



Conception d'une architecture embarquée adaptable pour le déploiement d'applications d'interface cerveau machine

Kais Belwafi

► To cite this version:

Kais Belwafi. Conception d'une architecture embarquée adaptable pour le déploiement d'applications d'interface cerveau machine. Interface homme-machine [cs.HC]. Université de Cergy Pontoise; Ecole Nationale d'Ingénieurs de Sousse (Tunisie), 2017. Français. NNT : 2017CERG0896 . tel-01778144

HAL Id: tel-01778144

<https://theses.hal.science/tel-01778144>

Submitted on 25 Apr 2018

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

THÈSE

En vue de l'obtention du

**DOCTORAT DE L'UNIVERSITÉ DE
CERGY-PONTOISE ET DE L'UNIVERSITÉ DE SOUSSE**

Délivré par : *École Doctorale Sciences et Ingénierie de l'Université de Cergy-Pontoise*
Cotutelle internationale avec l'*École Nationale d'Ingénieurs de Sousse de l'Université de Sousse*

Présentée et soutenue le (28/09/2017) par :

KAIS BELWAFI

**Conception d'une architecture embarquée adaptable pour le
déploiement des applications d'interface cerveau machine**

JURY

FRANÇOIS CABESTAING	Professeur d'Université de Lille 1	Rapporteur
RACHED TOURKI	Professeur d'Université de Monastir	Rapporteur
DANIEL CHILLET	Professeur d'Université de Rennes 1	Examineur
ANDREA PINNA	MCF d'Université de Pierre et Marie Curie	Examineur
FAKHREDDINE GHAFARI	MCF d'Université de Cergy Pontoise	Encadrant de thèse
OLIVIER ROMAIN	Professeur d'Université de Cergy Pontoise	Directeur de thèse
RIDHA DJEMAL	Professeur d'Université de Sousse	Directeur de thèse
BOURAOU OUNI	MCF d'Université de Sousse	Directeur de thèse

À mes parents,
À ma famille,
À tous ceux qui me tiennent à cœur.

Remerciements

J'aimerais tout d'abord remercier mes rapporteurs Monsieur François Cabestaing et Monsieur Rached Tourki pour m'avoir fait l'honneur d'évaluer mes travaux de recherche, et pour leurs remarques qui me permettront d'améliorer ce manuscrit. Merci également à Monsieur Daniel Chillet et Monsieur Andrea Pinna pour l'honneur qu'ils me font de participer à mon jury de thèse.

Je tiens à remercier mes directeurs de thèse Pr Ridha Djemal, Pr Olivier Romain et MC Bouraoui Ouni, pour leurs encadrements et leurs suivis tout au long de cette thèse. Je leur exprime ma profonde gratitude pour les idées dont ils m'ont fait part et leurs encouragements qu'ils m'ont prodigués tout au long de mon travail.

Je tiens également à exprimer ma profonde gratitude à MC. Fakhreddine Ghaffari pour sa gentillesse et sa patience qu'il a manifesté à mon égard durant cette thèse, pour ses conseils, pour l'hospitalité dont il a fait preuve envers moi lors des séjours que j'ai effectués à Cergy-Pontoise.

Je remercie Monsieur Mathias Quoy, directeur du laboratoire ETIS, ainsi que Monsieur Mohamed Attri directeur du laboratoire de micro-électronique de Monastir, pour m'avoir accueilli au sein de ces entités, et pour les conseils.

Je remercie tous ceux sans qui cette thèse ne serait pas ce qu'elle est, aussi bien par les discussions, leurs suggestions ou contributions. Je pense ici en particulier à Monsieur Gannouni Sofien, Monsieur Mohamed Dogui et Monsieur Saleh Alshebeli.

J'aimerais aussi remercier des personnes de grandes importances dans ma vie, qui m'ont accompagné tout le temps. Je pense particulièrement à mon père Jilani, ma mère Romdhana, ma femme Sawsen, mes frères (Anoir, Jamel, Zied, Bechir), ma sœur Mouna et mes amis surtout Soussi Ali. Je vous remercie tous.

Ces remerciements ne peuvent s'achever, sans une pensée pour mes chères enfants Kacem et le petit Kosay qui ont pu supporter mon éloignement. Enfin, mes remerciements vont aussi à tous ceux qui ont participé plus ou moins indirectement au bon déroulement de ma thèse. Je pense évidemment à mon oncle Moustpha, Noureddine, Ramzi, Issam, Adel.

Communications durant la thèse

Journaux

Kais Belwafi, Fakhreddine Ghaffari, Ridha Djemal and Olivier Romain. 10/2016. « A Hardware/Software Prototype of EEG-based BCI System for Home Device Control » In Journal of Signal Processing Systems, Springer Nature, 229, 88, 1-17, DOI : 10.1007/s11265-016-1192-8.

Conférences internationales avec comité de lecture et publication des actes

Kais Belwafi, Ridha Djemal, Ghaffari Fakhreddine, Olivier Romain, Bouraoui Ouni and Sofien Gannouni. 02/2016. « Online Adaptive Filters to Classify Left and Right Hand Motor Imagery » In Proceedings of the 9th International Joint Conference on Biomedical Engineering Systems and Technologies, Volume 4 : Smart-BIODEV, 335-339, 2016, Rome, Italy.

Kais Belwafi, Fakhreddine Ghaffari, Olivier Romain and Ridha Djemal. 09/2014. « An embedded implementation of home devices control system based on brain computer interface » In 26th International Conference on Microelectronics (ICM), Qatar.

Kais Belwafi, Ridha Djemal, Fakhreddine Ghaffari and Olivier Romain. 09/2014. « An adaptive EEG filtering approach to maximize the classification accuracy in motor imagery » In IEEE Symposium on Computational Intelligence, Cognitive Algorithms, Mind, and Brain (CCMB), Orlando, FL, USA.

Table des matières

Remerciements	iii
Communications durant la thèse	v
Index des figures	xi
Index des tableaux	xiv
Table des sigles et acronymes	xv
Introduction	1
1 Interfaces Cerveau-Machine : concepts généraux	5
1.1 Les signaux EEG	6
1.2 Les techniques d'acquisition des signaux EEG	7
1.3 L'architecture générique d'un système d'interface cerveau-machine	17
1.4 L'interface applicative	29
1.5 Les outils libres de conception et de test	31
1.6 Exemples des systèmes ICMs les plus représentatifs	32
1.7 Synthèse	32
1.8 Conclusion	33
2 Problématique, état de l'art et approche de conception des ICMs	35
2.1 État de l'art	36
2.2 Problématiques	45
2.3 Méthodologie	47
2.4 Conclusion	49

3	Proposition d’une architecture générique de la chaine ICM	51
3.1	Les spécifications du système ICM	52
3.2	Simulation fonctionnelle de l’application domestique	52
3.3	L’étude de l’effet de la variation du RSB sur la précision du système	60
3.4	Application aux signaux EEG	62
3.5	Application du filtrage dynamique aux signaux sensorimoteurs EEG	65
3.6	Conclusion	73
4	La solution embarquée du système ICM de commande des équipements domestiques	75
4.1	Les architectures systèmes	76
4.2	La méthodologie de conception des architectures systèmes	77
4.3	Implémentation de notre application à base de filtre adaptatif	79
4.4	Implémentation de notre application à base de la technique de filtrage dynamique	88
4.5	Validation en ligne de l’architecture de l’ICM	91
4.6	Conclusion	95
5	Évaluation et analyse des performances du système de contrôle des équipements domestiques	97
5.1	La validation hors-ligne des systèmes ICM à différents niveaux d’abstraction .	98
5.2	La validation en ligne des systèmes ICM à différents niveaux d’abstraction . .	112
5.3	Synthèse et comparaison des performances du système ICM avec les différentes approches de filtrage	115
5.4	conclusion	116
	Conclusion	119

Index des figures

1.1	Moyenne de différentes bandes de fréquence dans un ensemble de trial [DLSM10]	7
1.2	Le système de localisation et les aires corticales liées aux différents mouvements.	8
1.3	Les techniques d'acquisition directes et indirectes des signaux EEG	10
1.4	Flot d'enregistrement des signaux EEG dans le système synchrone [Nae+06] .	10
1.5	La réponse (PEV damier) recueillie en regard du lobe gauche et droit [Rig10]	12
1.6	La méthode d'enregistrement et tracé de PEA [ABVC10]	13
1.7	Potentiels évoqués somesthésiques [Lef05]	13
1.8	Tracés de la variation SCPS pour un patient paralysé [Bir+00].	15
1.9	Le DLE/SLE d'un sujet qui pense à bouger ses mains	16
1.10	Les étapes du traitement d'un système à base d'une ICM [DLSM10].	17
1.11	Les blocs du système d'acquisition [DLSM10]	18
1.12	Un exemple de trials pris de chaque base de données	19
1.13	Décomposition d'un trial en sinusoïde en utilisant la transformée de Fourier .	22
1.14	Fonction mère d'ondelette	23
1.15	Le gabarit d'un filtre RII	24
1.16	Principe de fonctionnement d'un filtre adaptatif	25
1.17	Les interfaces des communications palliatives	31
2.1	Les interfaces des applications domestiques	38
2.2	Les interfaces des applications domestiques à base des signaux SSVEP	39
2.3	Un système de commande des équipements domestiques par des signaux hybrides	40
2.4	Les interfaces des applications domestiques à base des signaux de type SMR	40
2.5	Niveau de consommation des systèmes de traitement	44
2.6	Problématique	46

2.7	Méthodologie de conception de notre application	47
3.1	La première chaine Matlab de traitement de l'application domestique	57
3.2	Performance du système en fonction de rapport RSB	61
3.3	Chaine EEG utilisant le principe du filtrage adaptatif	64
3.4	L'ordre de filtre en fonction du rapport RSB	64
3.5	Le bloc diagramme de la chaine ICM pour le contrôle des équipements domestiques à base de la technique de filtrage dynamique (WOLA)	66
3.6	Le bloc d'analyse du filtre WOLA	67
3.7	Effet de variation des bandes de fréquences sur la performance du système . .	68
3.8	Le principe de sélection des composants fréquentiels avec WOLA	71
3.9	Exemple d'un trial filtré avec la technique WOLA	72
3.10	Un exemple des cartographies représentant le DLE/SLE après le filtrage . . .	73
4.1	Le flot de conception d'un système ICM embarqué	78
4.2	La précision du système à base de la solution logicielle pure en C	81
4.3	L'architecture du SOPC proposée pour la solution logicielle embarquée	82
4.4	Les couches physique de l'application visée	83
4.5	La procédure de compilation de bibliothèque GSL	84
4.6	Le protocole de communication entre les modules de filtrage et le Nios-II . .	86
4.7	L'architecture système de l'application à base de la solution conjointe	87
4.8	Le processus de filtrage des signaux EEG par les coprocesseurs	87
4.9	L'architecture interne de module de filtrage	88
4.10	L'architecture interne de multiplicateur embarqué [Alt17]	89
4.11	Les précisions du système à base de la solution purement logicielle pour le filtrage dynamique	90
4.12	Architecture du coprocesseur de fenêtrage du filtre WOLA	92
4.13	Le SOPC du système domestique à base de filtre dynamique	92

4.14	La localisation des électrodes selon le standard 10-20	93
4.15	L'interface de communication proposée entre l'outil Matlab et la carte d'acquisition openBCI	94
4.16	L'environnement de test du système ICM	95
4.17	L'interfaçage de la carte d'acquisition avec le SoPC de l'application	95
5.1	Le placement des électrodes des bases de données	101
5.2	La meilleure précision du système ICM et le meilleur rapport RSB correspondant pour le sujet <i>S1</i>	105
5.3	La performance du système à base de filtre dynamique WOLA en temps réel	111
5.4	L'interconnexion du système ICM de bout-en-bout	113
5.5	Les précisions de tous les sujets en fonction de la technique de filtrage employée	115

Index des tableaux

1.1	Résumé des méthodes d'extraction des caractéristiques	28
1.2	Les classifieurs les plus utilisés avec leurs propriétés	30
2.1	Des exemples des applications domestiques à base des signaux de type P300 .	37
2.2	Des exemples des applications domestiques à base des signaux de type SSVEP	38
2.3	Des exemples des applications domestiques à base des techniques hybrides . .	39
2.4	Des exemples des applications domestiques à base des signaux de type SMR .	41
2.5	Évaluation des systèmes existants en fonction de plusieurs critères	45
3.1	Les meilleures architectures retenues par la compétition IIa	54
3.2	Effet de variation de k-fold sur la précision de classifieur LDA	54
3.3	La précision de la classification pour les différentes techniques d'extraction des caractéristiques	55
3.4	Propriété des classifieurs utilisés	56
3.5	L'effet des algorithmes de classification sur la performance du système	57
3.6	Résultats de précision pour chaque sujet.	62
3.7	Meilleure bande de fréquence pour chaque sujet	68
4.1	Le temps de discrimination d'un trial en utilisant les différentes versions d'implémentation (en ms)	85
4.2	Le temps de traitement d'un trial en fonction de nombre des canaux (en ms)	85
5.1	La matrice de confusion	99
5.2	Le classement des ICMs selon le taux de Kappa	100
5.3	La performance du système pour différentes techniques d'extraction des caractéristiques et différentes techniques de filtrage	104
5.4	La précision du système par sujet pour les différents types des filtres	106

5.5	Résumé des paramètres optimaux du filtre et de la précision pour différents sujets	107
5.6	Comparaison de performances de notre système par rapport à d'autres solutions existantes dans la littérature [Yua+13]	107
5.7	Résultats de synthèse de la solution logicielle embarquée	108
5.8	Résultats de synthèse de la solution embarquée conjointe	109
5.9	Les résultats des précisions de filtre dynamique WOLA	110
5.10	L'occupation des ressources sur le FPGA par l'application à base de filtre dynamique WOLA	111
5.11	Les précisions du système à base de filtre adaptatif selon l'approche en ligne .	114
5.12	Les résultats de précision du système à base du filtrage dynamique selon l'approche en ligne	114

Sigles et acronymes

AAR	<i>Adaptive AutoRegressive</i>
ABA	<i>Atténuation en Bande Atténuée</i>
ABP	<i>Atténuation en Bande Passante</i>
ADC	<i>Analogic to Digital Converter</i>
AgCl	<i>Chlorure d'Argent</i>
ANFN	<i>Adaptive Neural Fuzzy Network</i>
ANN	<i>Artificial Neural Network</i>
ANOVA	<i>ANalysis Of VAriance</i>
ApEn	<i>Approximated Entropy</i>
AR	<i>Auto-Regressive</i>
ARA	<i>Auto-Regressive Adaptatif</i>
ARBF	<i>Adaptive Recursive Band-pass Filter</i>
AWD	<i>Average Weighted Degree</i>
BP	<i>Band Power</i>
BSP	<i>Board Support Package</i>
CAR	<i>Common Average Reference</i>
CCA	<i>Canonical Correlation Analysis</i>
CDA	<i>Canonical Discriminant Analysis</i>
CF	<i>Cognitive Fréquentiel</i>
CMRR	<i>Common-Mode-Rejection Ratio</i>
CSD	<i>Current Source Density</i>
CSP	<i>Common Spatial Pattern</i>
DAL	<i>Dual-Augmented Lagrangian</i>
DFA	<i>Discriminant Function Analysis</i>
DLE	<i>Désynchronisation Liée à un Événement</i>
DMA	<i>Direct Memory Access</i>
DTCWT	<i>Dual-Tree Complex Wavelet</i>
DWT	<i>Discrete Wavelet Transform</i>
EA	<i>Envelope Analysis</i>
EBS	<i>Extensible BioSignal</i>
ECOG	<i>ElectroCorticoGraphie</i>
EDF	<i>European Data Format</i>

EEG	<i>ÉlectroEncéphaloGraphie</i>
EMD	<i>Empirical Mode Decomposition</i>
EoG	<i>ElectrooculoGrams</i>
ERP	<i>Event Related Potentials</i>
EV	<i>Environnements Virtuels</i>
FF	<i>Focus Feature</i>
FFT	<i>Fast Fourier Transform</i>
GCC	<i>GNU Compiler Connection</i>
GDF	<i>General Data Format</i>
GHFDS	<i>Generalized Higuchi Fractal Dimension Spectrum</i>
GNU	<i>General Public License</i>
GSL	<i>GNU Scientific Librairie</i>
HAL	<i>Hardware Abstraction Layer</i>
HDL	<i>High Description Language</i>
HSD	<i>Harmonic Sum Decision</i>
HMM	<i>Hidden Markov Modelling</i>
ICA	<i>Independent Component Analysis</i>
ICM	<i>Interface Cerveau-Machine</i>
IFFT	<i>Inverse Fast Fourier Transform</i>
IP	<i>Intellectual Property</i>
IRMf	<i>Imagerie par Résonance Magnétique Fonctionnelle</i>
ITR	<i>Information Transfer Rate</i>
JS	<i>Jumpwise Selection</i>
JTAG	<i>Joint Test Action Group</i>
KNN	<i>k-Nearest Neighbors</i>
LDA	<i>Linear Discriminant Analysis</i>
LMS	<i>Least Mean Square</i>
LPVG	<i>Limited Penetrable Visibility Graph</i>
LR	<i>Linear Regression</i>
MAT	<i>format MATlab</i>
MD	<i>Mahalanobis Distance</i>
MMSE	<i>Mini Mental State Examination</i>
MSE	<i>Mean Square Error</i>
MTCSP	<i>Multi-Taper Common Spatial Pattern</i>
NC	<i>Neurological Control</i>
NNE	<i>Neural Network Ensemble</i>

NDTF	<i>Normalized Directed Transfer Function</i>
NTSPP	<i>Neural Time Series Prediction Preprocessing</i>
OVR	<i>One Versus the Rest</i>
PCA	<i>Principles Component Analysis</i>
PE	<i>Potentiels Evoqués</i>
PEA	<i>Potentiels Evoqués Auditif</i>
PEAP	<i>Potentiels Evoqués Auditif Précoces</i>
PEL	<i>Potentiels Evoqués Laser</i>
PEM	<i>Potentiels Evoqués Moteurs</i>
PES	<i>Potentiels Evoqués Somesthésiques</i>
PEV	<i>Potentiels Evoqués Visuels</i>
PFA	<i>Probabilité de Fausse Alarme</i>
PLL	<i>Phase Locked Loop</i>
PS	<i>Potentiels Spontanés</i>
PSD	<i>Power Spectrum Density</i>
PSN	<i>Phase Space Network</i>
PSNR	<i>Peak Signal-to-Noise Ratio</i>
RAM	<i>Random Access Memory</i>
RCSP	<i>Regularizing Common Spatial Pattern</i>
RF	<i>Randon Forest</i>
RIF	<i>Réponse Impulsionnelle Finie</i>
RII	<i>Réponse Impulsionnelle Infinie</i>
RLS	<i>Recursive Mean Square</i>
ROC	<i>Receiver Operating Characteristics</i>
RSB	<i>Rapport Signal Bruit</i>
RTL	<i>Register-Transfer Level</i>
RTOS	<i>Real Time Operating System</i>
SC	<i>Source Component</i>
SCPS	<i>Slow Cortical Potential Shifts</i>
SFFS	<i>Sequential Forward Feature Selection</i>
SFFT	<i>Short Fast Fourier Transform</i>
SLE	<i>Synchronisation Liée à un Événement</i>
SMR	<i>Sensory Motor Rythm</i>
SNEO	<i>Smoothed Nonlinear Energy Operator</i>
SoC	<i>System on Chip</i>
SSVER	<i>Steady State Visual Evoked Responses</i>

STD	<i>STandard Deviation</i>
SVM	<i>Support Vector Machine</i>
SWLDA	<i>StepWise Linear Discriminant Analysis</i>
TS	<i>Timing Segment</i>
TFR	<i>Time Frequency Regression</i>
USB	<i>Universal Serial Bus</i>
VHDL	<i>Very High Description Language</i>
VG	<i>Visibility Graph</i>
VR	<i>Virtual Reality</i>
WOLA	<i>Weighted OverLap-Add</i>

Introduction

Avec l'accroissement des potentialités offertes par la compréhension des phénomènes physiques qui se produisent au niveau du cerveau ainsi que les progrès technologiques, il est maintenant possible de concevoir des systèmes de traitement des signaux ÉlectroEncéphaloGraphie (EEG) permettant de prédire les éventuels mouvements de l'homme. De tels systèmes sont connus aujourd'hui par les interfaces-cerveau machine (ICM ou en anglais BCI (Brain computer Interface)). Ces ICMs permettent aux utilisateurs, qui ont généralement des problèmes neurologiques, dus par exemple à un Accident Vasculaire Cérébral (AVC), de communiquer avec leurs environnements sans solliciter les nerfs périphériques ou les muscles auxquels ils sont reliés. Aussi, ces systèmes ne sont pas exclusivement dédiés aux personnes qui ont des déficiences neurologiques, mais ils peuvent être également utilisés par les neurologues pour analyser les pathologies liées au cerveau. À titre d'exemples, on trouve des systèmes ICMs conçus pour le diagnostic de : l'épilepsie, les troubles de déficit de l'attention (TDAH), l'autisme, les lésions cérébrales traumatiques, les troubles de stress post-traumatique, l'insomnie, la maladie d'Alzheimer, etc. En outre, ces ICMs sont très utilisés dans le domaine de contrôle à savoir le contrôle des équipements domestiques, la commande et le contrôle des jeux vidéo, le contrôle des robots, etc.

Même si le principe de fonctionnement de base des interfaces cerveaux machines est assez simple, sa mise en œuvre sous forme d'un système opérationnel demeure assez délicate et relativement complexe. En effet, le principe de fonctionnement des ICMs repose sur la mesure de l'activité neuronale effectuée via des électrodes contrôlées par le système d'acquisition des signaux EEG. Les enregistrements de ces signaux sont toujours accompagnés par des interférences et des artefacts, ce qui nécessite l'ajout d'un étage de filtrage dont l'objectif est de ne garder que les informations utiles liées aux mouvements des membres inférieurs et supérieurs. De plus, vu la taille importante des signaux EEG acquis ainsi que la présence d'une forte redondance des informations, il est nécessaire d'utiliser un second étage d'extraction des caractéristiques permettant de réduire la taille des signaux tout en gardant les informations statistiquement discriminatives. Les signaux caractéristiques extraits sont ensuite classifiés afin d'estimer la classe de chaque essai (trial). Généralement, le défi principal de conception des architectures ICMs se situe au niveau du choix des techniques de traitement les plus appropriées permettant de supprimer les artefacts efficacement et de classer ces signaux tout en maximisant les performances du système en termes de précision. Les concepteurs des systèmes ICM tirent profit des expertises acquises dans les systèmes de traitement de signaux non stationnaires tout en les combinant avec les techniques d'intelligence artificielle afin de répondre aux besoins de ces applications. Cependant, les performances de tels systèmes restent dépendantes de techniques et de l'intelligence utilisées.

