / 68,416 (13 %)
··· Total combinational functions	8,876 / 68,416 (13 %)
Dedicated logic registers	2,622 / 68,416 (4 %)
Total registers	2622
Total pins	17 / 622 (3 %)
Total virtual pins	0
Total memory bits	65,536 / 1,152,000 (6 %)
Embedded Multiplier 9-bit elements	0/300(0%)
Total PLLs	0/4(0%)

FIGURE 8.3 – Le r ésultat de compilation pour arbre2

Pour 'forêt', après la compilation nous obtenons un résultat comme suivant :

Flow Summary	
Flow Status	Successful - Tue Sep 04 11:14:18 2012
Quartus II 32-bit Version	12.0 Build 178 05/31/2012 SJ Full Version
Revision Name	foret
Top-level Entity Name	foret
Family	Cyclone II
Device	EP2C70F896C6
Timing Models	Final
Total logic elements	16,584 / 68,416 (24 %)
Total combinational functions	16,331 / 68,416 (24 %)
Dedicated logic registers	4,552 / 68,416 (7 %)
Total registers	4552
Total pins	20 / 622 (3 %)
Total virtual pins	0
Total memory bits	65,536 / 1,152,000 (6 %)
Embedded Multiplier 9-bit elements	0/300(0%)
Total PLLs	0/4(0%)

FIGURE 8.4 – Le r sultat de compilation pour la for êt

Le temps de calcul pour une seule ligne de donn ée de test est trente-trois cycles d'horloge.

La précision ne dépend pas de notre architecture mais du fichier d'arbre, c'est à dire d'algorithme d'arbre de décision flou. Dans le fichier de test, les premières cinquante lignes sont à Class1, et les restes sont à Class2. Après le calcul de notre architecture, pour 'arbre1' nous avons trouvé que le taux correct pour Class1 est 44% et 46% pour Class2. Ce qui signifie au total pour 'arbre1' on obtient un taux correct de 45%. Pour 'arbre2', le taux correct pour Class1 est 64% et 50% pour Class2. Ce qui fait 57% au total. Pour 'forêt', le taux correct pour Class1 est 54% et 46% pour Class2. Ce qui fait un taux de 50% au total.

En fin, nous avons reli éles sorties de for êt avec les leds sur la carte DE2-70 pour afficher les pourcentages calcul és.

Conclusion

Nous avons implémenté avec succès l'algorithme d'arbre de décision flou sur la carte FPGA. Nous avons également test éle fonctionnement de toutes les parties dans la simulation. Par la suite, nous les avons reli ées ensemble, et test é avec le logiciel ModelSim-Altera, enfin nous les avons implément ées sur la carte Altera DE2-70. En outre, nous avons réussi à générer les codes VHDL à partir des fichiers d'arbres. Par conséquent, nous arrivons automatiquement à générer notre architecture avec les différents param ètres.

Faute de temps, nous n'avons pas pu trouver une solution pour traiter les données brutes et obtenir les valeurs d'attribut sur la carte. Aussi, suite au projet, nous pouvons implémenter l'arbre de décision flou avec le microprocesseur NIOS. Pour aller plus loin nous pouvons comparer les deux méhodes dans le but d'aboutir àune meilleure solution.

Bibliographie

- [1] Watson D, Clark LA. On traits and temperament: General and specific factors of emotional experience and their relation to the five-factor model. Journal of Personality 1992; 60: 441-476, 1992.
- [2] Petropoulou H. Profil émotionnel et cognitif au d'ébut de la sclérose en plaques: effets différentiels des émotions sur les performances cognitives. Psychologie. Vol Ph. D. Paris VIII, 2006.
- [3] Tcherkassof, A. Les émotions et leurs expressions. Grenoble, France : Presses Universitaires de Grenoble, 2008.
- [4] Sander, D. and Scherer, K. R. Traitéde psychologie des émotions. Psycho Sup. Éditions Dunod, Paris, France, 2009.
- [5] Lazarus, R. S. Thoughts on the relations between emotion and cognition. The American Psychologist, 37, 1019-1024, 1982.
- [6] Scherer, K.R. On the nature and function of emotion: a component process approach. Approaches to emotion. NJ: Erlbaum, Hillsdale, K.R. scherer and P. Ekman (eds.) edition, 1984.
- [7] Picard R.W. Affective computing. MIT press, 1997.
- [8] Aur die, C. Indicateurs dectrodermaux de la discrimination de sc ènes naturelles dans un contexte de conduite automobile : interaction perception et fonctions ex écutives, LPNC, 2007.
- [9] Jones, S. A. M.S Ed, MHA, EMT-P, ECG NOTES INTERPRETATION AND MANAGEMENT GUIDE, F. A. Davis Company, Philadelphia, USA, 2005.
- [10] Einthoven W. Le t d écardiogramme. Arch Int de Physiol 1906;4:132-164 (translated into English. Am Heart J 1957;53:602-615, 1906.
- [11] Wilson FN, Johnston FD, Macleod AG, Barker PS. Electrocardiograms that represent the potential variations of a single electrode. Am. Heart J. 9: 447-71, 1934.
- [12] Wilson FN, Johnston FD, Rosenbaum FF, Erlanger H, Kossmann CE, Hecht H, Cotrim N, Menezes de Olivieira R, Scarsi R, Barker PS. The precordial electrocardiogram. Am. Heart J. 27: 19-85, 1944.
- [13] Baud, L. Physiologie respiratoire. La ventilation, 2003.
- [14] Cornu gols A., Miclet L. Apprentissage Artificiel, concepts et algorithmes. Eyrolles, 2002.
- [15] http://fr.wikipedia.org/wiki/For%C3%AAt_d%27arbres_d%C3%A9cisionnels
- [16] Kleinginna, P.R., Kleinginna, A.M. A categorized list of emotion definitions with suggestions for a consensual definition. Motiv. Emotion, 5: 345-379, 1981.

- [17] Orero, J. O., Levillain, F., Damez-Fontaine, M., Rifqi, M., Bouchon-Meunier, B. Assessing gameplay emotions from physiological signals: A fuzzy decision trees based model. In: International Conference on Kansei Engineering and Emotion Research. 2010.
- [18] Levillain, F., Orero, J. O., Rifqi, M., Bouchon-Meunier, B., 2010. Characterizing player's experience from physiological signals using fuzzy decision trees. In: IEEE Conference on Computational Intelligence and Games.
- [19] http://stielec.ac-aix-marseille.fr/cours/abati/rs232.htm