Par ailleurs, la conception des systèmes ICM dédiés au contrôle des équipements domestiques requiert l'utilisation des architectures embarquées visant à proposer un produit bon marché, de faible consommation et facile à utiliser et à configurer. Les solutions architecturales

à base des circuits programmables de type FPGA représentent un bon choix pour ce genre d'applications. Plusieurs options de conception peuvent être appliquées lors de l'exploration architecturale afin de respecter les contraintes systèmes de l'application ICM en question. Parmi ces options nous citons le parallélisme de traitement, la haute précision dans les calculs en virgule flottante, l'utilisation des accélérateurs matériels, etc. Les solutions traditionnelles de traitement numérique des signaux s'articulent autour de trois alternatives à savoir :

- La solution logicielle embarquée : dans ce flux de conception, l'application est définie comme un code logiciel embarqué, s'exécutant sur des cartes embarquées à base des processeurs. Cette solution nécessite une conception du système matériel intégré avec un environnement de développement logiciel complet. Si l'adéquation entre l'architecture cible et le logiciel embarqué est bien menée pour satisfaire les spécifications systèmes par rapport à l'application, cette solution devient très intéressante car elle permet de réaliser rapidement un prototypage virtuel de notre application dans un délai et un coût assez court. Dans ce cas la contrainte temporelle est relâchée puisqu'une telle solution ne permet pas en général de réduire les délais de bout en bout.
- La solution conjointe HW/SW : elle consiste à combiner les composants matériels et logiciels en utilisant la méthodologie de conception conjointe pour répondre aux contraintes temporelles qui ne peuvent être satisfaites par la première solution. Dans ce cas, de nombreuses solutions peuvent être appliquées à l'aide de la logique câblée, l'approche d'utilisation des instructions logiques personnalisées et des accélérateurs matériels pour les fonctions critiques. Le temps de traitement des signaux par cette architecture est assez court par rapport la solution précédente. Au contraire, l'occupation des ressources matérielles de cette architecture est plus importante et le temps de prototypage ainsi que le coût vont être augmentés également.
- La solution matérielle pure : il s'agit de développer l'application à l'aide d'un langage de description matériel (HDL : Hardware Description Language) de type VHDL (Very High Description Language) ou Verilog au niveau transfert entre registre (RTL) sous forme d'IPs (Propriété intellectuelle). Cette approche peut être utilisée lorsque les contraintes de temps sont très sévères et où toutes les solutions précédentes ne répondent pas à ces exigences. Dans ce cas, les IPs exécutent toute la chaîne de traitement des signaux commençant par l'acquisition jusqu'à la classification des trials. Le temps d'obtention du prototype est relativement important et le coût et la complexité architecturale augmentent considérablement par rapport aux deux solutions précédentes.

La mise en œuvre des systèmes embarqués basés sur le traitement des signaux EEG pour le contrôle des équipements nécessite le développement de toute une chaîne d'algorithmes de traitement de signaux non stationnaires. Ces techniques se placent à trois niveaux complémentaires qui sont :

- La phase de prétraitement intégrant des techniques de filtrage de type RIF ou RII, FFT, etc.
- La phase d'extraction des caractéristiques faisant appel à des techniques de types CSP, DWT, FFT, etc.
- La phase de classification se basant sur des techniques de type LDP, SVM, KNN, ANN, etc.

En passant d’une application à une autre, comme par exemple du contrôle des équipements domestiques au diagnostic de l’autisme, la chaîne de traitement garde la même structure sauf que les techniques changent en fonction de l’application. Dans ce contexte, nous avons mené une étude bibliographique d’expertise en vue d’identifier les meilleures associations entre ces différentes techniques pour une application donnée. Ensuite, nous avons procédé à une première expérimentation de l’ensemble des algorithmes en se servant des Frameworks existants comme le BCI-lab ainsi que l’environnement Matlab intégrant la bibliothèque de BioSig. À travers cette exploration architecturale et au vu des résultats des simulations, nous avons retenu la combinaison la plus appropriée de techniques de filtrage, d’extraction des caractéristiques et de classification. Il s’agit du triplet : filtre RII de type Butterworth d’ordre 4 pour le prétraitement, la technique CSP (Common Spatial Pattern) pour l’extraction des caractéristiques ainsi que la technique LDA (Linear Discriminant Analysis) pour la classification. En menant une évaluation approfondie sur plusieurs benchmarks des bases de données des signaux EEG, nous avons remarqué que la précision de classification fluctue d’un sujet à un autre vers la baisse entraînant une dégradation des performances globales du système en question. Cette baisse est probablement liée à la présence des bruits et des interférences et aux effets émotionnels de sujets. Ceci nous a amené à réétudier la partie prétraitement en explorant d’autres techniques de filtrage dites adaptative et dynamiques visant à maximiser les performances tout en octroyant une implémentation embarquée simple et à faible consommation. Ainsi, des techniques originales ont été intégrées dans la chaîne ICM et une exploration architecturale des systèmes embarqués a été menée selon les approches préalablement présentées. Enfin nous avons proposé une solution de bout en bout validée sur des benchmarks existants et offrant des résultats meilleurs que ceux publiés dans la littérature. Une validation sur des données réelles dites en ligne a été également conduite afin de tester le système complet intégrant la partie acquisition avec l’architecture de traitement des signaux et la génération des commandes proprement dites.

La suite de ce manuscrit est organisée comme suit : Le premier chapitre présente les concepts généraux des interfaces cerveau machines ICMs ainsi que les techniques de traitement des signaux EEG en rapport avec notre domaine d’application. De plus nous avons passé en revue les principaux Frameworks utilisés pour la validation et le test des systèmes ICM. Le deuxième chapitre est dédié à la présentation de la problématique de la thèse qui s’articule autour de trois points principaux à savoir : la définition de la chaîne de traitement la plus appropriée pour la classification des signaux sensorimotrices dans un contexte d’embarquabilité, la satisfaction de la contrainte de robustesse et d’adaptabilité ainsi que la proposition d’une plateforme embarquée de faible consommation et un coût réduit. Ce chapitre présente aussi un état de l’art approfondi par rapport à notre problématique tout en mettant l’accent sur les applications existantes dans la littérature pour chaque domaine ainsi que les techniques de traitement des signaux EEG qu’elles intègrent. Le troisième chapitre est alors consacré à la présentation des différents résultats de l’exploration architecturale menée tout au long de ces travaux de thèse tout en mettant l’accent sur les techniques de filtrage et leurs influences sur la précision du système. En effet, notre contribution à ce niveau consiste à proposer deux approches de filtrage à savoir : le filtrage adaptatif ainsi que le filtrage dynamique basé sur la technique WOLA (Weighted OverLap and Add). La première méthode a permis de choisir les bons paramètres des filtres afin de maximiser les performances en terme de classification. Vu

que cette approche est gourmande en ressources matérielles du FPGA et en consommation, la méthode de filtrage dynamique à base de la technique WOLA a été proposée comme nouvelle alternative permettant de choisir les spectres fréquentiels contenant les informations utiles en se basant sur l'analyse des activités rythmiques de DLE/SLE (Désynchronisation liée à un événement/ Synchronisation liée à un événement). Quant au quatrième chapitre, il présente les différentes architectures systèmes qui peuvent être utilisées pour l'application ICM ainsi que la méthodologie à suivre afin de mener les explorations architecturales qui s'imposent. Deux solutions architecturales conjointes (logicielle/matérielle) ont été proposées dont la première à base du filtrage adaptatif alors que la seconde fait appel au filtrage dynamique. Les deux solutions architecturales partagent les mêmes blocs d'extraction des caractéristiques et de classification qui sont exécutés par le processeur Nios-II. Ainsi, les deux blocs de filtrage, qui représentent la partie critique de la chaîne, sont implémentés sous formes des coprocesseurs (IPs) offrant un parallélisme de traitement au niveau de calculs, ce qui conduit à des performances supérieures par rapport à celles obtenues par des processeurs DSP. L'étape d'évaluation des performances des différentes architectures systèmes fait l'objet du chapitre 5. En effet, l'évaluation des performances des différentes implémentations a été menée en parallèle avec le processus de conception afin de respecter les spécifications du système ICM, présentées dans le chapitre 3. Enfin, la conclusion résume les travaux entrepris et présente les principaux résultats et les différentes perspectives de ces travaux de thèse.

Interfaces Cerveau-Machine : concepts généraux

Sommaire

1.1	Les signaux EEG	6
1.2	Les techniques d'acquisition des signaux EEG	7
1.2.1	Le système de localisation des électrodes (Système normalisé 10-20) . . .	8
1.2.2	Les différentes catégories d'acquisition	9
1.2.3	Les types de signaux utilisés pour contrôler les ICMs	11
1.3	L'architecture générique d'un système d'interface cerveau-machine .	17
1.3.1	L'acquisition	18
1.3.2	Le prétraitement des signaux EEG	20
1.3.3	L'extraction des caractéristiques des signaux EEG	26
1.3.4	Les techniques de classification	28
1.4	L'interface applicative	29
1.5	Les outils libres de conception et de test	31
1.6	Exemples des systèmes ICMs les plus représentatifs	32
1.7	Synthèse	32
1.8	Conclusion	33

Ce chapitre définit les concepts généraux des interfaces cerveau machine ICMs. Il s'agit de présenter les notions de base liées à l'analyse et aux traitements des signaux neurologiques. Une description des principaux systèmes d'acquisition est également présentée en revue, visant à montrer les techniques les plus appropriées pour l'acquisition des signaux ElectroEncéphalographie (EEG). Ensuite, une description de l'architecture générique d'une ICM contenant les principales étapes de fonctionnement est proposée. À travers l'étude bibliographique, nous avons reporté les principales applications dans le domaine du contrôle, des communications, du diagnostic des pathologies (d'autisme, d'épilepsie, etc.) ainsi que des jeux vidéos. Enfin, nous explorons quelques plateformes remarquables permettant d'évaluer et de valider les techniques appropriées à chaque application.

1.1 Les signaux EEG

Le signal EEG est un signal complexe non stationnaire dont sa génération est le résultat d'une interaction de plusieurs éléments du cerveau. L'origine des mesures des signaux EEG est essentiellement due à l'activité électrique des neurones. Ces courants sont de provenance extra-cellulaires ainsi que volumiques [GAR01]. Les courants extra-cellulaires ou dits courants primaires sont engendrés par le déplacement des particules chargées lors de l'ouverture des canaux ioniques au niveau du membrane qui diffère selon l'orientation des cellules. L'ouverture de ces canaux est provoquée essentiellement par la synapse lors de l'excitation des neurones. Les courants extra-cellulaires engendrent des courants secondaires dits courants volumiques afin de conserver la charge [DLSM10].

Les signaux EEG ont des propriétés statistiques dépendantes à la fois du temps, de la fréquence et de l'espace. En ce qui concerne les caractéristiques temporelles, l'évolution des signaux EEG est considérée non stationnaire. Toutefois, les signaux doivent être subdivisés en un ensemble d'époques (epoch) représentatives en termes d'informations utiles dont les propriétés statistiques sont plus ou moins constantes. La durée de ces époques varie d'un sujet à un autre, vu leur dépendance de leurs états émotionnels [DLSM10]. Quant aux caractéristiques fréquentielles, les signaux EEG présentent des activités rythmiques et arythmiques au sein du même enregistrement, signe de l'état normal ou anormal du sujet. Les fréquences mesurées dans un enregistrement varient d'une personne à une autre (selon l'âge, l'état émotionnel, somnolence, concentration, etc.). Les fréquences des signaux EEG se répartissent selon cinq grands rythmes cérébraux qui se distinguent essentiellement par leurs gammes de fréquences. Ces bandes de fréquence sont classées du faibles aux hautes fréquences comme suit : delta (δ), thêta (θ), alpha (α), bêta (β) et gamma (γ) [SC07]. Les variations de la fréquence dépendent aussi de la nature du mouvement ainsi que de l'organe qui est à l'origine du mouvement (bras, jambe, langue, etc).

- La bande delta se situe entre 0.5 et 4 Hz. Ces ondes sont associées à l'état de sommeil dit profond de l'adulte et chez les jeunes enfants.
- Les ondes thêta sont comprises entre 4 et 7,5 Hz. Ces ondes apparaissent lorsque le sujet se trouve dans un état intermédiaire entre la conscience et la somnolence. Cette gamme de fréquences est souvent accompagnée par d'autres fréquences liées aux éventuels efforts de réflexion et activités mentales.
- La bande alpha apparaît dans la région pariéto-occipitale du cerveau. Les fréquences de cette bande sont comprises entre 8 et 13 Hz et sont concentrées principalement autour de 10 Hz. En plus du rythme alpha classique du cortex visuel, il existe des activités rythmiques dans la même gamme de fréquence qui peuvent être enregistrées à partir du cortex somatosensoriel (appelé rythme mu de 8 à 10 Hz) et du cortex temporal (appelé le rythme tau de 10 à 13 Hz) [DLSM10]. Ces ondes apparaissent principalement lors de la fermeture des yeux, la détente, et disparaissent lors de l'ouverture des yeux. Ces ondes se manifestent aussi lorsque le sujet entend des sons inconnus, ou pendant l'anxiété ou encore lors de la concentration mentale ou de l'attention. Le rythme Alpha est le plus observé dans l'activité cérébrale du cerveau chez les adultes.
- Le rythme bêta représente l'activité électrique du cerveau dont le spectre se localise

entre 14 et 26 Hz. Ces ondes apparaissent principalement dans les régions frontales et centrales du cerveau. Cette bande est observée chez les adultes normaux éveillés et exécutant des activités mentales en résolvant des problèmes complexes. Lorsque l'acquisition se fait sur une personne dans un état de panique, l'amplitude des signaux de cette bande est à son niveau le plus haut, alors que si le sujet est dans un état normal l'amplitude ne dépasse guère 30 mV.

- Les fréquences supérieures à 30 Hz, représentent la bande gamma, parfois appelée bêta rapide. Les amplitudes de ces signaux sont très faibles, cependant leur détection permet de confirmer la présence de certaines maladies de cerveau. Souvent, ces ondes apparaissent à la suite d'un mouvement volontaire de l'un des organes [TBB99].

La figure 1.1 montre un exemple d'une analyse spectrale d'un signal EEG représentant la moyenne calculée sur un ensemble de 77 essais (trials) qui sont le résultat d'une activité d'imagination du mouvement de la main droite.

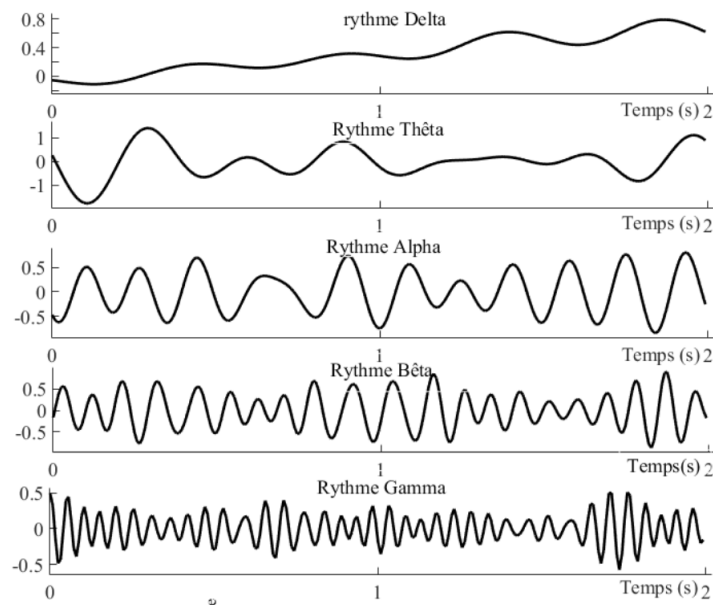


FIGURE 1.1 – Moyenne de différentes bandes de fréquence dans un ensemble de trial [DLSM10]

Les signaux EEG dépendent aussi de la position des électrodes lors de l'acquisition des signaux. En effet chaque action est activée par une partie bien définie du cerveau [Wol+02]. Cependant, il y a une forte interférence entre les signaux générés par les régions contiguës. Ce qui amène les chercheurs neurologistes à considérer toutes les électrodes durant l'opération d'acquisition pour obtenir le maximum d'information cérébrale dans les signaux EEG.

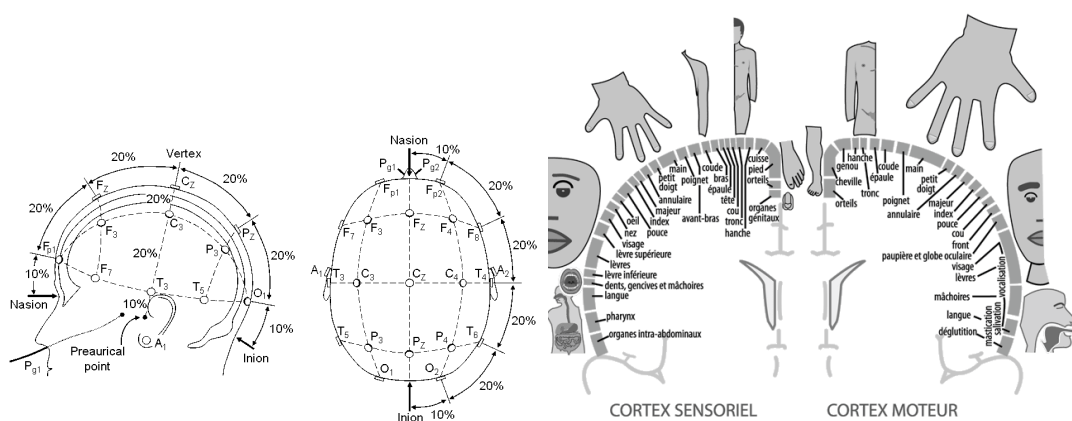
1.2 Les techniques d'acquisition des signaux EEG

L'acquisition des signaux EEG représente une étape très importante qui précède l'analyse et le traitement. En effet, l'interprétation précise de ces signaux n'est pas possible en absence

d'une connaissance approfondie des emplacements des électrodes sur le cuir chevelu. Les électrodes doivent être placées dans les régions où il y a une forte activité neuronale [Koe+07].

1.2.1 Le système de localisation des électrodes (Système normalisé 10-20)

La localisation des électrodes peut se faire manuellement ou en utilisant des appareils de placement dédiés. En effet, la méthode manuelle consiste à identifier manuellement la position des électrodes puis à calculer leurs coordonnées en 3D. Alors que la deuxième méthode calcule la position 3D des électrodes soit en utilisant des ondes électromagnétiques, acoustiques, ou à partir d'une analyse de la morphologie de la tête du patient. La localisation doit être précise, reproductible et peu onéreuse. Pour cela, la méthode manuelle est, souvent, la plus utilisée. Cette technique suppose que les électrodes EEG sont positionnées dans une configuration définie selon les systèmes internationaux 10-20 ou 10-10. Le système 10-20 est un système de localisation international proposé comme standard par la société Américaine de l'électroencéphalographie [Kle+99]. Le système décrit le placement des électrodes selon des positions bien définies le long de la surface de la tête. La figure 1.2a montre le positionnement des électrodes du système 10-20 où la surface de la tête est divisée en plusieurs régions. Chaque position, liée à une électrode sur le crâne, est déterminée par une lettre majuscule, pour identifier la région, suivie d'un nombre ou d'une petite lettre pour identifier l'emplacement de l'hémisphère. Les lettres F, T, C, P et O se réfèrent respectivement aux termes : Frontal, Temporal, Central, Pariétal et Occipital. Les numéros pairs (resp impairs) référencent l'hémisphère droit (resp gauche). Z indique que l'électrode est placée sur la ligne médiane. Les numéros 10 et 20 représentent les pourcentages des distances qui séparent deux électrodes adjacentes par rapport à la distance totale de l'inion (arrière) à la Nasion (devant) du crâne [Kle+99] (voir les pourcentages 10% et 20% sur la figure 1.2a).



(a) Représentation du système de localisation 10-20 [MP95]	(b) Cartographie des différents membres du corps sur le cortex moteur primaire[MC11].
---	--

FIGURE 1.2 – Le système de localisation et les aires corticales liées aux différents mouvements.

1.2.2 Les différentes catégories d'acquisition

1.2.2.1 Le Système d'acquisition direct/indirect

La technique d'acquisition dite directe consiste à implanter les capteurs au niveau de la surface de contact avec le cerveau par le biais d'une intervention chirurgicale assez délicate. Cette dernière, connue par la craniotomie, requiert l'ouverture du crâne ainsi que l'incision des différentes couches des membranes qui recouvrent le cerveau [GAP10]. Une fois les électrodes sont mises en contact direct avec les neurones, elles délivrent l'activité électrique post-synaptique et/ou les potentiels d'action émis sur l'axone du neurone [Bek+09]. Bien qu'elle est assez délicate, cette technique est caractérisée par une excellente qualité du signal, une très bonne résolution temporelle et une bande de fréquence assez large. De plus, la présence des bruits et des artefacts est réduite à son minimum. Le recours à cette technique d'acquisition est dictée par le besoin d'obtenir des mesures de potentiels cérébrales assez précises pour des applications de diagnostic des pathologies médicales comme l'Alzheimer, l'épilepsie et les troubles neuronales.

Quant à la méthode d'acquisition indirecte, connue aussi par la technique d'acquisition non-invasive, elle se contente de placer les capteurs sur le cuir chevelu pour enregistrer l'activité cérébrale produite suite à une imagination d'une tâche ou une exécution d'un mouvement donné [GAP10]. Cette méthode demeure la plus sollicitée par les systèmes d'acquisition depuis plusieurs décennies vu sa facilité d'application, son faible coût ainsi que l'absence d'intervention chirurgicale. De plus, elle est dotée d'une bonne résolution temporelle permettant de détecter le moindre changement au niveau des rythmes cérébraux. En revanche, la résolution spatiale ainsi que la gamme de fréquences obtenues par cette technique est limitée puisqu'elle est vulnérable à la présence d'artefacts (bruits et interférences entre des signaux provenant d'autres activités cérébrales non voulues). Pour augmenter la sensibilité de ces électrodes et améliorer la qualité des signaux EEG, un gel est appliqué entre les électrodes et le cuir chevelu (électrodes mouillées). De plus, l'application des techniques de filtrage et d'amplification ont rendu cette technique mieux adaptée pour un spectre assez large d'applications telles que : les ICMs, les applications de communication ainsi que les applications de diagnostic des pathologies médicales. La figure 1.3 présente une illustration de deux méthodes d'enregistrement directe et indirecte de l'activité électrique à partir des zones actives du cerveau.

1.2.2.2 Le système d'acquisition Synchrone/Asynchrone

La qualification du système d'acquisition à base d'ICMs est établie selon le paradigme de communication entre l'utilisateur et la machine. Ainsi, un système est dit synchrone lorsqu'il oblige son utilisateur à communiquer avec la machine durant des intervalles de temps bien définis [GAP10]. Ces intervalles de temps sont indiqués à l'utilisateur par des signaux visuels ou acoustiques. La figure 1.4 schématise le diagramme de temps utilisé dans la compétition "BCI-competition" pendant l'acquisition des signaux EEG [RG08]. Le processus d'enregistrement commence par un signal sonore, qui informe l'utilisateur du démarrage de la session d'enre-

gistroment. D'autres systèmes d'acquisition utilisent le clavier visuel pour aider l'utilisateur à suivre la synchronisation des différentes étapes d'enregistrement. L'utilisateur en question doit se préparer aux étapes suivantes d'enregistrements effectives qui durent 7.5 secondes. Durant cette période (trial), il est censé effectuer une tâche mentale liée au mouvement de la main droite ou gauche. L'utilisation de cette technique d'acquisition nécessite une phase d'apprentissage par ses utilisateurs.

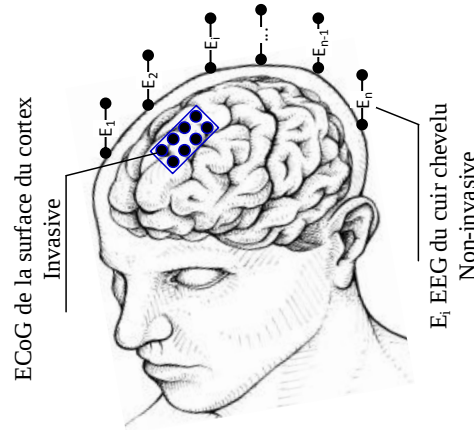


FIGURE 1.3 – Les techniques d'acquisition directes et indirectes des signaux EEG

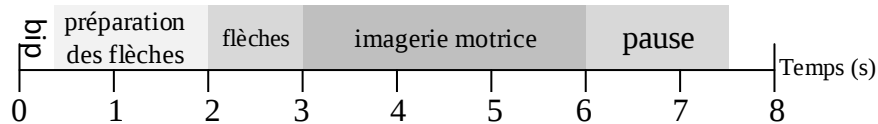


FIGURE 1.4 – Flot d'enregistrement des signaux EEG dans le système synchrone [Nae+06]

Par opposition au système synchrone, un système est dit asynchrone lorsque l'enregistrement de l'activité cérébrale pourrait survenir à tout moment sans se soucier de n'importe quel signal de synchronisation [Bek+09]. Dans ce cas l'utilisateur a le choix d'envoyer ou non un signal indiquant le début de l'action. Le système asynchrone est censé effectuer des analyses et des traitements des signaux EEG continuellement. Ce système requiert un apprentissage de longue durée pouvant s'étendre à plusieurs heures [Bek+09]. À la suite du traitement des signaux EEG, le système visualise en temps réel les signaux acquis ainsi que les topographes représentant les caractéristiques de ces signaux [GAP10]. Ce mode d'acquisition est plus exigeant, mais il est plus naturel, confortable et beaucoup plus pratique. La commande d'un tel système asynchrone par les signaux sensorimoteurs liés au mouvement de l'un des organes humains nécessitent la localisation du rythme α et β . Pour cela le système analyse continuellement les signaux acquis afin d'identifier ces rythmes.

1.2.3 Les types de signaux utilisés pour contrôler les ICMs

Les signaux EEG acquis varient selon la nature des ondes qui les constituent. Ces ondes pourraient provenir suite à une activité spontanée ou bien comme une réponse à une excitation externe (stimulus) [GAP10]. Ceci permet de classifier les signaux EEG selon l'une de deux catégories suivantes : les potentiels évoqués (PE), les potentiels spontanés (PS).

1.2.3.1 Taxonomie des signaux

Une bonne connaissance du signal à traiter permet de mieux choisir les techniques de filtrage et de traitement les plus appropriées. En effet, un signal peut être représenté par une fonction continue dans le temps traduisant les variations d'amplitude et de fréquence d'un phénomène physique donné, comme c'est le cas du signal EEG. Les signaux peuvent être ainsi classés en deux catégories principales à savoir : les signaux déterministes et les signaux aléatoires. Un signal est dit déterministe s'il est parfaitement défini par une équation mathématique permettant de connaître l'amplitude du signal à tout moment. Dans ce cas, le filtrage ainsi que le traitement est relativement simple en tenant compte des modèles mathématiques du signal. Quant au signal aléatoire, il est considéré ainsi si la connaissance du signal à un instant t ne permet pas de déterminer l'amplitude du signal à l'instant $t + \delta t$. En pratique, le signal est modélisé par un ensemble de caractéristiques statistiques permettant de représenter au mieux ces propriétés physiques. Si ces caractéristiques restent valables au cours du temps alors le signal est dit aléatoire stationnaire. Dans le cas contraire, le signal est considéré de type non stationnaire tel que le cas du signal EEG [DLSM10]. Chacun de ces types de signaux requiert des techniques de traitement spécifiques visant à optimiser le traitement et à maximiser les rendements en termes de filtrage et de classification.

1.2.3.2 Les potentiels évoqués

Le PE est la réponse du cerveau suite à son interaction avec une stimulation externe qu'elle soit motrice, sensitive, auditive ou visuelle. Les signaux résultants de cette excitation apparaissent dans des emplacements bien déterminés du cerveau qui dépendent de la modalité étudiée. La stimulation doit être répétée plusieurs fois afin d'obtenir des variations de potentiels interprétables. Souvent, le diagnostic des pathologies du système nerveux ainsi que les pathologies radiculaires et médullaires se base sur l'analyse des potentiels évoqués dont leurs types se divisent en cinq catégories principales : les potentiels évoqués visuels (PEV), les potentiels évoqués auditifs (PEA), les potentiels évoqués somesthésiques (PES), les potentiels évoqués laser (PEL) ainsi que les potentiels évoqués moteurs (PEM). Ces potentiels évoqués sont très sensibles à l'âge de l'utilisateur ce qui nécessite une attention particulière lors de l'analyse de ces signaux [Wal05]. Enfin, cette technique d'enregistrement pourrait être utilisée par les patients sans aucun apprentissage préalable.

- 1- Les potentiels évoqués visuels : les PEV sont les tests de fonctionnement des voies maculaires commençant par les aires maculaires jusqu'aux aires visuelles primaires

[Rig10]. Souvent, les PEV sont utilisés pour vérifier le fonctionnement du système photopique qui permet de discriminer les longueurs d'onde liées à la vision de couleurs. Ils permettent également de diagnostiquer les voies visuelles et particulièrement les nerfs optiques. Ces signaux résultent d'une interaction entre l'utilisateur et le panneau des stimulations. Ce dernier pourrait être un damier dont les carrés s'inversent d'une manière répétitive et périodique ou des stimuli sous forme de flashes lumineux. Les électrodes qui captent les PEV doivent être placées par rapport aux aires visuelles du cortex occipital. La figure 1.5 présente un exemple d'interaction entre l'œil droit du patient, contrôlé par le lobe gauche, et le panneau d'excitation représenté par le damier. Le PEV du lobe gauche réagit à cette interaction par un changement d'amplitude et de fréquence contrairement au lobe droit qui reste indifférent.

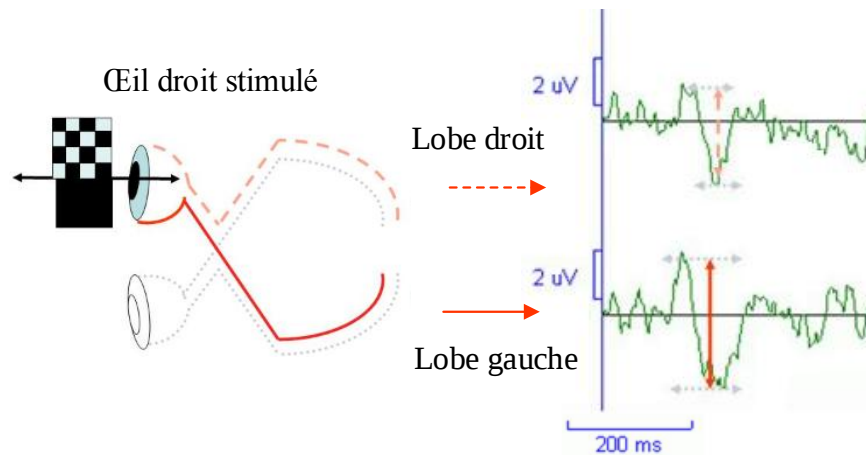


FIGURE 1.5 – La réponse (PEV damier) recueillie en regard du lobe gauche et droit [Rig10]

- 2- Les potentiels évoqués auditifs : les PEAs sont des signaux enregistrés avec des électrodes placées à des endroits bien déterminés sur le crâne, au niveau du mastoïde ainsi qu'au niveau de front. Les PEAs sont la réponse électrophysiologique spontanée obtenue lors de l'envoi du son à travers un casque comme le montre la figure 1.6. Les tracés sont utilisés par les neurologues comme référence pour localiser le site anatomique des différentes ondes du PEA [ABVC10]. Par exemple, les cinq premiers emplacements (*I*, *II*, *III*, *IV*, *V*) sont utilisés souvent pour le diagnostic de la voie auditive précoces (PEAP) tel que le degré de surdité chez les nouveaux nés. En effet, l'onde *I* permet de confirmer ou d'infirmer l'existence d'un problème au niveau de noyaux auditif. Les ondes *II*, *III*, *IV* et *V* permettent de vérifier le bon fonctionnement des noyaux cochléaires, olive supérieure, lemnisque latéral et Colliculus-inférieur respectivement [PF09]. Sachant que ce processus d'enregistrement ne nécessite pas une interaction avec son environnement externe, il pourrait être efficace pour enregistrer les signaux des nouveau-nés ainsi que des enfants. Cependant, cette technique d'acquisition doit être répétée plusieurs fois pour faciliter l'analyse de ses signaux et augmenter sa précision.

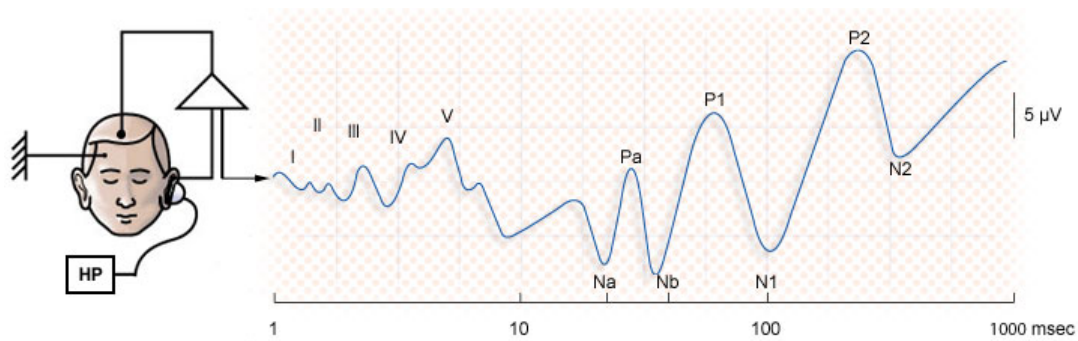


FIGURE 1.6 – La méthode d'enregistrement et tracé de PEA [ABVC10]

3- Les potentiels évoqués somesthésiques : les PES font partie des potentiels évoqués sensoriels, enregistrés le long de voies nerveuses lors de l'application d'une stimulation sensitive au niveau de la périphérie [Lef05]. La stimulation est délivrée par une sonde posée directement sur le poignet ou la cheville. Ensuite, la réponse électrique cérébrale acquise suite à cette stimulation est analysée par la machine qui permet d'infirmer ou d'affirmer le bon fonctionnement de la sensibilité des voies en question. La figure 1.7 représente les tracés des signaux EEG obtenus en appliquant une stimulation électrique au niveau des points A (poignet) et B (cheville). Les signaux sont mesurés simultanément via des électrodes localisées dans des emplacements bien définies numérotés de 1 à 6. Cette technique est généralement utilisée dans la surveillance des interventions chirurgicales sur le rachis (opération de Cotrel-Dubousset, Redressement antérieur par plaque, spondylolisthésis et traitement chirurgical d'hémivertèbres). Elle est assez efficace puisqu'elle offre au chirurgien une surveillance permanente de la réponse du système nerveux. Par conséquent, la détection d'une défaillance dans le système nerveux pourrait amener le chirurgien à modifier son intervention [Lil+93].

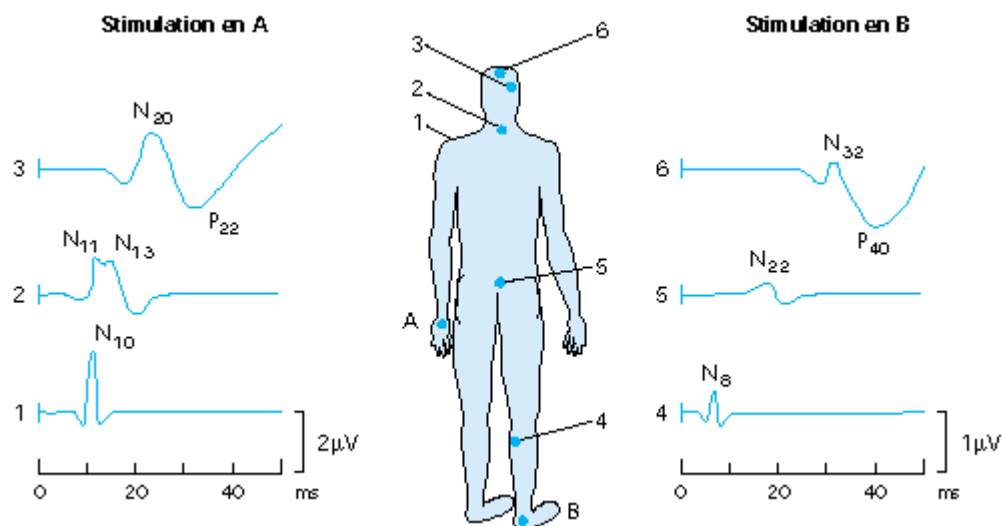


FIGURE 1.7 – Potentiels évoqués somesthésiques [Lef05]

4- Les potentiels évoqués laser : les signaux (PEL) permettent d'étudier les réponses

reproductibles, quantifiables et totalement spécifiques des fibres nerveuses sensibles de très petites dimensions et de la voie spino-thalamique [Lef05]. Ces signaux sont générés par le cerveau lorsqu'une stimulation calorique est appliquée sur la peau par un laser. Les PEL permettent de diagnostiquer la douleur neuropathique tout en détectant les altérations de la transmission dans les voies thermo-algiques [GL08]

- 5- les potentiels évoqués moteurs : les PEM sont obtenus en excitant la partie cortex moteur du cerveau par une bobine magnétique posée sur la tête du sujet. Les PEM résultent d'une réponse musculaire à la stimulation successive : du cortex moteur, de l'émergence des racines médullaires antérieures et du nerf périphérique.

Naturellement, l'approche PE repose sur l'hypothèse que la forme du potentiel évoqué possède la même amplitude et la même phase à chaque fois que l'évènement comportemental est répété sur plusieurs essais étalés dans le temps. Malheureusement, plusieurs études ont montré que cette hypothèse n'est pas toujours vérifiée et des variations surviennent au niveau des amplitudes et des phases selon l'état émotionnel du patient dégradant ainsi le signal obtenu en moyennant plusieurs essais [Mak+04]. En dépit de ces limitations, cette technique a été utilisée par exemple pour contrôler le déplacement du curseur d'une souris en suivant le déplacement du regard du patient [Vid73]. Un autre système permettant de contrôler le fonctionnement d'un lecteur multimédia a été proposé dans [Shy+10] en proposant quatre stimuli qui clignotent avec quatre fréquences différentes. La mesure de la variation de fréquences provenant du patient suite à sa réaction avec les similis permettent d'activer la commande adéquate.

1.2.3.3 Les potentiels spontanés

Les activités EEG spontanées enregistrées de façon continue résultant de la sommation des ondes rythmiques émanant d'unités motrices déchargeant de façon asynchrone lors d'une contraction musculaire spontanée [TBG98] ; [DS05]. Les rythmes générés apparaissent dans des emplacements bien déterminés ainsi que dans des bandes des fréquences spécifiques selon l'organe responsable de la contraction musculaire [PDS99]. Généralement, l'étude des signaux EEG spontanés fournit des informations sur la qualité du fonctionnement global et local du cerveau ainsi que sur les modulations du niveau de vigilance. Les signaux des Potentiels Spontanés (PS) appartiennent à l'une de deux catégories suivantes : la famille de potentiels corticaux à variations lentes (Slow Cortical Potential Shifts : SCPS) et la famille d'activité oscillatoire sensorimotrice (SMR : Sensory Motor rythm). Les PS varient d'un utilisateur à un autre ce qui nécessite un traitement de signaux EEG sujet par sujet [DS05]. Enfin, cette technique d'enregistrement requiert une session d'apprentissage afin d'obtenir une bonne discrimination, au niveau des signaux EEG, entre des tâches mentales différentes.

- 1- Les potentiels corticaux à variations lentes : les SCPS reflètent le changement de l'activité cérébrale du tissu cortical. Ces signaux sont caractérisés par une lente progression temporelle qui varie de quelques millisecondes jusqu'à plusieurs secondes avec une fréquence inférieure à 1 Hz et une amplitude allant de 10 à 100 μ V [Str+06]. Souvent, les systèmes de traitement des signaux SCPS intègrent un panneau d'affichage (bio-feedback) qui permet d'afficher sous forme simple les potentiels corticaux acquis en

temps réel. Ceci permet d'aider l'utilisateur à contrôler son potentiel afin de commander efficacement les ICMs et pour faciliter le processus d'apprentissage. Par exemple, le système présenté dans [Bir+00] permet de sélectionner une lettre pour construire des mots et des phrases complètes en se servant des signaux EEG générés selon la méthode SCPS. La figure 1.8 présente les tracés des SCPS d'un sujet indiquant la moyenne de plus de 700 trials. La sélection des lettres est faite par le potentiel cortical positif (ligne solide) alors que la réjection est faite par le potentiel cortical négatif (ligne fine).

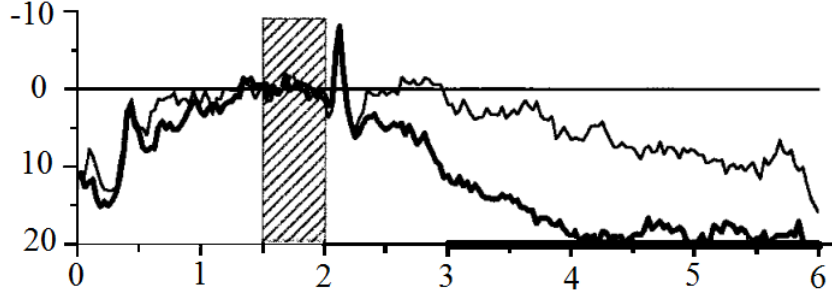


FIGURE 1.8 – Tracés de la variation SCPS pour un patient paralysé [Bir+00].

- 2- L'activité oscillatoire sensorimotrice : les SMRs sont obtenues lorsque le patient pense à faire bouger l'un de ses membres ou durant l'exécution effective de mouvement. La réactivité cérébrale générée est localisée dans des régions bien particulières du cortex. Elle varie d'un emplacement à un autre selon l'organe qui l'a générée. La figure 1.2b montre les principales aires corticales impliquées dans la planification et l'exécution d'un mouvement [MC11]. Les activités SMR sont représentées sous forme des oscillations qui varient selon les bandes de fréquences. En effet, lorsque le patient pense à bouger ou bien bouge effectivement ses mains, ses pieds et sa langue, les potentiels générés par l'activité cérébrale sont localisés dans les bandes de fréquence α et β . Notons que ces bandes de fréquences varient d'un patient à un autre et varient aussi, chez le même patient, selon son âge ainsi que son état émotionnel [Bek+09]. Les signaux SMR peuvent être quantifiés par la méthode de désynchronisation/synchronisation liées aux mouvements (DLE/SLE). Cette méthode consiste à moyenner la puissance du signal acquis dans la bande de fréquence la plus réactive. La figure 1.9 montre un exemple de variations des spectres DLE/SLE dans les bandes α et β liées aux mouvements de la main droite (RH) ainsi que de la main gauche (LH). Les signaux ont été enregistrés à partir des canaux C3 et C4 situés dans les deux hémisphères. La diminution du spectre au niveau du lobe gauche indique que le sujet est en train de penser à bouger sa main droite et vice-versa. La quantification tempo-spatial des signaux sensorimoteurs nécessite la prise en compte du signal quelques secondes avant et après le mouvement. Le mouvement est estimé au niveau de chaque trial par un calcul de pourcentage de la bande passante relative à l'action en question. Il s'agit de calculer le rapport DLE/SLE comme suit (Eq 1.1) [SC07] :

$$DLE/SLE(f, n) = \frac{P(f, n) - P_{ref}(f)}{P_{ref}(f)} \quad (1.1)$$

avec $P(f, n)$ représente l'énergie du signal en un point donné repéré en fréquence, et $P_{ref}(f)$ décrit la moyenne d'un ensemble des signaux de référence enregistrés avant le mouvement. L'augmentation de la complexité des tâches ou la concentration de l'attention s'accompagne toujours par une diminution en pourcentage de la réactivité DLE.

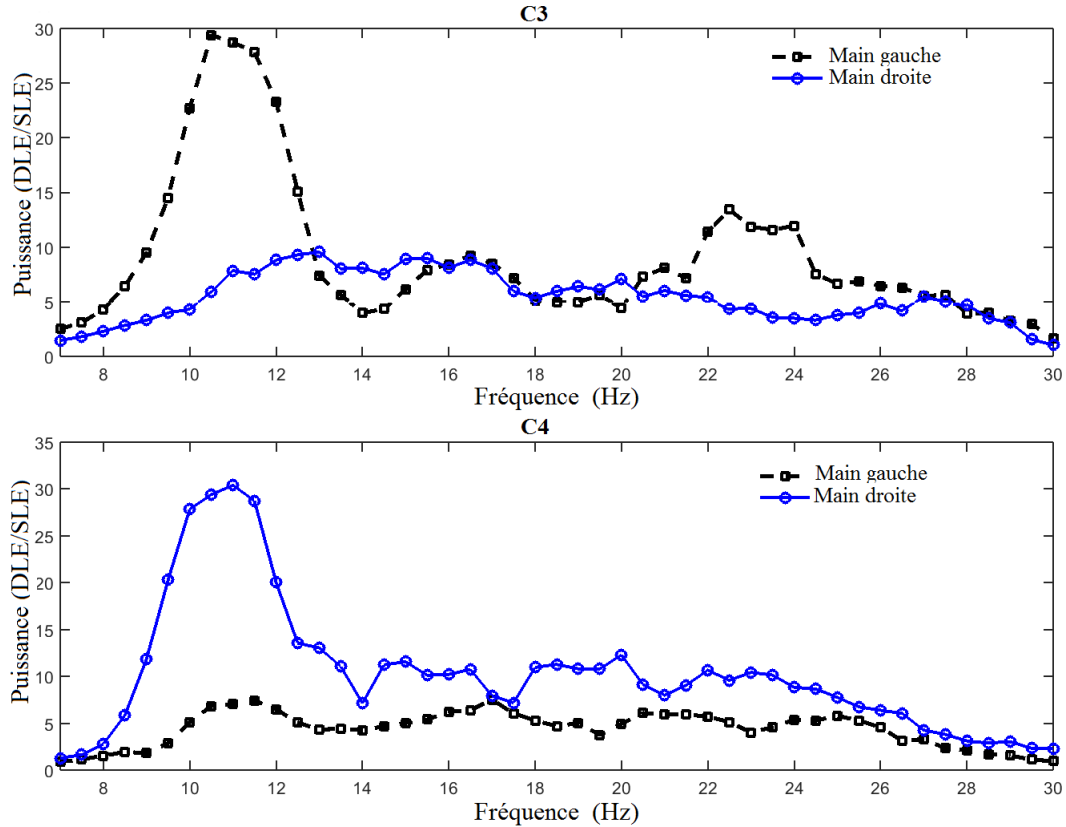


FIGURE 1.9 – Le DLE/SLE d'un sujet qui pense à bouger ses mains

Les ICMs basés sur de l'imagerie motrice sont conçues et développées pour soulager la souffrance des handicapés moteurs lors du contrôle des équipements domestiques. Ces systèmes permettent à ces patients de commander des équipements vitaux tels que les robots, les équipements d'une maison, voiture, etc. L'idée d'un tel système à base des signaux SMRs est fondée sur le fait que la planification ou l'exécution d'un mouvement activera des régions spécifiques de cortex. La mise en œuvre de ce système nécessite de lever le défi au niveau de la localisation de ces activités rythmiques et de sa conversion en des commandes artificielles. Par opposition aux systèmes à base de PE, ce système ne dépend pas des stimuli externes. Ceci requiert une phase d'apprentissage et d'expertise de l'imagerie dite motrice par le système durant quelques centaines de secondes [DLSM10]. De plus, plusieurs sessions d'enregistrement de l'activité cérébrales sont nécessaires pour obtenir le maximum de précision et l'individu qui utilise un tel système devrait suivre une formation pour apprendre à contrôler les variations rythmiques et à réagir selon le besoin de l'équipement à contrôler.

Par ailleurs, il existe d'autres types de signaux PS provoqués par des activités mentales complexes liées à l'imagination des mouvements des objets dans l'espace. Ceci entraîne l'activation de plusieurs neurones en même temps qui auront une influence non négligeable sur les signaux EEG acquis [Bek+09]. Ces derniers peuvent être exploités par les systèmes ICM pour les convertir en commandes artificielles. Cependant, ces types de systèmes présentent quelques difficultés, telles que l'incohérence dans l'état mental de l'utilisateur, les changements de stratégies, la fatigue, la motivation et d'autres facteurs physiologiques et psychologiques.

1.3 L'architecture générique d'un système d'interface cerveau-machine

La conception des ICMs requiert une approche dédiée dans le domaine de neurophysiologie vu la complexité du processus et la faible puissance des signaux EEG. Cette approche devra traduire les caractéristiques spécifiques extraites à partir des signaux EEG en signaux des commandes qui contrôlent les équipements domestiques. Les personnes tétraplégiques ou les personnes souffrant d'un handicap neuromusculaire sévère sont les utilisateurs potentiels d'une telle architecture. Grâce aux progrès technologiques de l'information et la compréhension de phénomènes psychophysiologiques des signaux EEG, cette approche est devenue envisageable et pourrait être intégrée et facilement exploitable. En effet, l'ICM fournit au cerveau un nouveau canal de communication direct et non musculaire qui permet de transmettre les messages et les commandes du cerveau vers le monde extérieur sans aucune activité musculaire [Wol+02]. La figure 1.10 montre le concept général d'une ICM.

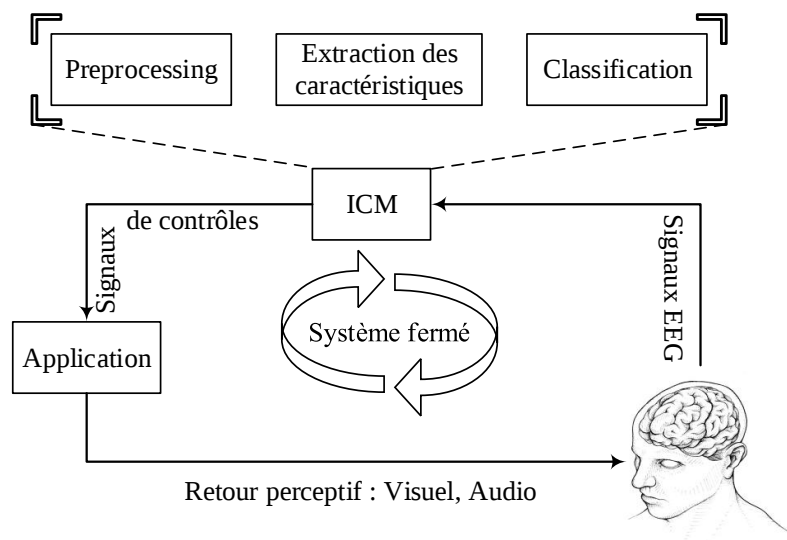


FIGURE 1.10 – Les étapes du traitement d'un système à base d'une ICM [DLSM10].

1.3.1 L'acquisition

Le signal EEG est constitué principalement de l'activité électrique cérébrale permanente enregistrée par des électrodes qui sont une partie intégrante du système d'acquisition des signaux EEG comme l'illustre la figure 1.11. L'électrode, utilisée dans le système d'acquisition, est constituée d'une surface de contact métallique associée à un fil souple et isolé qui se termine par un petit axe de liaison pour l'accoupler avec la boîte d'acquisition (Jack box). Durant l'acquisition du signal, la reproduction de l'onde dépend de l'impédance de l'électrode qui est une fonction de la capacité ainsi que de la résistance de l'électrode. Les électrodes les plus utilisées sont fabriquées en AgCl de diamètre 4 ± 10 mm [Ebn+99]. Ce type d'électrode reproduit la forme d'onde des signaux EEG beaucoup mieux que l'électrode fabriquée à base de platine, de l'argent ou de l'or. Pour éviter le maximum d'artefacts, les résistances de contact entre l'électrode et le chevelu doivent être inférieures à $5\text{ K}\Omega$ [DLSM10].

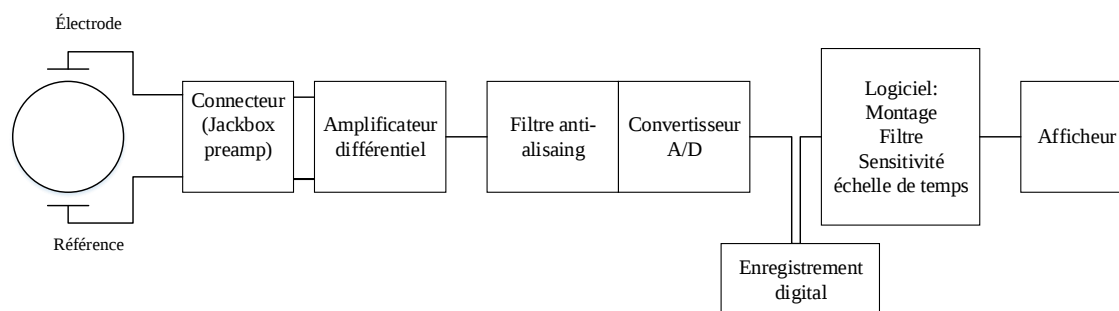


FIGURE 1.11 – Les blocs du système d'acquisition [DLSM10]

Les signaux EEG acquis ont une amplitude de l'ordre d'un '1' microvolt. Pour pouvoir les détecter correctement par les systèmes de traitement du signal, ces signaux doivent être amplifiés avant leurs numérisations de sorte que les variations des tensions peuvent être affichées sous forme graphique (papier ou écran) où enregistrées d'une manière lisible selon un format standard. Cette amplification fait appel à un amplificateur différentiel qui mesure et amplifie la différence de potentiels entre une paire d'électrodes. L'amplification est caractérisée par son facteur d'amplification qui peut atteindre 10^6 selon une architecture en cascade des amplificateurs différentiels. Ceux-ci sont modélisés par des générateurs de tension pouvant ainsi régler le TRMC (Common-mode-rejection ratio : CMRR) qui dépasse le 80 dB pour les systèmes d'acquisition modernes [DLSM10]. La différence de potentiel entraîne une variation de la largeur de bande des signaux EEG enregistrés débordant les limites tolérées entre 0 et 100 Hz [Ebn+99]. Afin de se débarrasser des débordements des bandes passantes, un filtre anti-repliement est appliqué afin de ne pas laisser passer que les fréquences entre 0.1 et 100 Hz. Au-delà de cette limite, les signaux sont ignorés par le système d'acquisition. De plus, avant sa numérisation, le signal en question subit, une autre étape de filtrage en vue d'éliminer les fréquences liées à la ligne d'alimentation selon les deux normes internationales (60 Hz aux Etats-Unis et 50 Hz en Europe). Une fois filtrés, ces signaux analogiques EEG sont convertis sous forme numérique. Il s'agit de les échantillonnés de manière répétitive dans un

intervalle de temps bien déterminé, appelé fréquence d'échantillonnage. Pour ne pas perdre une partie de l'information utile, cette fréquence doit être supérieure ou égale à deux fois la fréquence la plus élevée dans le signal EEG. Chaque échantillon est converti en une représentation numérique à travers un convertisseur analogique-numérique (A/D). Ce dernier est caractérisé par une résolution dimensionnée selon la partie du signal ayant l'amplitude la plus faible. Aujourd'hui, nous trouvons des circuits intégrant le front-end analogique et un ADC de 24 bits sur 8 voies, comme l'ADS1298. La figure 1.12 présente une illustration des trois trials pris à partir des trois bases de données (IIa, IIIa, IVa) de la compétition « BCI-Competition » utilisées lors de l'apprentissage et de la validation. Pour des raisons de clarté, nous avons considéré uniquement les signaux provenant des canaux C_3 et C_4 qui sont susceptibles de contenir la majeure partie de l'information utile d'imagerie motrice.

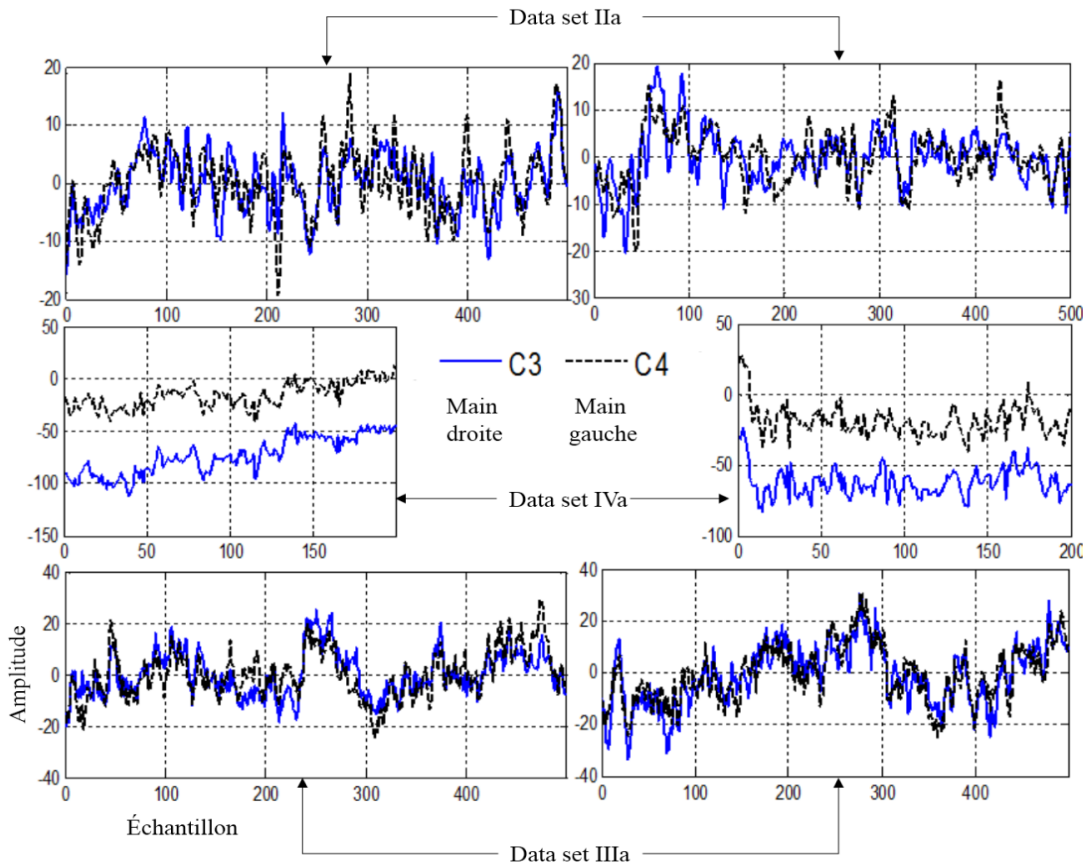


FIGURE 1.12 – Un exemple de trials pris de chaque base de données

À la fin de l'étape d'acquisition de l'activité cérébrale, les échantillons sont stockés dans une mémoire-tampon afin de procéder à leurs traitements immédiats; il s'agit de l'approche de validation en ligne. Dans l'autre cas, la validation est effectuée d'une manière différée connue sous le nom hors-ligne nécessitant un stockage des données sous un format standard suivant : GDF (General Data Format), EDF (European Data Format) [KO03], Extensible

Biosignal (EBS) [Hel+96] et MAT (format MATLAB), etc. Ces formats sont conçus pour faciliter l'échange et la compatibilité des signaux par des équipements différents.

1.3.2 Le prétraitement des signaux EEG

L'activité cérébrale est toujours la cible des interférences destructives qui s'appellent artefacts, et qui sont pratiquement présentes dans tous les enregistrements [Aur+04]. Ces artefacts masquent les signaux générés et compliquent l'interprétation des données conduisant à une mauvaise décision. Par exemple, dans le diagnostic de pathologie d'épilepsie, si ces artefacts ne sont pas bien supprimés, alors le système pourrait conduire à un mauvais diagnostic engendrant ainsi une prescription inappropriée des médicaments pour le patient. Par conséquent, les signaux EEG idéaux sont ceux qui reflètent purement l'activité cérébrale en absence des activités électriques extra-cérébrales. Les artefacts présents dans les signaux EEG peuvent dériver d'une variété des sources qui sont subdivisés en deux grandes catégories : les artefacts physiologiques et les artefacts non physiologiques [DLSM10]. Les artefacts physiologiques sont ceux provoqués par l'activité biologique de l'utilisateur du système. Ils se présentent sous formes de potentiels électriques générés par le battement du cœur, le mouvement des yeux, l'activation des muscles et le mouvement de l'utilisateur. Quant aux artefacts non physiologiques, ils sont présents partout dans les enregistrements et sont liés aux emplacements des électrodes ainsi qu'au système d'acquisition et l'environnement où il opère. La détection des artefacts physiologiques par le système de traitement est plus facile, parce qu'ils représentent les morphologies des ondes liées aux fonctionnements des membres du corps qui peuvent être apprises au système durant la phase d'apprentissage. En revanche, les artefacts non physiologiques se manifestent par une grande variété de morphologies qui masquent les signaux EEG normaux et leur élimination demeure une tâche assez délicate.

La première méthode traditionnelle qui permet d'éviter ou de réduire les artefacts physiologiques consiste à orienter l'utilisateur pour suivre un certain nombre de recommandation durant la phase d'acquisition. Parmi ces instructions, il faut éviter le changement de position lors d'enregistrement, surtout minimiser au maximum les mouvements oculaires, éviter de parler, de sourire, etc. Mais cette méthode reste très limitée et ne peut être appliquée que sur des courtes périodes où dans les systèmes synchrones qui se basent sur la présentation de stimuli de courte durée. De plus, cette méthode est très lourde et stressante sur le sujet parce qu'il doit contrôler son comportement, et surtout elle demande des tâches cognitives supplémentaires afin d'éviter toute interférence possible entre les signaux EEG liés aux signaux sensorimoteurs et ceux provoqués par des mouvements indésirables. Malgré ces précautions, les artefacts physiologiques demeurent présents dans les enregistrements surtout ceux liés au battement de cœur, clignotement des yeux. Ainsi, d'autres méthodes dites de réjection numérique des artefacts ont été utilisées dans le système ICM.

Les techniques de filtrage numérique sont appliquées pour préserver les informations utiles tout en éliminant les artefacts. Il s'agit de supprimer ou de réduire les activités cérébrales dans certaines bandes de fréquences, sans altérer les données utiles en se servant des filtres analogiques dans la chaîne d'acquisition. Ce type de filtre est plus important que le filtre

analogique vu sa souplesse, sa reproductibilité, sa flexibilité et surtout sa capacité mémoire ainsi que sa vitesse de traitement adaptée à la plupart des fonctions numériques. L'objectif de base de cette étape de prétraitement consiste à améliorer la qualité du signal par l'amélioration du rapport signal sur bruit (RSB). Plusieurs techniques de transformation et de filtrage sont souvent utilisées au niveau de traitement des signaux EEG dans les systèmes ICMs en vue de maximiser le RSB. Ces techniques peuvent être regroupées en trois approches qui sont le filtrage tempo-fréquentiel, le filtrage spatial et le filtrage adaptatif.

1.3.2.1 Les techniques de filtrage tempo-fréquentiel

Il s'agit d'appliquer des algorithmes de filtrage opérant dans le domaine fréquentiel et visant à séparer les bandes des fréquences pour en supprimer celles liées aux artefacts et aux interférences. Parmi les filtres opérant dans le domaine tempo-fréquentiel on trouve la transformée de Fourier, la transformée en ondelettes, les filtres à réponse impulsionnelle finie (RIF) et les filtres à réponse impulsionnelle infinie (RII) [SLW14].

- 1- Le filtrage à base de la transformée de Fourier : la transformée de Fourier est un opérateur permettant une analyse du signal dans le domaine fréquentiel afin d'extraire des caractéristiques liées aux bandes de fréquences en décomposant le signal en une infinité des sinusoides [AS03]. La transformée de Fourier d'un signal peut être exprimée par (Eq 1.2) :

$$SE(k) = \sum_{n=0}^{N-1} s_E(n) e^{\frac{-j2\pi kn}{N}} \quad (1.2)$$

Le transformé de Fourier inverse est définie par (Eq 1.3) :

$$s_E(n) = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} SE(k) e^{\frac{j2\pi kn}{N}} \quad (1.3)$$

Notons que les nombres des sinusoides constituant le signal dans le domaine fréquentiel dépend de la complexité du signal à traiter. Ainsi, on peut étudier la densité spectrale des signaux cérébraux et accéder ainsi à ses représentations fréquentielles selon un diagramme d'amplitude fréquence comme le montre la figure 1.13. En effet, les signaux EEG sont échantillonnés selon une grille dite la fenêtre d'échantillonnage pour en calculer l'énergie de la partie utile du signal. Ensuite, une analyse énergétique dans le domaine fréquentiel est appliquée pour ne garder que les fréquences ayant une énergie supérieure à un seuil prédéfini lié à l'application elle-même [GP+10] ; [HU13]. Une fois les spectres utiles des fréquences sont localisés, le signal filtré est reconstruit avant sa transformation dans le domaine temporel pour subir d'autres traitements.

- 2- Le filtrage à base de la transformée en ondelettes (DWT) : la transformée en ondelettes offre une représentation simultanée en temps et en fréquence d'un signal, ce qui permet d'avoir une bonne localisation de sa partie utile dans le domaine tempo-fréquentiel. Cette représentation tempo-fréquentiel est issue d'un ensemble d'opérations des translations et des dilatations de la fonction mère (Ψ) qui doit être définie avec une condition

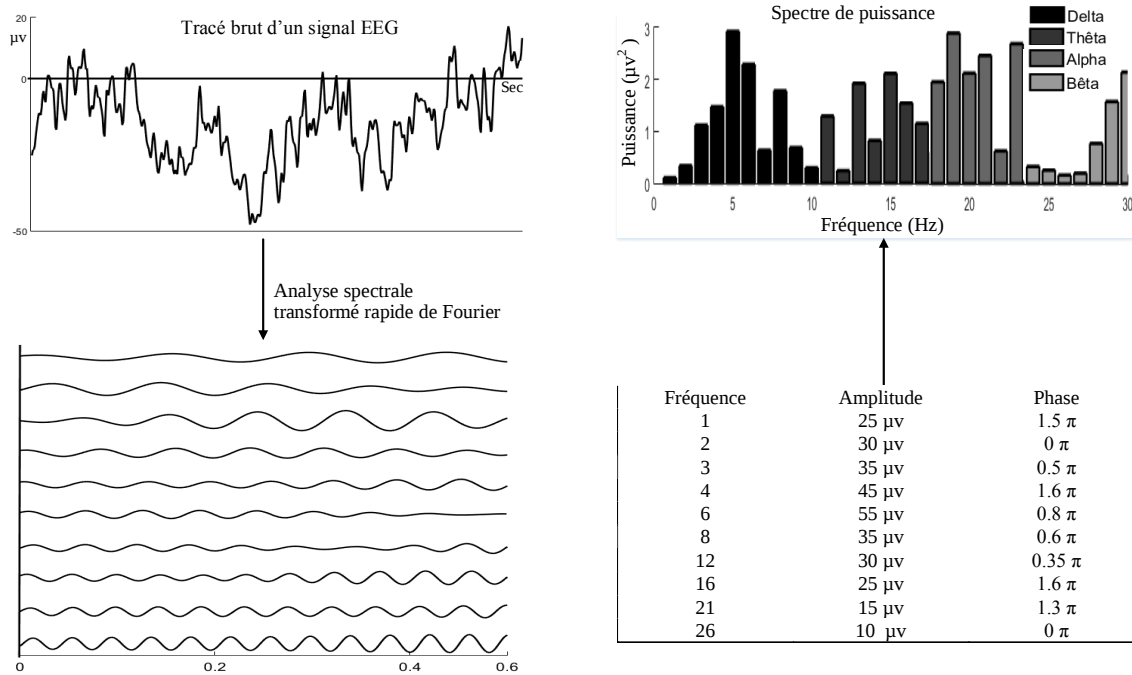


FIGURE 1.13 – Décomposition d'un trial en sinusoïde en utilisant la transformée de Fourier

d'admissibilité comme le montre la figure 1.14. L'ondelette mère est la fonction de base qui permet de générer toute une famille d'ondelettes dites ondelettes filles. Celles-ci représentent des copies dilatées, comprimées et translatées dans l'espace temps-fréquence de l'ondelette mère qui se calcule à base de l'équation mathématique suivante (Eq 1.4) :

$$\Psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \Psi\left(\frac{t-b}{a}\right), \text{ avec } a \in R^+, b \in R \quad (1.4)$$

Les deux paramètres a et b représentent respectivement le facteur d'échelle ainsi que la position. Le paramètre a agit sur la compression ou la dilatation de l'ondelette mère alors que le paramètre b permet de translater à gauche ou à droite l'ondelette de base afin de balayer tout le signal EEG. Le facteur $\frac{1}{\sqrt{a}}$ permet de conserver la même énergie de la fonction mère à chaque échelle de a . Il existe plusieurs types d'ondelettes qui varient selon leurs complexités mathématiques, leurs degrés de symétrie pour éviter le déphasage, leurs nombres des moments utiles pour la compression ainsi que leurs régularités pour obtenir des signaux reconstruits lisses et réguliers [MOR06].

- 3- Filtre RIF et RII : les filtres RIF et RII sont des techniques d'analyse temporelle des signaux fréquemment utilisés, qui jouent un rôle crucial dans de nombreuses applications de traitement de signal tels que les systèmes de communication, les systèmes de traitement d'images et d'analyse des signaux EEG, etc. Ces techniques sont utilisées dans les systèmes ICM pour supprimer les spectres hors les bandes d'étude. Le filtre RIF est réalisé par des structures non-récurrentes simples et pratiques pour l'implé-

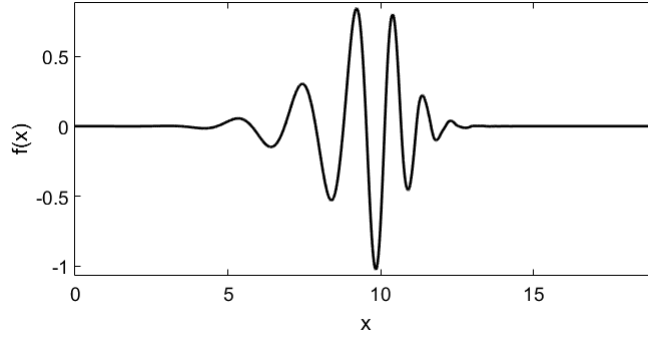


FIGURE 1.14 – Fonction mère d’ondelette

mentation sur des plateformes de traitement du signal. Ils constituent des structures stables préservant la linéarité et le déphasage du signal. La forme générale d’un filtre RIF de longueur N se présente comme suite (Eq 1.5) :

$$y[n] = \sum_{k=0}^{N-1} a[k]x[n-k] \quad (1.5)$$

avec a_N sont les coefficients des filtres. Quant au filtre RII, il fait appel à des structures récursives mieux adaptées pour les systèmes temps réels. La famille de filtre RII se présentent selon la forme suivante (Eq 1.6) :

$$y[n] = \sum_{k=0}^{N-1} a[k]x[n-k] - \sum_{k=1}^{M-1} b[k]y[n-k] \quad (1.6)$$

avec a_N et b_N sont les coefficients des filtres.

Par opposition au filtre RIF, le filtre RII nécessite un ordre plus faible permettant une réduction au niveau des ressources ainsi qu’au niveau du temps d’exécution. Cependant, le filtre RII n’est pas à phase linéaire. Ce problème pourrait être corrigé en faisant appel à la mise en cascade de deux filtres RII [Chi+09a] ; [AJT00]. En effet, chaque filtre est caractérisé par son gabarit fréquentiel défini par sa sélectivité, son atténuation en bande passante (ABP) et son atténuation en bande atténuée (ABA) comme montré sur la figure 1.15.

Ces paramètres jouent un rôle très important dans le calcul de l’ordre du filtre. Lorsque l’ordre du filtre est assez élevé, les signaux EEG seront bien filtrés et la bande de transition diminue ; et vice versa. L’application de ces filtres doit être faite soigneusement afin de ne pas perdre des informations importantes entraînant une détérioration des performances du système. L’utilisation de ces types de filtre requiert une connaissance précise de la bande utile de fréquence. Dans le chapitre 3 dédié à la présentation de notre contribution, nous présentons plus des détails sur le dimensionnement de ces paramètres pour obtenir un filtrage adaptatif des signaux EEG.

Le filtrage spatial permet de représenter les signaux EEG par des caractéristiques spatiales

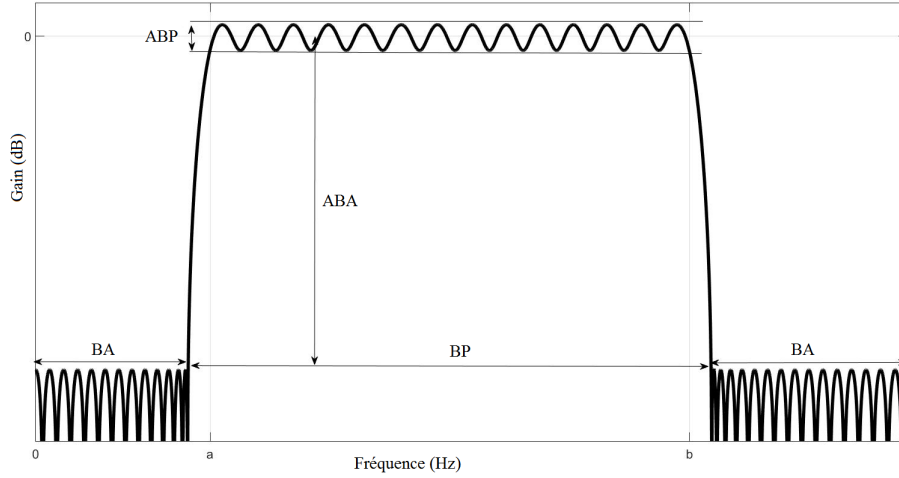


FIGURE 1.15 – Le gabarit d'un filtre RII

localisées au niveau des électrodes. En effet, les signaux extraits permettent l'identification des régions où l'activité cérébrale est importante dans le but de réduire le nombre d'électrodes utilisées pour l'enregistrement. Ce type de filtres combine les signaux EEG de plusieurs endroits du scalp afin d'extraire un signal représentant une activité cérébrale lisible et détectable par le classifieur. La soustraction des artefacts à partir des signaux EEG est un exemple typique de filtrage spatial qui se traduit par la soustraction des artefacts prises durant l'enregistrement du signal EEG et ceci pour chaque trial. Cette approche permet d'obtenir un rapport signal sur bruit (RSB) assez faible, [Sij+99]. De plus, cette méthode nécessite une fréquence d'échantillonnage très élevée et elle est capable de réduire, de manière significative, les artefacts répétitifs [KS11]. D'autres techniques visant à appliquer ce filtrage au niveau du canal et non pas au niveau du trial pourraient être utilisées en se servant des signaux capturés à partir des électrodes voisines telle que la technique dite de filtrage spatial Laplacien [McF+97]. Cette dernière se base sur le calcul du signal au niveau de chaque canal en utilisant l'équation suivante (Eq 1.7) :

$$V^{LAP}(i) = V(i) - \sum_{j \in S_i} V(j) \quad (1.7)$$

Où $V(i)$ représente le potentiel au niveau de l'électrode i et S_i représente l'ensemble des électrodes voisines de l'électrode i . Une amélioration de cette expression est présentée dans [McF+97] visant à améliorer le rapport du RSB comme le montre l'équation (Eq 1.8).

$$V^{CAR}(i) = V(i) - \frac{1}{N_{el}} \sum_1 N_{el} V(j) \quad (1.8)$$

Cette technique est connue par la méthode de moyenne commune (Common Average Reference : CAR) qui permet de soustraire la moyenne des signaux recueillis sur les électrodes voisines à partir d'un signal EEG au niveau de chaque canal d'enregistrement. La méthode CAR est très efficace au niveau de la réduction des artefacts et elle permet d'éliminer les activités largement distribuées. D'autres techniques de filtrage spatial ont été également étudiées comme l'application du petit ou du grand Laplacien (Small Laplacien et Large Laplacien)

[McF+97] et qui ne sont qu'une variante des filtres de type CAR.

1.3.2.2 Le filtrage adaptatif

Le filtrage adaptatif est une autre alternative de suppression des artefacts présents au niveau des signaux EEG durant l'enregistrement. Cette approche est basée sur une reconnaissance des caractéristiques statistiques de ces signaux ainsi que leurs artefacts afin d'appliquer les bons coefficients du filtre en question. L'ajustement des coefficients des filtres s'effectue de manière adaptative en fonction des paramètres des distributions des signaux. La figure 1.16 décrit le principe du fonctionnement des filtres adaptatifs. Un filtre adaptatif est caractérisé par sa structure qui contient la relation entre le signal d'entrée, le signal de sortie et son algorithme d'adaptation des coefficients en vue d'ajuster la sortie du filtre dès qu'une nouvelle valeur de signal EEG est disponible à l'entrée [Mad09]. La mise à jour des coefficients devrait être faite rapidement pour pouvoir suivre la fréquence d'arrivée du flux des signaux EEG [OM88]. Plusieurs structures de filtrage adaptatif, assez intéressantes, ont été appliquées pour le traitement des signaux EEG. Le filtre de Wiener est un exemple typique de filtrage adaptatif qui permet de minimiser l'erreur quadratique moyenne entre la sortie du filtre et son signal de référence [Wid+75]. L'adaptation des coefficients de ce filtre est faite en se basant sur l'optimisation de la fonction d'auto-corrélation du signal d'entrée et à l'inter-corrélation entre le signal d'entrée et le signal de référence. Lorsque les fonctions d'auto et d'inter-corrélation ne sont pas applicables, alors l'adaptation des coefficients sera assurée par une phase d'apprentissage afin de fixer les coefficients du filtre.

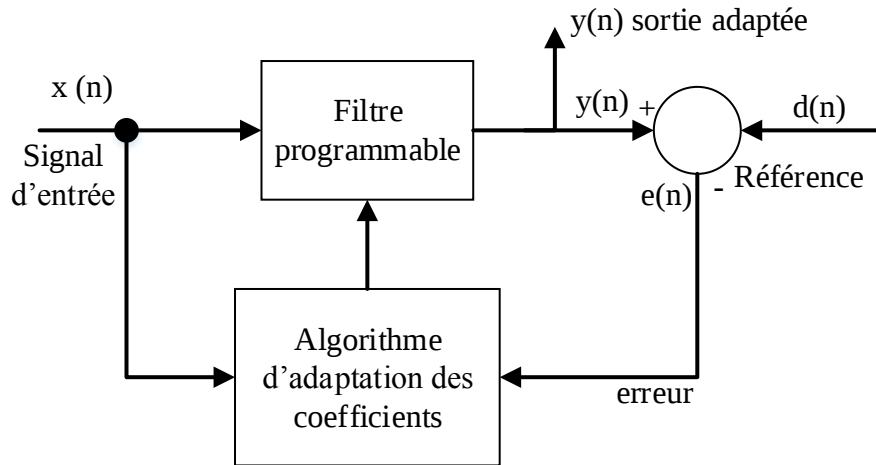


FIGURE 1.16 – Principe de fonctionnement d'un filtre adaptatif

Parmi les algorithmes de filtrage adaptatif on trouve aussi l'algorithme du gradient stochastique dit LMS (least-mean-square) qui se base sur l'algorithme du gradient déterministe permettant de calculer les coefficients du filtre d'une manière récursive à partir des données observées. Bien que cette technique est simple et efficace, sa convergence demeure assez lente surtout lors du traitement des signaux corrélés [SC07]. Une amélioration du LMS est apparue avec l'algorithme de moindre carré récursive dite RLS (recursive-least-squares) qui permet

d'accélérer le temps de convergence du filtre LMS en profitant à chaque fois des résultats des échantillons traités précédemment. Le problème de ce filtre c'est qu'il n'est pas toujours stable lorsqu'il est appliqué dans un contexte temps réel [SC07]. D'autres techniques du filtrage adaptatif comme l'algorithme d'analyse en composantes indépendantes ACI (Independent Component Analysis (ICA)) opère sans aucune connaissance a priori des zones corticales, qui sont à l'origine des signaux sensorimoteurs, ni des artefacts oculaires (EoG : ElectrooculoGrams) et musculaires. Au lieu de traiter les données sur la base de leurs canaux d'acquisition, cette méthode considère les signaux EEG comme étant formés de composantes statistiquement indépendantes en remplaçant les signaux provenant de tous les canaux par des signaux pseudo-linéaires tout en maximisant les variances entre eux par le biais d'une matrice dite la matrice de mélange [GMV09]. Une fois ces composantes définies, cette approche cherche le bon filtre pour chaque composante afin de maximiser la précision de la classification. Plus les composantes EEG sont indépendantes, plus l'algorithme ICA est robuste et plus efficace. Bien que cette technique permet de se débarrasser des artefacts d'origine EOG, elle corrompt légèrement les spectres de puissances du signal filtré par ce traitement de linéarisation [NAGG12]. Une autre alternative de filtrage, présentée dans [HT13], consiste à délimiter la bande passante d'une manière adaptative en minimisant la fonction objective qui est ajustée au niveau du bloc d'extraction des caractéristiques CSP. La fonction objective s'appuie sur la réduction de la variance au sein d'une classe au dépend de l'autre classe [LG11a]. L'efficacité de cette méthode de filtrage est liée à la robustesse du CSP pour extraire efficacement les signaux caractéristiques. Dans [DA05], on identifie une autre approche de filtrage des signaux EEG qui consiste à détecter les événements à apparition unique durant le balayage temporel des signaux EEG plus précisément le potentiel évoqués par un événement (ERPs). En effet, le filtre adaptatif ajuste la valeur du seuil afin de minimiser la fonction d'erreur quadratique moyenne (mean square error (MSE)) entre le signal à filtrer et la sortie du filtre. Enfin, il existe une autre méthode dite de filtrage passe-bande récursif et adaptatif (adaptive recursive band-pass filter (ARBF)) permettant de localiser le centre de la fréquence du signal EEG dominant au niveau de chaque canal d'enregistrement [GC01] ; [JSK08]. Cette localisation de la fréquence centrale servira pour l'ajustement d'un seul coefficient du filtre RII du type Butterworth d'ordre 4 qui est choisi exclusivement pour l'opération du filtrage vu son efficacité et sa simplicité d'implémentation. En résumé, l'introduction de l'adaptabilité dans le processus de filtrage des signaux EEG permet de mieux filtrer ces signaux des éventuels artefacts qui sont d'origines diverses. Ce type de technique de filtrage présente une très bonne capacité d'adaptation en fonction du type du signal EEG qui se manifeste au niveau de traitement des signaux non-stationnaire, son rapport SNR assez important et sa faible distorsion du signal [Wid+75].

1.3.3 L'extraction des caractéristiques des signaux EEG

L'extraction des caractéristiques consiste à chercher une ou plusieurs valeurs décrivant une ou des propriétés des signaux EEG, par exemple la puissance ou la variance du signal dans le rythme α dans le canal C4. L'association de ces valeurs pertinentes (features) constitue le vecteur des caractéristiques du signal EEG visant à faciliter sa classification. Même après l'ap-

plication du filtrage lors de la phase de prétraitement, la redondance de l'information demeure présente dans les signaux d'origine. Cette redondance provient de la similarité des signaux appartenant à des classes différentes, à l'utilisation d'un nombre important d'électrodes allant jusqu'à 256 électrodes et au recouvrement qui existe entre les bandes de fréquences lors de l'application des techniques de filtrage [Ami+15]. C'est pourquoi il convient d'appliquer des techniques d'extraction des caractéristiques de taille réduite en réduisant la redondance au minimum tout en gardant les valeurs les plus significatives dans le signal EEG en question. La mise en œuvre de cette réduction est effectuée par l'ajout d'un bloc de sélection des features entre le bloc d'extraction des caractéristiques et le classifieur. Les caractéristiques statistiques, ainsi extraites, sont propres à chaque utilisateur et dépendent de son état émotionnel, ce qui rend cette tâche assez délicate.

Dans la littérature, on trouve une grande variété de techniques d'extraction de caractéristiques appliquées dans le domaine temporel, fréquentiel ou spatial. Par exemple dans le domaine temporel et fréquentiel, il existe des méthodes standards et classiques tel que le filtre passe-bande à base de filtre temporel ou à base de FFT permettant d'extraire la puissance du signal dans des bandes particulières dédiées à l'application ICM. L'application de cette famille des filtres dans la phase d'extraction est insuffisante car le signal EEG comprend toujours d'autres composantes indésirables traduisant d'autres activités mentales. De nombreux progrès ont été réalisés au cours de ces dernières années au niveau des techniques d'extraction des caractéristiques des signaux de haute résolution. Plusieurs algorithmes sophistiqués de reconnaissance de caractéristiques (features) ont été développés pour extraire la topographie des champs électriques du cuir chevelu et détecter le changement dans la topographie en cours du temps. Parmi ces algorithmes, on trouve le filtrage spatial commun (Common Spatial Pattern : CSP) [Bla+07]. L'idée de base de cette technique est de concevoir une paire de filtres spatiaux de telle sorte que la variance du signal filtré soit maximale pour une classe donnée tout en étant minime pour le reste des classes [PDS99] ; [LG11a]. Vu sa sensibilité au bruit ainsi qu'à la localisation des électrodes, la technique CSP présente plusieurs variantes qui sont bien expliquées dans [LG11a]. Le tableau 1.1 résume les principales techniques d'extraction des caractéristiques les plus utilisées dans les applications ICMs à savoir : la puissance/bande, la densité spectrale ainsi que la technique dite auto-régressive (AR), etc.

- La méthode dite « band-power (BP) » applique un filtre passe bande dimensionné selon les bandes actives (alpha ou beta) des mouvements de la main droite ou gauche [BLL11]. Les échantillons ainsi filtrés subissent, ensuite, des opérations de multiplication et d'addition entre eux afin de générer le vecteur des caractéristiques du signal. Cette méthode est vulnérable aux artefacts, son utilisation nécessite l'ajout d'un bloc de sélection des caractéristiques afin de supprimer la redondance provenant essentiellement de la similarité des signaux appartenant à des classes différentes. Le nombre des signaux caractéristiques extraits par cette technique est fixé par le nombre de canaux du signal enregistré. Ainsi, l'utilisation d'un nombre important de canaux rend assez difficile l'opération de classification et pourrait dégrader énormément la précision. En outre, cette méthode nécessite une localisation précise des bandes actives qui varient d'un sujet à un autre. C'est pour cette raison que l'application de cette méthode nécessite une étude hors ligne permettant d'étudier la variabilité des fréquences pour chaque sujet.

Techniques d'extraction des caractéristiques	Complexité	Sensibilité aux bruits	Existence de la redondance	Adaptation pour chaque sujet
BP [BLL11]	+	$\pm$	-	$\pm$
DSP [Her+08] ; [Par+13]	+	$\pm$	-	$\pm$
Paramètres autorégressifs [Pen+00]	-	-	$\pm$	-
AAR[Pfu+98]	-	-	$\pm$	+
La transformée en ondelettes [SLW10]	+	-	-	-
SFFS [BO16]	-	-	$\pm$	-
EMD [Hua+98]	-	$\pm$	$\pm$	-
CSP [Bla+07]	-	-	+	+

TABLE 1.1 – Résumé des méthodes d'extraction des caractéristiques

- La mesure de densité spectrale de puissance (DSP) est aussi une autre technique utilisée pour extraire les signaux caractéristiques en estimant la puissance de chaque composante fréquentielle présente dans le signal EEG allant de 0 Hz jusqu'à la fréquence correspondante à la moitié de la fréquence d'échantillonnage. Il existe une variété de techniques de PSD tels que : Yule-Walker PSD, periodogram PSD, short fast Fourier transform (SFFT), etc. qui utilisent des modèles mathématiques plus au moins différents pour calculer les densités d'énergie [Her+08]. L'application de la technique DSP nécessite l'ajout d'un bloc d'analyse spectrale permettant de quantifier les bandes des fréquences actives. En effet, les composantes fréquentielles utiles sont ceux qui présentent une augmentation ou une diminution de puissance par rapport à une période de référence initiée juste avant le début du mouvement. Cette technique requiert aussi l'ajout d'un bloc de sélection des canaux les plus actifs vu que le nombre des features est lié au nombre des canaux d'enregistrement qui est relativement important.
- La méthode autorégressif permet de diviser les trials en un ensemble d'intervalles de temps afin d'estimer, à partir de chaque segment, les paramètres associés à cette méthode [Pen+00]. Selon la référence [PN01], cette technique est sensible aux artefacts et ne donne pas satisfaction pour l'extraction des signaux d'imagerie motrice. Une optimisation a été ainsi proposée visant à construire un modèle statistique auto-régressif adaptatif (ARA) qui prend en considération les variations temporelles dans le signal.

Pour des techniques, plus au moins performantes, d'extraction des caractéristiques ont été présentées dans le tableau 1.1 afin de mener une étude comparative de l'existant.

1.3.4 Les techniques de classification

L'objectif de la classification est de tracer une limite entre deux ou plusieurs classes et d'étiqueter chaque classe par un label en fonction des caractéristiques mesurées. Un bon classifieur permet de maximiser la distance entre les classes à traiter. Plusieurs techniques de

classification des signaux EEG ont été présentées dans [Lot+07] ; [NAGG12], nous en citons celles les plus référencées dans la littérature comme le montre le tableau 1.2. Ce tableau utilise un ensemble de métriques appliquées aux différentes techniques de classification telles que la dynamicité, la stabilité ainsi que la complexité afin de pouvoir les comparer entre elles. Par exemple, le modèle reflète la nature du classifieur qu'il s'agit d'un classifieur génératif ou discriminatif. Un classifieur génératif comme les classifieurs de Bayes nécessite une base de données à part pour chaque classe pour s'auto-configurer. Tandis que les classifieurs discriminatifs se contentent d'une seule base de données commune pour la phase d'apprentissage. De plus, les classifieurs discriminatifs et génératifs peuvent être linéaire ou non linéaire selon la nature de la fonction de classification. Les classifieurs statiques permettent de discriminer les vecteurs caractéristiques sans prendre en considération l'information temporelle contrairement aux classifieurs dynamiques qui prennent en compte l'information temporelle du signal EEG. Quant à la stabilité, elle reflète la persistance du résultat de classification suite à des faibles variations du signal d'entrée. Enfin, la complexité du classifieur se mesure en terme du temps d'exécution requis durant la classification d'un trial. Notons que le tableau 1.2 décrit quelques exemples d'application des ICMS faisant appel aux classifieurs les plus répondus dans la littérature. Par exemple, dans [Rei+15], le LDA discrimine les signaux sensorimoteurs (SMR) liés aux mouvement des mains gauche et droite avec un taux de précision de l'ordre de 82%. La même technique est utilisée dans [Bha+15] pour classifier les signaux EEG liés aux émotions avec une performance de l'ordre de 66.5%. La technique dite des K-plus-proches voisins (k-Nearest Neighbors (KNN)) est utilisée dans trois contextes différents, pour classifier les potentiels corticaux à lentes variations (SCPs), les potentiels évoqués (PE) et les signaux EEG spontanées (PS) liés aux imageries motrices [KA10] ; [KS15] ; [She+08]. Ces techniques ont été déployées pour la discrimination des signaux EEG liés à plusieurs domaines d'application dont leurs performances dépendent principalement de facteurs suivants :[SC07] ; [Lot+07] :

- La dimension de vecteurs caractéristiques (features).
- Les vecteurs de features ayant des pondérations non-uniformes.
- La cartographie entre les entrées et sorties est non linéaire.
- La sensibilité liée à la base d'apprentissage est très élevée.
- L'exigence d'une contrainte du temps dure pour effectuer la classification.

1.4 L'interface applicative

Pour pouvoir exploiter les techniques de prétraitement, d'extraction des caractéristiques ainsi que de classification des signaux EEG, il faut munir notre système d'une interface liée à l'application visée. Cette interface devra assurer la liaison entre le système de traitement des signaux EEG et l'application qui exploite les résultats de classification. On distingue plusieurs domaines d'application qui font appel à des analyses des signaux EEG tels que :

- Le domaine médical : il s'agit de traiter les signaux EEG émanant des patients souffrants des troubles neurologiques tels que l'épilepsie, l'autisme, la maladie de Parkinson, la narcolepsie, la dépression, et la déficience motrice. Une telle approche permet d'aider les neurologues à la prise de décision sur le diagnostic de l'état de ces patients.

classifieurs	Propriétés des Classifieurs					Exemples d'applications		
	Modèle	Dynamicité	Stabilité	Complexité	Variantes	Protocole	Précision (%)	Référence
LDA	discriminatif, linéaire	Statique	Oui	Faible	BLDA, FLDA, CDA	SMR	82	[Rei+15]
						Émotion	66.5	[Bha+15]
						SSVEP	81	[Neu+03]
SVM	discriminatif, linéaire et non linéaire	Statique	Oui	Haut	RBF-SVM, LS-SVM	PE	93.33	[YK16]
						PS	95.26	[Liu+12]
						Émotion	84	[WJL15]
ANN	discriminatif, non linéaire	Statique	Oui	Haut	MLP, PNN, Pe-GNC,ANN	SMR	85.71	[CB16]
						PS	80	[Mor+16]
						SSVEP	80	[Kol+16]
Bayesian	Générationnelle, non linéaire	Statique	Non	Moyen	Bayes quadratique, BNK	SMR	72	[EE15]
						PS	63.5	[EV]
						SMR	89	[BFM]
HMM	discriminatif, non linéaire	Dynamique	Non	Haut	IOHMM, GMM	SMR	63	[Obe+01]
						PE	88	[Spe+14]
						SCPs	87	[Hin+04]
KNN	discriminatif, non linéaire	Statique	Non	Haut	–	SCPs	92.15	[KA10]
						PE	96.5	[KS15]
						PS	82.4	[She+08]
MD	discriminatif, non linéaire	Statique	Non	Faible	–	PS	68.69	[Hun+10]
						SCPs	67	[Bha+16]
						SMR	88	[Jia+15]

TABLE 1.2 – Les classifieurs les plus utilisés avec leurs propriétés

Plusieurs systèmes ont été proposés pour diagnostiquer l'épilepsie à travers les signaux EEG [Ver+10]. D'autres systèmes ont été proposés pour le diagnostic de l'autisme chez les enfants afin de distinguer entre ceux qui ont le syndrome de l'autisme et ceux qui ont d'autres problèmes neurologiques (NC : Neurological Control) [DA12]. Ce type de système a été évalué par les enregistrements de deux groupes d'enfants (463 enfants autistes, 571 enfants NC) donnant une précision allant jusqu'à 87%.

- La robotique : les ICMs sont appliquées dans le domaine de la robotique afin d'aider les sujets qui ont un handicap à commander automatiquement des machines ou des équipements domestiques de nécessité. Par exemple, un système non-invasif a été développé pour contrôler, à travers les signaux d'imageries motrices liés aux mouvements de la main droite et la main gauche, un robot dite ARM afin d'assurer son mouvement dans les quatre directions [Hor+15]. Ce système est validé sur deux personnes ayant un handicap moteur avec un taux de précision de l'ordre de 73%. Une autre ICM permettant de contrôler un fauteuil roulant par les signaux de type potentiel évoqué (PE) et potentiel spontané (PS) des personnes paralysées est proposée dans [Cao+14]. La validation de ce système est faite sur trois sujets avec un taux de précision de l'ordre de 96%.
- Les interfaces de communication palliative : ce type d'interface représente un outil permettant aux patients de saisir des textes ainsi que de contrôler un curseur sans aucune activité musculaire à travers des interfaces virtuelles telles que : Hex-o-spell, P300 speller et P300 curseur 2-D. Pour l'interface Hex-o-spell illustrée dans la figure 1.17a, la saisie d'un caractère est assurée à partir d'un ensemble d'hexagones contenant chacun 5 caractères en se basant sur l'analyse des variations spontanées des signaux EEG liés aux mouvements de la main et du pied droit [Bek+09]; [KS15]. Pour l'interface P300-speller illustrée dans la figure 1.17b, elle permet de saisir les textes et

d'envoyer les commandes à un ordinateur à travers les signaux PE [FD88] ; [FRA11]. Il est à noter ici qu'il existe plusieurs autres domaines d'application des ICMs tels que la commande des jeux vidéo et l'interaction avec des environnements virtuels (EV) 3D qui offre un nouveau moyen de plaisir, en particulier pour les handicapés [Lec+08].

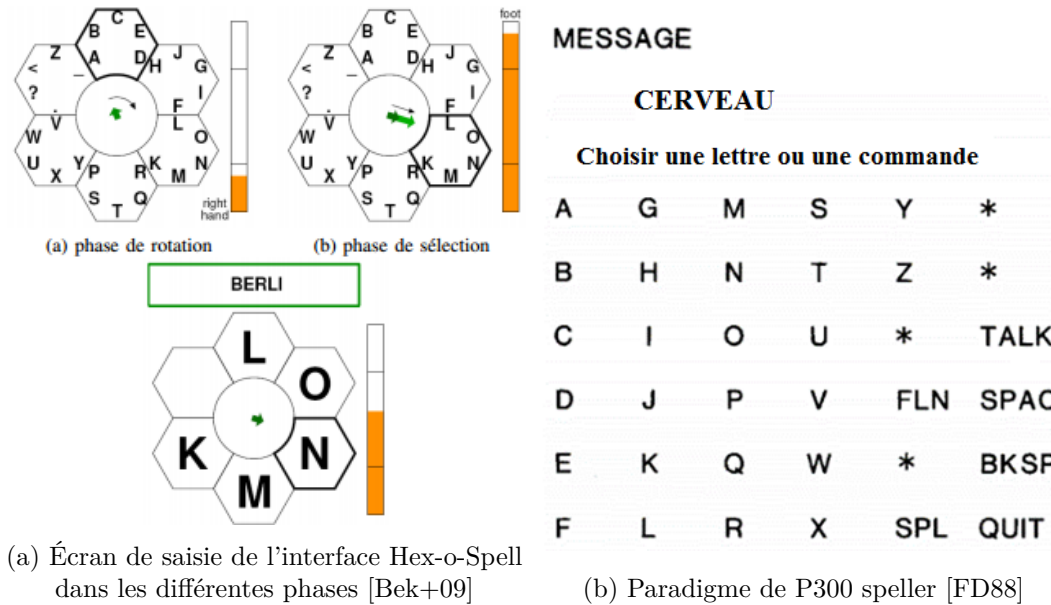


FIGURE 1.17 – Les interfaces des communications palliatives

1.5 Les outils libres de conception et de test

La validation des ICMs demeurent une étape très importante tout au long du développement de telles interfaces. Il existe des plateformes logicielles et matérielles permettant de vérifier les techniques de traitement des signaux EEG selon les approches en-ligne et hors-ligne. Parmi lesquelles on trouve :

- OpenViBE : il s'agit d'un environnement muni d'une bibliothèque open source écrite en C++ et qui permet la conception d'application et le test des ICMs. Elle se présente sous forme d'un outil de programmation visuelle à base d'organigrammes et qui peut être utilisé par des utilisateurs non spécialistes. Ce cadre de travail contient plusieurs modules nécessaires à l'acquisition, au filtrage et au traitement des signaux EEG.
- BCI2000 : cet outil est conçu autour d'un ensemble de techniques de traitement des signaux EEG. De plus, il est doté d'une représentation diversifiée de stimulus [Sch+04] couvrant un large spectre d'applications. Cet environnement fournit aux utilisateurs la capacité de faire l'acquisition de données et l'étude de paradigmes y compris le traitement de données et le biofeedback. Cette plateforme supporte plusieurs langages de programmation tels que Matlab, Octave, Python et C/C++.
- BCI++ : il s'agit d'un cadre de travail permettant l'exécution des algorithmes de traitement de signaux EEG écrits en C/C++ et Matlab. Cet outil fournit des interfaces

graphiques de haut niveau (2D/3D) dédiées à la conception de jeux vidéo basés sur l'activité cérébrale.

- Biosig : c'est une bibliothèque de logiciels libres sous la licence GNU (General Public License) et qui fonctionne sur les environnements Matlab et Octave. Biosig permet de faire l'acquisition des données, de contrôler la qualité du signal, l'extraction des caractéristiques, la classification, la modélisation et la visualisation des données.

1.6 Exemples des systèmes ICMs les plus représentatifs

Grâce aux progrès effectués au niveau des techniques de décodage des signaux neurologiques, plusieurs applications ont été développées autour des signaux EEG. Ces applications couvrent des domaines variés tels que le contrôle, la communication ainsi que l'analyse des pathologies médicales. Le traitement de ces signaux EEG au sein de ces applications dépend principalement de la précision de ces signaux, de leur vitesse d'enregistrement ainsi que des algorithmes de décodage et de traitement. Cette symbiose cerveau-machine a permis par exemple de contrôler un hélicoptère virtuel via les signaux EEG. En effet, le contrôle de déplacement d'un hélicoptère suivant les quatre directions est effectué par l'imagination des mouvements des mains droite et gauche, ainsi que les pieds. Selon [Roy+10], la précision d'une telle application a atteint le 100% en intégrant la combinaison des techniques de ré-échantillonnage, du calcul de moyenne pour l'extraction des caractéristiques ainsi que des analyses statistiques pour la classification. D'autres implémentations de contrôle d'hélicoptère similaires ont été présentées dans [LaF+13] ; [Dou+11] et ont abouti à une précision de l'ordre de 90% et 85% respectivement. Cette baisse au niveau de la précision est probablement due à l'utilisation de la technique d'extraction des caractéristiques auto-régressive (AR) avec la méthode de seuillage pour la classification sans l'utilisation d'un bloc de filtrage. Un autre système d'ICM, proposé dans [RFR16], permet de contrôler un robot afin d'aider les personnes âgées à accomplir des tâches quotidiennes (Navigation sur des pages web ou sélection d'actions) en se servant des signaux EEG de type potentiel évoqué (PE). La discrimination entre les signaux est effectuée à la suite de l'application d'un filtre passe bande, d'une extraction des signaux caractéristiques avec la technique d'analyse canonique des corrélations (canonical correlation analysis (CCA)) et d'une classification avec la méthode SVM. Le système ainsi présenté permet de contrôler le robot avec un taux de précision de l'ordre de 80%. Il existe d'autres exemples des ICMs dédiées à la communication et au contrôle de pathologies médicales qui seront présentées dans le chapitre suivant.

1.7 Synthèse

Le principe de fonctionnement d'une ICM est relativement simple, alors que la mise en œuvre d'une telle application est assez compliquée nécessitant la prise en compte de plusieurs facteurs liés à l'acquisition et au traitement des données. Tout d'abord, l'acquisition des signaux EEG doit être effectuée par des instruments de hautes performances afin de dé-

tecter et amplifier les petites variations des signaux EEG même en présence d'un signal de faible amplitude. De plus, les électrodes utilisées durant l'acquisition doivent avoir une très haute impédance et elles doivent être placées minutieusement dans des emplacements bien déterminés sur le scalp de l'utilisateur selon le type d'application. Ensuite, vient l'étape de prétraitement qui consiste à supprimer soigneusement les artefacts. Rappelons que cette étape est très délicate car les signaux EEG et les artefacts varient d'un utilisateur à un autre et varient même au niveau de chaque utilisateur selon son âge et son état émotionnel. Pour cela, il faut bien explorer les différentes techniques de filtrage selon l'application et selon les utilisateurs. Un mauvais choix des bandes spécifiques de fréquence pour chaque sujet lors du filtrage ou le choix inapproprié des techniques de filtrage peuvent détériorer dramatiquement la précision du système. Une fois les signaux sont bien filtrés, il faut procéder à une extraction des signaux caractéristiques ayant une taille réduite tout en préservant les informations les plus pertinentes dans les signaux EEG qui représentent les tâches mentales. Un autre avantage de l'extraction de ces caractéristiques, est qu'elle permet d'enlever la redondance des données d'une manière générale. Un choix non optimal des caractéristiques des signaux EEG pourrait entraîner une baisse au niveau de la précision même en présence d'un bon filtrage. Quant à la classification, elle demeure l'étape la moins sensible vis-à-vis des variations des signaux EEG. Cependant, il existe des techniques plus au moins efficaces selon les applications visées comme le SVM [CB16] ; [Bha+15], le LDA [Bha+15] ; [Vid+11], la MD [Hun+10], la KNN [KS15] ; [Che14], etc.

1.8 Conclusion

Ce chapitre est consacré à la présentation du principe de fonctionnement d'une ICM ainsi que les différentes opérations de traitement des signaux EEG. Il s'agit de détecter les activités cérébrales produites suite à un mouvement ou à une tâche mentale spécifique. À la réception des signaux EEG, le signal est traité de telle sorte que toutes les fréquences hors des bandes d'étude sont supprimées ou sont réduites afin de faciliter la discrimination entre les différents mouvements initiés par l'utilisateur. Après une présentation de l'état de l'art sur les techniques de traitement des signaux EEG les plus performantes pour les signaux sensorimoteurs, nous avons discuté les facteurs de choix des algorithmes. Il s'agit des techniques de traitement et de classification des systèmes asynchrones. Une attention particulière est donnée aux techniques de prétraitement et de filtrage des signaux EEG ainsi que leur effet sur les performances de la classification. Enfin, nous avons présenté les différentes plateformes d'évaluation et de validation des systèmes ICMs.

Problématique, état de l'art et approche de conception des ICMs

Sommaire

2.1	État de l'art	36
2.1.1	La concentration/stimulation	36
2.1.2	L'adaptabilité(dynamique/statique)	40
2.1.3	La précision	41
2.1.4	L'embarquabilité	42
2.1.5	La consommation	43
2.1.6	La validation réelle	43
2.1.7	Synthèse	44
2.1.8	Les limitations des systèmes existants	44
2.2	Problématiques	45
2.3	Méthodologie	47
2.3.1	L'utilisation de l'environnement BCI-LAB pour l'exploration architectu- rale de l'interface ICM	48
2.3.2	L'exploration des traitements ICM sous Matlab	48
2.3.3	La solution embarquée des ICMs pour la commande des équipements domestiques	49
2.4	Conclusion	49

Après avoir présenté les principes de base de fonctionnement des interfaces cerveau machines (ICMs) dans le chapitre 1 ainsi que leurs principales composantes, nous introduisons dans ce chapitre les problématiques de recherche à entreprendre dans le cadre de cette thèse. Nous abordons, plus en détails, les aspects algorithmiques critiques selon le domaine d'application et en fonction du type des signaux cérébraux appliqués à la chaîne de traitement. Nous nous focaliserons sur l'application de contrôle des équipements domestiques par les signaux sensorimoteurs EEG générés par une simple réflexion sur le mouvement des bras gauche et droit. Ceci devra nous permettre de délimiter l'espace d'exploration des solutions algorithmiques et de concentrer les efforts sur l'optimisation des parties critiques de la chaîne de traitement des signaux EEG. De plus, nous passons en revue les différentes étapes de conception constituant la méthodologie à suivre à tous les niveaux d'abstraction ainsi que les environnements qui ont été utilisés pour mener à terme notre étude de conception et de validation.

2.1 État de l'art

Les interfaces cerveau-machines sont des alternatives qui permettent à leurs utilisateurs de communiquer avec leurs environnements à travers des signaux EEG provenant d'une ou plusieurs activités cérébrales liées à des mouvements particuliers. L'évolution technologique permettant l'acquisition, l'analyse et le traitement des signaux EEG de très faible puissance a poussé les chercheurs à les utiliser que ce soit dans le domaine de suppléance fonctionnelle ou dans le domaine d'analyse de pathologie médicale. Ces deux classes d'application sont indépendantes. Le maillon commun entre ces deux domaines est la mesure de l'activité cérébrale. Quel que soit le domaine d'application, la chaîne de traitement des signaux cérébraux est toujours la même. En effet, le système ICM commence par la récupération des activités cérébrales à partir de cuir chevelu, l'extraction des caractéristiques, la classification puis l'envoi des feedbacks. Notons bien que, le feedback est envoyé vers l'utilisateur dans le domaine de suppléance fonctionnelle. Alors que dans le domaine d'analyse de pathologie médicale, le feedback est envoyé vers le praticien.

Dans ces travaux de thèse, nous ciblons le domaine de suppléance fonctionnelle, plus précisément le domaine de contrôle des équipements domestiques. Ce type d'application est très utile pour les personnes ayant un handicap sévère au niveau des mouvements des membres supérieurs et même inférieurs. Dans le cas des signaux sensorimotrices, les mouvements mécaniques représentés par les mains droite et gauche sont remplacés par des signaux EEG provenant d'une simple pensée à l'un de ces mouvements. En effet, le signal EEG généré par ce type de réflexion présente la même allure que celui généré par le mouvement de l'organe en question avec un affaiblissement au niveau de la puissance du signal. Avec l'amélioration de la qualité des systèmes d'acquisition, d'amplification et de filtrage, il est possible de pouvoir exploiter ce genre de signaux et les traiter avec une grande précision afin de les utiliser dans le processus de contrôle. Ceci nous a conduit à approfondir notre étude d'analyse critique des systèmes de commande à base des signaux sensorimoteurs de type EEG.

La section suivante a pour but de décortiquer les implémentations existantes pour identifier les parties critiques non traitées et proposer ensuite des solutions techniques en vue de leurs implémentations. Pour ceci, nous avons mis en place six critères d'évaluation des systèmes existants à savoir : la concentration/stimulation, l'adaptabilité (dynamique/statique), la précision, l'embarquabilité, la consommation ainsi que la validation réelle.

2.1.1 La concentration/stimulation

Le premier critère d'évaluation des systèmes ICM existants est la concentration/stimulation. En effet, cet indicateur permet de savoir si le système ICM est commandé, soit par des signaux EEG de type potentiels évoqués qui nécessitent beaucoup d'effort de concentration, soit par des signaux de type potentiels spontanés qui ne nécessitent qu'un minimum d'effort de concentration. Un bon système est celui qui requiert un peu d'effort de concentration afin de soulager la souffrance de ses utilisateurs.

2.1.1.1 Les systèmes de contrôle des équipements domestiques nécessitant beaucoup d'effort de concentration

L'utilisation des techniques de type P300 : basées sur un temps de réponse entre l'apparition du stimulus et la réception de la réponse provenant de l'utilisateur qui ne dépasse guère les 300ms, ces techniques ont été largement étudiées par les chercheurs notamment pour les applications logicielles et dont les contraintes temporelles sont molles. Le tableau 2.1 présente les principales applications à base de la technique P300. En effet, dans la plateforme ICM-REHAB [CÁH13], le système récupère les signaux EEG via 8 électrodes connectées au système d'acquisition BCI2000. Le traitement des signaux acquis est réalisé par des algorithmes de type SWLDA (Stepwise Linear Discriminant Analysis) proposé par l'environnement logiciel de BCI2000. Quant aux deux autres systèmes BackHome et BCISHC cités dans [Hol+09] et [Mir+15], ils permettent de commander les équipements d'une maison tels que : l'allumage de la lumière, le ventilateur, le lecteur multimédia ainsi que le poste radio. L'acquisition des signaux EEG est effectuée à base de l'équipement Gtech et Emotiv respectivement, où les signaux numériques sont envoyés instantanément via un module sans fil à l'unité de traitement au fur et à mesure de son acquisition. Le traitement des signaux EEG dans les deux systèmes est mené par des algorithmes de localisation et de détection des ERPs provoqués suite à la concentration de l'utilisateur sur l'un des stimulus.

Système	Algorithmes de traitement des signaux EEG			Les équipements commandés	Figure d'interface
	Prétraitement	Extraction des caractéristiques	Classification		
ICM-REHAB [CÁH13]	Filtre passe bande	Décimation	SWLDA	TV, lumière, ventilateur, etc.	Figure 2.1a
BackHome [Mir+15]	–	Détecteur des ERPs	–	Lumière, radio etc.	Figure 2.1b
BCISHC [Hol+09]	–	Détecteur des ERPs	–	Lumière, portes, fenêtres etc.	Figure 2.1c

TABLE 2.1 – Des exemples des applications domestiques à base des signaux de type P300

L'utilisation des signaux de type SSVEP : le signal potentiel évoqué visuel (SSVEP) est défini par des oscillations contenant des fréquences synchronisées avec la fréquence du stimulus, cette technique a été intégrée dans plusieurs applications domestiques. Le tableau 2.2 illustre les systèmes domestiques à base des signaux SSVEP existants dans la littérature. Par exemple, le système proposé dans [Pic+05], appelé Kimera, est composé d'un module d'acquisition et d'une unité de traitement connectés entre eux par un module Bluetooth. Le traitement des signaux EEG est basé sur une combinaison d'un filtre passe bande et d'un algorithme d'analyse spectrale des signaux pour en extraire les signaux caractéristiques des fréquences d'apparition du stimulus. La classification utilise la technique CDA (Canonical Discriminant Analysis). Un autre système a été également présenté dans [Mas+16] permettant de commander les équipements domestiques à travers les signaux SSVEP en se basant sur les techniques de filtrage et d'analyse spectrale similaire à celles utilisées dans l'application précédente. Quant à la classification, elle est effectuée par un algorithme de détection des

fréquences de stimuli.

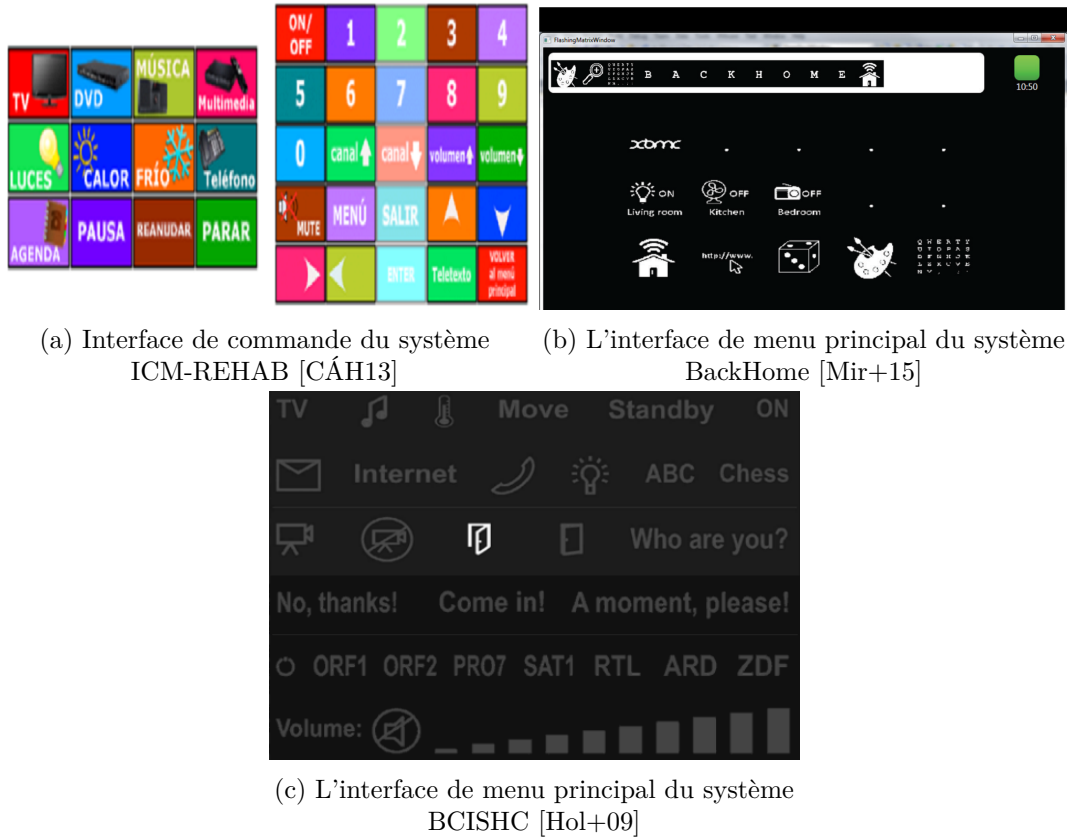


FIGURE 2.1 – Les interfaces des applications domestiques

Système	Algorithmes de traitement des signaux EEG			Les équipements commandés	Figure d'interface
	Prétraitement	Extraction des caractéristiques	Classification		
Kimera [Pic+05]	Filtre passe bande [6 24] Hz	Analyse spectrale	Canonical Discriminant Analysis (CDA)	–	Figure 2.2a
[Mas+16]	Filtre passe bande	Analyse spectrale	Détection	–	Figure 2.2b

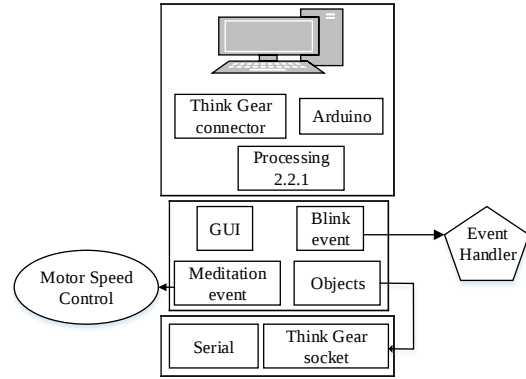
TABLE 2.2 – Des exemples des applications domestiques à base des signaux de type SSVEP

L'utilisation des techniques hybrides : il existe d'autres applications qui utilisent des techniques hybrides. C'est-à-dire une combinaison entre le SSVEP et le P300 [EHG11]. Le tableau 2.5 présente quelques applications intégrant cette technique dite hybride afin de tirer profit des avantages de chacune des techniques précédentes. Par exemple, l'architecture proposée dans [EHG11], utilise les signaux P300 pour la commande des équipements de la maison et les signaux SSVEP pour gérer le fonctionnement du système (Marche/arrêt). Les

signaux sont traités par un filtre passe bande suivie d’une analyse spectrale des signaux qui permet de ne garder que les spectres utiles représentant les signaux caractéristiques. Quant à la classification, elle est effectuée par la fameuse technique LDA.



(a) Le système Kimera [Pic+05]



(b) Le schéma bloc d’une application domestique [Mas+16]

FIGURE 2.2 – Les interfaces des applications domestiques à base des signaux SSVEP

Système	Algorithmes de traitement des signaux EEG			Les équipements commandés	Figure d’interface
	Prétraitement	Extraction des caractéristiques	Classification		
[EHG11]	Filtre passe bande	La transformé de Fourier	LDA	TV, DVD, lumières et téléphone	Figure 2.3a
[Oga+15]	Filtre passe bande	Décimation	SVM	TV, AC	Figure 2.3b

TABLE 2.3 – Des exemples des applications domestiques à base des techniques hybrides

2.1.1.2 Les systèmes de contrôle des équipements domestiques nécessitant peu d’effort de concentration

Les signaux sensorimoteurs (SMR) sont des rythmes modulés au niveau de la région sensorimotrice apparaissant suite à la réalisation ou l’imagination d’un mouvement de l’un des membres de l’utilisateur. Par exemple l’application présentée dans [CHÁ11] est développée autour d’une implémentation logicielle basée sur le traitement des signaux SMRs. Les signaux ainsi acquis subissent un prétraitement avec un filtre passe bande pour en extraire les caractéristiques par une combinaison de la transformée d’ondelette et la technique AR. La classification est réalisée par un classifieur linéaire. Une seconde plateforme utilisant les signaux SMR a été proposée dans [Als+14]. Ce système capte les signaux EEG à travers le casque EEG Emotiv via les 14 électrodes placées selon le système 10-20 aux positions : AF3, AF4, F3, F4, F7, F8, FC5, FC6, P7, P8, T7, T8, O1, O2. Le prétraitement des signaux EEG acquis ainsi que l’extraction de leurs caractéristiques sont effectués par une combinaison ondelette, FFT et l’AR. Quant à la classification, elle est faite par une combinaison entre

LDA, SVM et HMM. Le tableau 2.4 résume quelques exemples des applications domestiques commandées par les signaux EEG de type SMR.

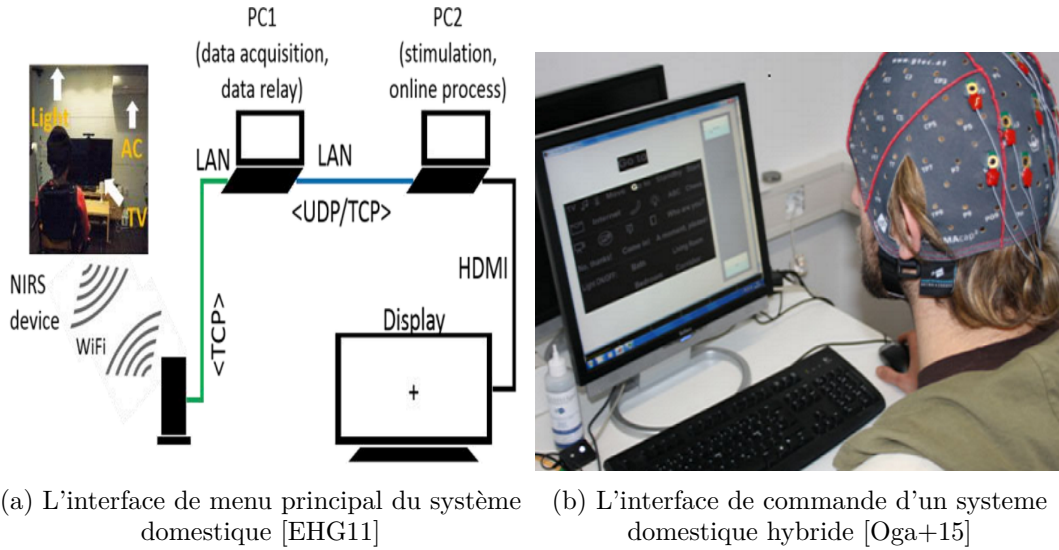


FIGURE 2.3 – Un système de commande des équipements domestiques par des signaux hybrides

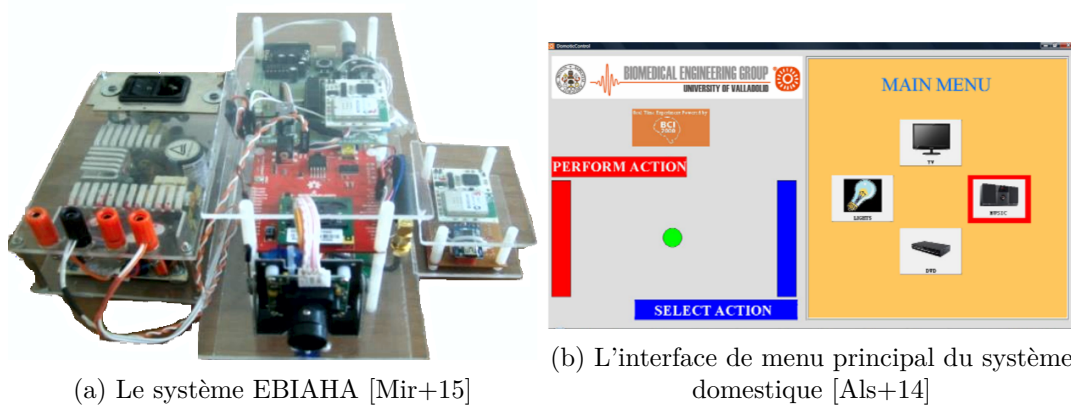


FIGURE 2.4 – Les interfaces des applications domestiques à base des signaux de type SMR

2.1.2 L'adaptabilité(dynamique/statique)

Les signaux cérébraux mesurés sont toujours cibles des interférences destructives qui s'appellent artefacts d'origine physiologiques ou non-physiologiques [Aur+04] ; [DLSM10]. La compensation des artefacts physiologiques est effectuée lors de processus d'enregistrement en demandant aux utilisateurs de suivre certaines recommandations à savoir : éviter de sourire,

minimiser les mouvements oculaires, éviter les mouvements, etc. Cette étape est connue par la compensation *a priori*. Quant à la compensation *posteriori*, elle permet de supprimer les artefacts en utilisant des méthodes de filtrage numérique. En effet, la compensation *posteriori* peut être appliquée d’une manière statique, en utilisant un modèle de prétraitement unique pour les utilisateurs, ou d’une manière dynamique en fixant pour chaque utilisateur son propre modèle de prétraitement.

Système	Algorithmes de traitement des signaux EEG			Les équipements commandés	Figure d’interface
	Prétraitement	Extraction des caractéristiques	Classification		
[CHÁ11]	Filtre passe bande	Transformée en ondelettes, de Fourier et AR	classifieur linéaire	TV, HI-FI, DVD et lumières.	Figure 2.4a
EBIAHA [Als+14]	Filtre passe bande	Transformée d’ondelettes, PSA et AR	LDA, SVM et HMM	TV, lumière	Figure 2.4b

TABLE 2.4 – Des exemples des applications domestiques à base des signaux de type SMR

Jusqu’à aujourd’hui, les systèmes de commande des équipements domestiques proposés utilisent des modèles de filtrage figés pour tous les utilisateurs. Par exemple, les systèmes proposés dans [CHÁ11] ; [Als+14] ; [Oga+15] ; [EHG11] utilisent de filtre passe bande laissant passer des composantes fréquentielles bien déterminées sans prendre en considération le problème de variabilité entre les sujets. D’autres systèmes de commande des équipements domestiques tels que les système proposés dans [Mir+15] ; [Hol+09] n’ont pas traité les artefacts ou ils ont appliqué directement le bloc d’extraction des caractéristiques puis la classification. Le fait d’ignorer l’utilisation de bloc de filtrage entrainera une augmentation de taux d’erreur de classification des signaux EEG traités.

2.1.3 La précision

D’une application à une autre, seules certaines fonctions du traitement de l’information changent : le filtrage pour la bande spectrale d’intérêt, l’extraction des caractéristiques des signaux dépend de l’application en question, et les algorithmes de classification en vue d’une prise de décision. Donc, il est nécessaire d’effectuer une exploration algorithmique de ces différents éléments afin de définir lesquels sont les plus appropriés qui permettent de maximiser la précision pour les utilisateurs du système. On dénombre des systèmes ICMs qui présentent d’excellentes performances en moyenne, mais avec un taux de précision inacceptable lors de l’utilisation par certains utilisateurs. Par exemple, le système proposé dans [LG11a] présente une précision moyenne de l’ordre de 76% alors que la précision de troisième sujet ne dépasse pas 48%. Plusieurs d’autres plateformes ont le même problème de variabilité inter-sujet [Liu+16] ; [Jia+12] ; [Cha+12] ; [KSL13] ; [Bar+12]. Donc, un bon système est celui qui permet de garantir un taux de précision acceptable (plus que 75%) pour tous les utilisateurs.

Pour résoudre ce problème d’adaptation tout en préservant la précision à sa plus haute valeur, les chercheurs ont recouru à l’utilisation de plusieurs couples d’extraction des caracté-

ristiques et/ou de classifications. Par exemple, le système ICM présentée dans [HE10] permet de discriminer entre les signaux d'imageries motrices liés aux mouvements de la main droite et la main gauche. Le filtrage des signaux est réalisé par un filtre passe bande laissant passer les composantes fréquentielles entre 0.5 et 30 Hz. Les signaux caractéristiques sont extraits par la technique densité spectrale de puissance (DSP) alors que la classification est effectuée par la technique APNN (adaptive probabilistic neural network). Quant à la classification, elle est effectuée par des classifieurs adaptatifs tels que la SVM, le KNN, le LDA, etc. Avec ces ensembles des techniques, la précision moyenne du système sur dix utilisateurs a atteint le 75%, alors que pour certains sujets ceci ne dépasse pas les 62%. Bien que l'utilisation de techniques au niveau de l'extraction des caractéristiques et/ou de la classification résout partiellement le problème d'adaptation, elle rend le système plus complexe et gourmand au niveau de la consommation du temps et de l'énergie.

2.1.4 L'embarquabilité

Le quatrième critère d'évaluation des systèmes existants est l'embarquabilité. Il reflète l'implémentation du système de traitements des signaux EEG sur une plateforme embarquée afin de satisfaire les contraintes de volume ou de consommation de ressources (temps, mémoire, énergie). En effet, la résolution de ces problèmes : l'adaptation du système à chaque sujet ainsi que la consommation de temps et d'énergie, sera possible en s'appuyant sur les capacités d'adaptation des nouvelles architectures reconfigurables (FPGA). Ces circuits reconfigurables de nos jours offrent à la fois des performances de calcul très élevées, permettant de satisfaire les contraintes temps réel, et une flexibilité attrayante permettant de s'adapter (ou s'auto-adapter) aux besoins des diverses applications. Ainsi, la conception d'un système embarqué à faible consommation servant au filtrage des signaux EEG, l'extraction des caractéristiques, l'analyse et la classification d'information doit être effectuée selon le besoin de l'application dans une approche A3 (Adéquation Algorithme Architecture). Bien que l'aspect modélisation soit bien représenté dans la littérature, très peu de réalisations matérielles ont été publiées. À titre d'exemple, le système proposé dans [Pic+05], appelé Kimera (c.f 2.2a), est composé d'un module d'acquisition et d'une unité de traitement connectés entre eux par un module Bluetooth. Le block d'acquisition des signaux EEG est implémenté sur un processeur embarqué ARM qui permet de récupérer les activités cérébrales de type SSVEP et les envoyer vers un ordinateur pour faire le traitement des signaux captés. En effet, le traitement des signaux EEG est basé sur une combinaison d'un filtre passe bande et d'un algorithme d'analyse spectrale des signaux pour en extraire les signaux caractéristiques des fréquences d'apparition du stimulus. La classification utilise la technique CDA (Canonical Discriminant Analysis). Cinq sujets ont participé à la validation du système dont sa précision a atteint le 96% en moyenne. Un autre système a été également présenté dans [Als+14] permettant de commander les équipements domestiques à travers des signaux sensorimoteurs. Les signaux captés par la casque Emotiv sont envoyés en temps réel vers un ordinateur afin d'être traités par les outils fournis avec le casque Emotiv pour en générer les signaux de commandes adéquats. Ces commandes sont envoyées par l'intermédiaire d'un module Wifi au fur et à mesure de la génération de nouveau signaux de commande par le système en question. L'architecture

proposée est une architecture conjointe logicielle/matérielle dont la partie de traitement des signaux est réalisée sous forme logicielle alors que la génération des commandes ainsi que l’interfaçage avec l’équipement à commander sont effectués par un système intégré à base du microcontrôleur PIC de type MicroChip. Aucune indication sur les valeurs de la précision n’a été mentionnée dans la littérature. Plusieurs d’autres applications domestiques sont présentées dans la littérature, elles sont implémentées sur des ordinateurs classiques et dont leurs performances varient selon les techniques de traitement qu’elles intègrent. La plupart des implantations peuvent être classées selon l’une de deux paradigmes à savoir le P300 [CÁH13] et la SSVEP [Mir+15] ; [EHG11]. Certaines applications comme celles présentées dans [EHG11] combinent ces deux paradigmes pour proposer une architecture hybride tirant profit des avantages des deux approches. Cependant l’application de l’imagerie sensorimotrice demeure très peu exploitée pour le contrôle des équipements domestiques et parvenant à des performances assez limitées.

2.1.5 La consommation

La consommation correspond à la quantité d’énergie utilisée par le système de traitement pour la classification des trials. La plupart des travaux de recherche des systèmes ICMs n’ont pas abordé le problème de consommation d’énergie malgré son importance ces jours-ci. Pour étendre l’autonomie du système de traitement des signaux EEG, soit il faut augmenter la quantité d’énergie embarquée, soit il faut diminuer la consommation du système. La première solution nécessite l’augmentation du poids, du volume et du prix des batteries. Quant à la deuxième solution, c’est la plus sollicitée, elle consiste à diminuer le coût énergétique de l’exécution du logiciel de l’application et/ou concevoir des composants spécifiques de faible consommation. À titre d’exemple, le système proposé dans [Pic+05], appelé Kimera (c.f 2.2a), consomme beaucoup d’énergie malgré son implémentation sur un processeur embarqué. Alors que les systèmes de commande des équipements domestiques implémentés sur un ordinateur [Mir+15] ; [EHG11], consomment énormément d’énergie qui dépassent les 200W pour certains systèmes. La figure 2.5 représente une grille de classification des systèmes existants en fonction de la quantité d’énergie consommée. En effet, un bon système est celui qui consomme une quantité d’énergie moins d’1 W. Alors que pour les systèmes qui consomment plus qu’1 W et moins de 50W sont des systèmes moyens. Au-delà de 50 W, on dit que les systèmes sont mauvais vu que leur utilisation n’est pas préférable par le grand public.

2.1.6 La validation réelle

Un autre critère très important est utilisé pour évaluer les systèmes existants, c’est la validation réelle. Il reflète la validation du système selon l’une de deux approches : hors ligne ou en ligne. En effet, l’approche hors ligne consiste à évaluer la chaîne de traitement des signaux EEG sur des benchmarks existants dans la littérature. Par exemple, plusieurs systèmes ont utilisé les bases des données de la compétition « BCI-competition » pour tester leurs algorithmes de traitement [LG11b] ; [KSL13] ; [Ang+12]. D’autres travaux ont utilisé les

bases de données de Pyhionet pour évaluer leurs systèmes de traitement [Sch+04]. Quant à l'approche en ligne, elle permet de traiter les signaux EEG immédiatement après leur acquisition par un système d'acquisition comme : GUSBamp, Emotiv, OpenBCI, etc. Un bon système est celui qui est validé selon l'approche en ligne vue que ceci permet de prendre en considération l'effet de l'envoi de retour (feedback) sur le comportement de l'utilisateur. De plus, plusieurs travaux ont eu une détérioration assez importante au niveau de la précision du système lors de passage de l'approche hors ligne vers l'approche en ligne. Par exemple, les système proposés dans [Do+12] ; [Zan+10] ont eu respectivement une détérioration de la précision en moyenne de l'ordre de 38% et 20% lors de passage de la validation hors ligne vers l'en ligne.

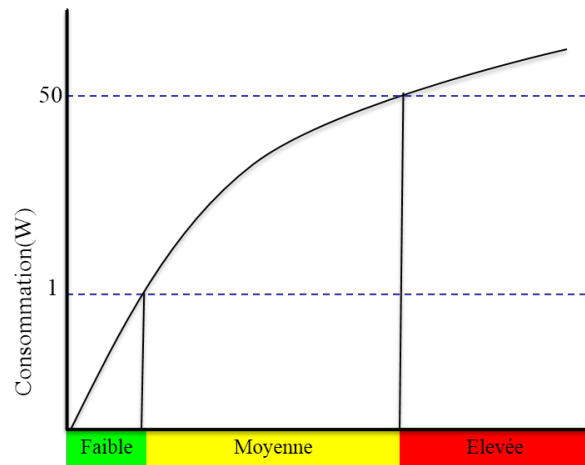


FIGURE 2.5 – Niveau de consommation des systèmes de traitement

2.1.7 Synthèse

Les différents systèmes de commande des équipements domestiques existants dans la littérature ont été évalué en fonction de six critères. Le tableau 2.5 résume la performance de ces systèmes. En effet, un bon système est celui qui respecte tous les critère d'évaluation ou certains de ces critères (vert). Au contraire, les mauvais systèmes (rouge) sont ceux qui ne répondent aux exigences de chaque critère. Nous remarquons bien qu'il n'existe jusqu'à aujourd'hui aucun système ICM de commande des équipements domestiques qui répond à tous ces critères, surtout la compensation *a posteriori* des artefacts d'une manière dynamique.

2.1.8 Les limitations des systèmes existants

La plupart des travaux publiés proposent des systèmes de commande des équipements domestiques commandés par des signaux EEG nécessitant beaucoup d'effort de concentration (P300, SSVEP, hybrides). Aussi, les systèmes existants proposent des solutions algorithmiques plus au moins efficaces avec une validation logicielle en mode hors ligne et parfois en mode

en ligne. Cependant, les implémentations embarquées demeurent peu exploitées et leur utilisation dans un contexte en ligne est encore plus rare. De plus, nous avons remarqué que les précisions varient souvent d'un utilisateur à un autre, ce qui compromet leur utilisation dans l'environnement réel. Cette variabilité au niveau de la précision est due principalement à l'utilisation d'un modèle de prétraitement (compensation à *posteriori*) figé pour tous les utilisateurs. Finalement, la plupart des systèmes existants sont implémentés sur un ordinateur classique qui consomme beaucoup de puissance et ne permet pas aux utilisateurs de se déplacer sans aucune contrainte.

Systèmes existants		Critère d'évaluation					
Système	Année	Concentration/stimulation	Adaptabilité	Précision	Embarquabilité	Consommation	Validation réelle
[Mas+16]	2016						
[Oga+15]	2015						
BackHome [Mir+15]	2015						
EBIAHA [Als+14]	2014						
ICM-REHAB [CAH13]	2013						
CHÁ11]	2011						
[EHG11]	2011						
BCISHC [Hol+09]	2009						
Kimera [Pic+05]	2005						

TABLE 2.5 – Évaluation des systèmes existants en fonction de plusieurs critères

2.2 Problématiques

Les interfaces cerveau-machines permettent à leurs utilisateurs de communiquer avec leur environnement à travers des signaux EEG liées à des mouvements particuliers. Grâce à son évolution technologique, ces ICMs ont été utilisées dans plusieurs domaines d'application de communication, de contrôle et même de diagnostic de pathologies médicales. D'une application à une autre, seules certaines fonctions du traitement de l'information changent : le filtrage pour la bande spectrale d'intérêt, l'extraction des caractéristiques des signaux dépend de l'application en question, et les algorithmes de classification en vue d'une prise de décision. Comme cité précédemment, le domaine d'application visé dans ces travaux de thèse est le domaine de suppléance fonctionnelle, plus précisément le contrôle des équipements domestiques par les signaux EEG. Ce type d'application est très utile pour les personnes ayant un handicap sévère au niveau des mouvements des membres supérieurs et même inférieurs. À travers les exemples expliqués précédemment, nous avons remarqué que peu d'applications intégrant la technique d'imagerie sensorimotrice ont été utilisées pour le contrôle et la commande des équipements domestiques. Pour mettre en place cette application, il est nécessaire tout d'abord d'effectuer une exploration algorithmique de ces différents éléments afin de dé-

finir lesquels sont les plus appropriés selon l'approche A3 dans un contexte d'embarquabilité. L'exploration algorithmique se veut non exhaustive et portera sur un corpus de techniques de filtrage (filtre RIF & RII, FFT, etc.), de techniques d'extraction des caractéristiques de signaux EEG (BP, PSD, AAR, les caractéristiques temps-fréquence (FFT, DWT), etc.) et de classification (LDA, MD, SVM, KNN, etc.). Cette exploration algorithmique devra être effectuée minutieusement afin de retenir les algorithmes de filtrage numérique permettant de compenser les artefacts non-physiologiques ainsi que les techniques d'extraction des caractéristiques et de classification qui sont capables de préserver la précision à sa plus haute valeur. Les techniques de traitement des signaux EEG devront s'adapter (ou s'auto-adapter) selon les caractéristiques intrinsèques des signaux EEG de chaque sujet. L'adaptation du système pour chaque sujet est possible en s'appuyant sur les capacités d'adaptation des nouvelles architectures reconfigurables (FPGA). En effet, cette technologie permet d'accélérer considérablement les traitements logiciels et matériels mais nécessitent de repenser les algorithmes de traitement en les parallélisant et en les optimisant selon les spécifications des systèmes ICMs préalablement définies (contraintes de consommation). En plus, les mêmes techniques de traitement des signaux EEG implémentées sur un circuit reconfigurable FPGA peuvent être utilisées dans plusieurs domaines d'application, moyennant une reconfiguration du système pour passer d'une application à une autre. La figure 2.6 résume la problématique de ces travaux de thèse.

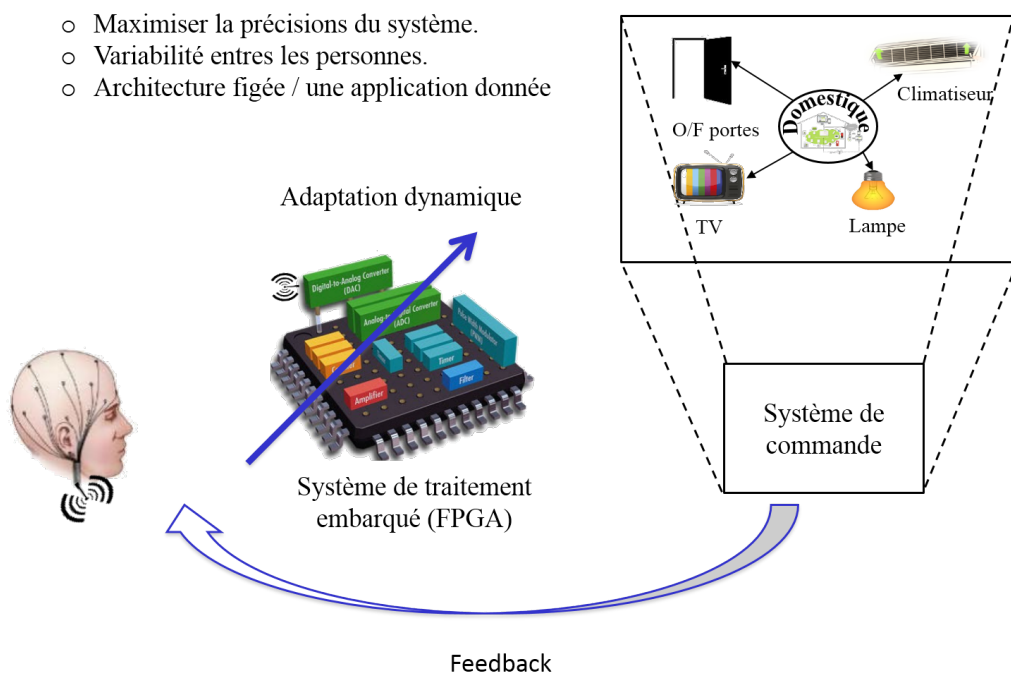


FIGURE 2.6 – Problématique

2.3 Méthodologie

Pour mener à bien l'étude et la conception du système embarqué de contrôle des équipements domestiques, nous devons tout d'abord définir la méthodologie à suivre afin d'éviter des défauts au niveau du prototype réel. Il s'agit de définir un ensemble des règles et des méthodes permettant de passer rigoureusement de l'ensemble des contraintes de spécification vers le système embarqué tout en évitant d'avoir des défauts dans notre système. Nous avons choisi de réaliser une conception et une validation de notre système à différents niveaux d'abstraction. La figure 2.7 résume la conception multi-niveau suivie tout au long du processus de conception. Tout d'abord, une exploration algorithmique a été menée sur l'une des plateformes logicielles les plus connues nommée BCI-lab. En se servant des bases de données offertes par la compétition "BCI-compétition", nous avons pu évaluer les performances de plusieurs combinaisons algorithmiques résumées dans le tableau 2.5 en mode dit hors ligne. Cette approche a permis d'identifier les algorithmes appropriés pour le prétraitement et la classification des signaux EEG. De plus, elle a servi à la validation et au dimensionnement des paramètres de ces techniques. Enfin, cette démarche permet d'identifier la meilleure combinaison des algorithmes qui s'apparente le mieux avec l'application visée afin de passer à un autre niveau d'exploration architecturale et de validation du système en se servant de l'environnement Matlab. À ce niveau d'abstraction, les codes sources des techniques retenues ont été réécrits afin de faciliter l'intégration de nouvelles techniques d'optimisation pour être embarquées sur la plateforme matérielle à base de circuits programmables de type FPGA. Cette approche vise à optimiser progressivement notre architecture jusqu'à l'obtention d'une architecture qui répond aux exigences des spécifications de l'application de détection des mouvements réalisés par l'utilisateur du système domestique.

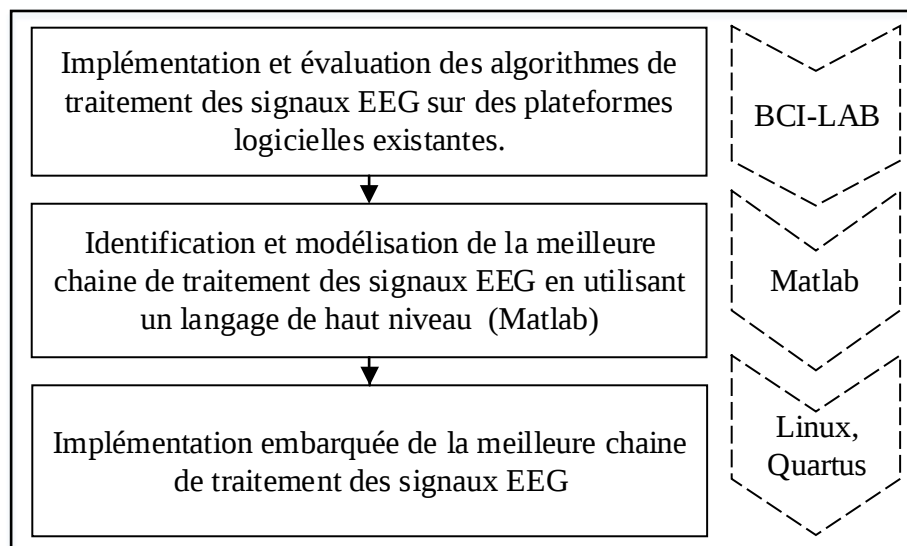


FIGURE 2.7 – Méthodologie de conception de notre application

2.3.1 L'utilisation de l'environnement BCI-LAB pour l'exploration architecturale de l'interface ICM

La première étape de l'exploration architecturale consiste à évaluer plusieurs combinaisons de techniques de traitement des signaux EEG en se servant de l'outil BCI-LAB. En effet, cette plateforme, riche par les algorithmes de traitement des signaux EEG, contient onze paradigmes précompilés intégrant les techniques de filtrage, d'extraction des caractéristiques et de classification. Doté d'une base de données des signaux EEG et d'une bibliothèque d'algorithmes diversifiée, l'environnement BCI-LAB demeure facile à utiliser pour une mise en place et une validation rapide de la chaîne ICM. De plus, l'application de ces techniques ne requiert aucune connaissance approfondie de leurs modèles mathématiques. L'environnement BCI-LAB accepte d'ajouter d'autres bases de données pour les intégrer dans le processus de validation et de test. Cependant, la modification des techniques existantes ou l'intégration de nouvelles techniques demeurent une tâche extrêmement difficile vu que l'utilisateur n'a pas accès aux codes sources des techniques intégrées ainsi que leurs environnements de programmation. Ce qui a pour conséquence de limiter le champ d'exploration des techniques de traitement des signaux EEG à celles définies dans la bibliothèque BCI-LAB. La mise en place d'une architecture ICM commence par faire le choix entre trois types de techniques de filtrage, d'extraction des caractéristiques ainsi que de la classification. Ensuite, il faut fixer la bande passante pour paramétrer et dimensionner la technique de filtrage déjà sélectionnée, le nombre de signaux caractéristiques ainsi que le nombre de cross validation pour quantifier le nombre de trials utilisés durant les phases d'apprentissage et de test. Notons que cet environnement permet une implémentation et une validation rapide de la chaîne ICM et s'apparente bien avec les applications de type contrôle de navigation sur internet, utilisation des éditeurs de texte, etc., qui ne sont pas gourmands en termes de précision et de temps d'exécution.

2.3.2 L'exploration des traitements ICM sous Matlab

Suite à l'identification des meilleures combinaisons des algorithmes de traitement des signaux EEG, une exploration architecturale approfondie sur l'environnement Matlab s'impose afin d'établir les codes source de chaque technique pour des éventuelles modifications ou ajustements de leurs paramètres selon le besoin de l'application visée. Ceci n'était pas possible de le faire dans l'environnement BCI-LAB. Avec cette nouvelle démarche d'exploration architecturale, le concepteur a une forte emprise sur son architecture et pourrait facilement passer à une solution embarquée par la suite si besoin. De plus, le concepteur aura accès à toutes les informations tout au long de l'exécution de chacun des composants constituant la chaîne ICM rendant l'analyse des performances des algorithmes plus facile et permettant d'identifier les parties critiques de l'architecture. Cependant, l'environnement BCI-LAB n'a pas cette flexibilité étant donné qu'il donne accès qu'aux résultats globaux à la fin de la simulation sous forme de précision moyenne calculée sur l'ensemble des utilisateurs. Les résultats de l'exploration architecturale à ce niveau d'abstraction fait l'objet du chapitre 3.

2.3.3 La solution embarquée des ICMs pour la commande des équipements domestiques

L'utilisation de la solution embarquée consiste à combiner des composantes logicielles et matérielles au sein d'une architecture système afin de respecter les contraintes plus ou moins sévères telles que le temps d'exécution, la complexité, la consommation, et les performances globales. Cette étape survient suite à une validation fonctionnelle exhaustive sur un environnement de type Matlab ou un environnement équivalent (OpenVibe, BCI-2000). À ce niveau d'abstraction, la conception est étroitement liée à l'environnement utilisé ainsi qu'à la plateforme embarquée envisagée pour la réalisation du prototype. Dans ce contexte, nous avons opté pour un environnement Linux pour la vérification de la conformité des codes C développés et ceux des codes Matlab développés auparavant. Quant à l'implémentation conjointe logicielle/matérielle, elle est effectuée sous l'environnement Quartus II fourni par Altera. Il est plus facile de mener des tests en ligne avec une telle approche. Plus de détails sur le système ICM embarqué sont donnés dans le chapitre 4.

2.4 Conclusion

Ce chapitre présente un état de l'art sur les applications de contrôle des équipements domestiques en les classant selon la nature des signaux cérébraux P300, SSVEP et SMR. Certaines applications utilisent une combinaison de P300 avec le SSVEP pour tirer profit des avantages de chaque type de signaux. Une attention particulière est portée aux signaux SMR qui s'apparentent bien à notre application de contrôle des équipements domestiques pour les personnes sévèrement handicapées et où les signaux sont générés suite à une simple réflexion traduisant la volonté de bouger la main droite ou gauche. L'évaluation des systèmes existants a été effectuée en utilisant 6 critères à savoir : la concentration/stimulation, l'adaptabilité (dynamique/statique), la précision, l'embarquabilité, la consommation ainsi que la validation réelle. Pour mener à bien notre exploration architecturale des ICMs, nous avons présenté la démarche de conception à différents niveaux d'abstraction en précisant l'environnement adéquat utilisé pour chaque niveau. La mise en œuvre de cette exploration et l'évaluation des performances de chaque architecture feront l'objet des chapitres 3 et 4.

Proposition d'une architecture générique de la chaine ICM

Sommaire

3.1	Les spécifications du système ICM	52
3.2	Simulation fonctionnelle de l'application domestique	52
3.2.1	Exploration architecturale des algorithmes d'extraction des caractéristiques	53
3.2.2	Exploration architecturale des algorithmes de classification	55
3.2.3	Implémentation des algorithmes en utilisant Matlab	57
3.2.4	Les techniques de traitement des signaux EEG destinés pour le contrôle des équipements domestiques	58
3.3	L'étude de l'effet de la variation du RSB sur la précision du système	60
3.4	Application aux signaux EEG	62
3.5	Application du filtrage dynamique aux signaux sensorimoteurs EEG	65
3.5.1	Description du filtre WOLA	65
3.5.2	Effet de l'application de la technique de filtrage WOLA sur les signaux EEG	72
3.6	Conclusion	73

Ce chapitre s'organise autour d'une exploration des architectures ICMs conduisant à l'identification de la meilleure combinaison algorithmique qui s'apparente le mieux avec le contrôle des équipements domestiques via des signaux sensorimoteurs. Pour commencer, nous avons formulé les paramètres critiques ou les spécifications du systèmes ICM dont on devra respecter et optimiser tout au long de l'exploration architecturale. Ceci devra nous permettre de procéder à des optimisations au niveau de la partie prétraitement en dotant notre architecture choisie d'un mécanisme de filtrage adaptatif rendant l'application auto-paramétrable en fonction des utilisateurs. Le but d'appliquer cette approche est de maximiser les performances de l'architecture proposée tout en respectant les contraintes temps réels visées par notre application. De plus, nous avons étudié et conçu une autre technique de filtrage dite dynamique (WOLA) préservant les performances du filtrage adaptatif et optimisant la solution embarquée en termes de coût de conception et de consommation. La validation de tous les algorithmes ainsi que la simulation de l'exploration architecturale sont conduites au niveau fonctionnel en utilisant l'environnement Matlab et en appliquant les trois bases de données IIa, IIIa et IVa, offertes par la compétition « BCI-competition » pour une première validation dite hors-ligne.

3.1 Les spécifications du système ICM

Avant de présenter une évaluation du système ICM, nous rappelons les problématiques techniques :

1. **Haute précision de la classification des signaux EEG** : la détection de l'imagerie motrice par un système ICM doit être effectuée avec une grande précision (y compris les mesures de sensibilité et de spécificité). Le système embarqué proposé doit être si précis pour un large éventail d'utilisateurs dont la précision de la classification devra avoisiner ou dépasser 80%. Ce taux rendra notre système fiable pour être utilisé dans des applications de contrôle/commande.
2. **Robustesse et adaptabilité** : le système ICM devra être robuste contre les problèmes de bruits et d'interférences tels que les signaux liés aux mouvements oculaires et musculaires qui accompagnent les enregistrements EEGs. En d'autres termes, les techniques de prétraitement devraient être bien conçues pour maintenir la précision proche de sa valeur maximale tout en tolérant des légères variations au tour du maximum. En outre, le signal EEG est un signal non stationnaire qui varie selon l'état émotionnel du sujet et ses conditions d'enregistrement. Ces signaux d'activités cérébrales sont moins cohérents et incluent de nombreux artefacts par rapport aux techniques d'imagerie cérébrales telles que l'IRM ainsi que l'imagerie par résonance magnétique fonctionnelle (IRMf). Par conséquence, le système ICM devra donner beaucoup d'importance à l'élimination de ces artefacts au sein des enregistrements EEG avant de procéder à leurs classifications.
3. **Consommation** : l'un des principaux objectifs de conception d'un système embarqué est de réduire la consommation de la carte de prototypage ainsi que le système d'acquisition associé.
4. **Coût du prototype** : le système de commande des équipements domestiques basé sur les signaux EEG doit être rentable pour être accepté par un grand public et avec un coût raisonnable.
5. **Temps de réponse** : le temps de réponse du système ICM n'est pas si critique. Cependant une exécution rapide de la classification des signaux sensorimoteurs donne plus de flexibilité au système de commande qui l'utilise. Ce paramètre sera aussi visé lors de l'optimisation des solutions embarquées.

En général, les principaux défis associés à la conception d'un système embarqué s'articulent autour de l'optimisation et du respect des spécifications préalablement définies. Plusieurs alternatives de conception peuvent être appliquées lors de l'exploration architecturale afin de respecter ces contraintes systèmes. Nous citons le parallélisme de traitement, la haute précision dans les calculs en virgule flottante, l'utilisation des accélérateurs matériels, etc.

3.2 Simulation fonctionnelle de l'application domestique

Pour initier notre exploration architecturale, nous avons procédé à une simulation fonctionnelle de plusieurs combinaisons de techniques de traitements des signaux EEG en se basant sur celles offertes par la bibliothèque BCI-LAB. Cette bibliothèque intègre un spectre

de techniques de traitement des signaux EEG couvrant les principaux niveaux de la chaîne ICM à savoir :

- Algorithmes de prétraitement : il s'agit des filtres de type RIF et RII, des ondelettes, ICA, des FFT, surface Laplacien, moyenne, ré-échantillonnage, etc.
- Techniques d'extraction des caractéristiques : une dizaine de techniques ont été intégrées comme la bande Power, les CPS, les bancs de filtres à base de CSP, CSP avec pondération, moyenne de spectres, etc.
- Techniques de classification : plusieurs classifieurs sont offerts tels que les techniques LDA, la LOGREG, la SVM, le GAUSS, le GMM, le DAL, etc.

3.2.1 Exploration architecturale des algorithmes d'extraction des caractéristiques

Suite à une étude bibliographique approfondie sur les architectures des ICMs utilisant les signaux sensorimoteurs, nous avons pu identifier que le classifieur LDA est le plus utilisé dans les architectures présentant les meilleures performances en termes de précision et de ressource de calcul. Parmi ces architectures, on trouve celle qui a obtenu le prix de BCI compétition [Ang+12] et celle aussi proposée par F. Lotte [LG11a]. Le tableau 3.1 montre les meilleures architectures ICMs ainsi que leurs performances respectives en terme de Kappa [Tan+12]. Kappa c'est un critère d'évaluation des ICM calculé à base de l'équation ci-dessous (Eq 3.1).

$$K = \frac{P_0 - P_e}{1 - P_e} \text{ avec } P_e = \frac{\sum_{k=1}^2 n_{:k} * n_{k:}}{N_{tr}^2} \quad (3.1)$$

Ceci nous a conduit à retenir la technique de prétraitement selon le filtre RII d'ordre quatre laissant passer les fréquences des signaux EEG entre 8 et 30 Hz liées aux bandes α et β [DLSM10] ; [GP+10] ; [HU13]. De même, la classification est effectuée par la technique LDA conformément à celle utilisée dans les architectures de Kai et Lotte. Nous avons procédé à une variation de la technique d'extraction des caractéristiques selon la disponibilité de la bibliothèque BCI-LAB pour constituer ce qu'on appelle les paradigmes ICMs. Le fonctionnement de ces paradigmes nécessite de fixer un certain nombre de paramètres tels que la durée des epocs, la plage des fréquences qui contiennent les informations liées aux mouvements, le nombre de signaux caractéristiques et le nombre de validation croisée. Le choix de ces paramètres nécessite une localisation des signaux liés aux mouvements de la main droite et de la main gauche qui sont enregistrés selon le flot illustré dans la figure 1.4. La durée des epocs contenant les informations utiles est fixée à deux secondes débutant 0.5 seconde avant le trigger en suivant l'approche de validation proposée dans [Ang+12]. Quant au nombre de signaux caractéristiques, il est fixé à six. Il permet de bien présenter les informations utiles des signaux SMRs liées aux mouvements des mains droite et gauche [LG11a]. Les tests hors-ligne sont menés selon la technique dite de validation croisée ayant comme paramètre le nombre de k-fold qui représente le pourcentage de trials, choisis aléatoirement, utilisés pour le test parmi l'ensemble des trials présents dans la base de données. Le reste des trials sont dédiés à la phase d'apprentissage.

La chaine de traitement	Kappa (%)
• Filtre passe bande (8-30 Hz) • Filtre Bank CSP (FBCSP). • Naive Bayes Parzen Window.	57
• Filtre passe bande (8-30 Hz) • CSP • LDA	52
• Décimation, Linear Regression (LR), filtre passe bande (8-25 Hz). • sélection des canaux et CSP • SVM	31
• Filtre Neural Time Series Prediction Preprocessing (NTSPP) • CSP • SVM	30
• Décimation, Filtre Laplacian, filtre passe bande (8-25 Hz). • CSP • Ensemble des classifieurs à base de SVM	29

TABLE 3.1 – Les meilleures architectures retenues par la compétition IIa

Nous avons également fait varier le nombre de k-fold afin de voir l'effet de cette variation sur la précision et ceci pour chaque utilisateur de la base de données IIa. Le tableau 3.2 montre que la variation de la précision pour chaque utilisateur est assez faible. Par conséquent, nous avons choisi de fixer le paramètre k-fold à cinq en s'alignant avec le choix proposé dans [LG11a] afin de pouvoir comparer nos résultats par la suite par rapport à les leurs. Une fois ces paramètres architecturaux sont fixés à travers l'interface graphique de BCI-LAB, les différents paradigmes de traitement des signaux EEG sont testés sur une base de données ayant neuf sujets. Le tableau 3.3a présente la moyenne des performances préliminaires obtenues selon les onze paradigmes en appliquant la base de données IIa proposée par la compétition « BCI-competition » pour une validation dite hors-ligne pour les neuf sujets.

k-fold	Précision(%)
5	82.3
6	82.4
7	82.3
8	80.5
9	82.1
10	81.2

TABLE 3.2 – Effet de variation de k-fold sur la précision de classifieur LDA

En analysant ces résultats, nous remarquons que les performances varient de 29.16% à 67.45% selon la technique d'extraction des caractéristiques. En effet, le meilleur paradigme numéro 9 intègre un filtre passe bande avec le CSP comme technique d'extraction de caractéristique et LDA comme algorithme de classification. De plus, les paradigmes (2, 3, 8, 9) ayant des précisions excédant les 60 % sont basés principalement sur la technique CSP. Ce qui confirme les résultats publiés dans [LG11a] ; [Ang+12] ; [DaS+09] stipulant que les algorithmes CSP ainsi que ses variantes sont les plus performants pour l'extraction des phénomènes DLE/SLE liés aux mouvements des mains droite et gauche. Le tableau 3.3b montre les résultats de performance pour chaque sujet de la base de donnée IIa.

N°	Technique d'extraction des caractéristiques	Précision(%)		
1	Band Power	48.61	Sujet	Précision(%)
2	Spectrally Weighted CSP	62.84	S1	68.80
3	Filter Bank CSP	64.93	S2	69.88
4	Dual-Augmented Lagrangian (DAL)	35.76	S3	76.13
5	Multi-Taper CSP (MTCSP)	57.63	S4	56.47
6	Regularized Spatio-Spectral Dynamics	58.68	S5	48.91
7	Source Information Flow Toolbox	50	S6	46.48
8	Regularizing CSP (RCSP)	62.84	S7	84.63
9	CSP	67.44	S8	79.30
10	Time/Frequency Regression	34.3	S9	76.44
11	Windowed Means	29.16	Moyenne	67.44

(b) La performance de meilleur paradigme pour chaque sujet

(a) La performance de différents paradigmes de BCILAB

TABLE 3.3 – La précision de la classification pour les différentes techniques d'extraction des caractéristiques

3.2.2 Exploration architecturale des algorithmes de classification

Notons que la précision varie d'un sujet à un autre, ce qui n'est pas apprécié par les utilisateurs d'une telle architecture. En effet, les utilisateurs préfèrent avoir une précision quasi constante. Rappelons aussi que les caractéristiques intrinsèques des signaux EEG dépendent de l'âge du patient ainsi que de son état émotionnel [HE10] ; [DLSM10]. Pour résoudre ce problème et afin de localiser la partie affectant significativement cette variation de précision, nous avons fait varier les classifieurs pour le couple (filtre RIF d'ordre quatre, CSP) selon les possibilités données par la bibliothèque BCI-LAB dont la liste n'est pas exhaustive. Trois type de classifieurs sont utilisés tout au long de cette expérimentation. Il s'agit des classifieurs

linéaires, des classifieurs Bayésiens non linéaire, ainsi que des classifieurs à base de réseaux de neurones. Les classifieurs linéaires de type LDA, QDA, et LOGREG représentent des algorithmes de discrimination qui calculent la pertinence de chaque caractéristique en utilisant des fonctions linéaires pour identifier sa classe. Au contraire, les algorithmes Bayésiens non-linéaire de type Gaussien et DAL permettent d'assurer une séparation non-linéaire entre les classes. Malgré leurs excellentes performances par rapport aux autres techniques, ces algorithmes ne sont pas très utilisés car ils sont très gourmands en temps de calcul [LG11a]. Quant aux classifieurs à base de réseaux de neurones de type GMM, ils constituent un assemblage de plusieurs neurones artificiels permettant de manipuler des limites de séparation non linéaire entre les classes. Le choix de l'un de ces classifieurs dépend de type des signaux EEG étudiés comme les signaux ERP, les signaux SMRs, SSVEP, etc. De plus, cette sélection repose aussi sur les propriétés de chacun de ces algorithmes. Le tableau 3.4 résume les principales propriétés pour chacun des techniques de classification utilisées dans notre exploration architecturale. Par exemple la linéarité reflète la nature de la fonction de classification. Quant à la généricité, elle exprime le degré de flexibilité de la technique à s'adapter à la base de données en ajustant ses paramètres algorithmiques. La robustesse représente l'efficacité des techniques de classification selon la taille de la base d'apprentissage. Enfin la complexité se mesure en terme du temps d'exécution pour finir la classification d'un trial. À travers ce tableau, nous identifions la technique LDA qui semble être assez intéressante pour le contexte de notre application ayant des bases de données de tailles réduites et qui s'apparente à une implémentation embarquée. Le tableau 3.5 présente les résultats de simulation de notre architecture en changeant le classifieur. Avec une précision dépassant les 67 %, le classifieur LDA demeure la meilleure technique pour la classification des signaux sensorimoteurs selon les deux classes. Notons que la technique LDA consomme le moins de temps de calcul par rapport au reste des techniques, ce qui rend cette technique plus favorable pour une implémentation embarquée et temps réel.

Type de classifieur	Linéarité	Généricité	Dynamicité	Stabilité	Robustesse	Complexité
LDA	Oui	Non	Non	Oui	Non	Faible
GAUSS	Non	Non	Oui	Non	Non	Haut
GMM	Non	Oui	Oui	Non	Non	Haut
DAL	Oui	Oui	Non	Oui	Oui	Moyen
LOGREG	Oui	Non	Non	Oui	Non	Haut
QDA	Oui	Non	Non	Oui	Non	Moyen

TABLE 3.4 – Propriété des classifieurs utilisés

Bien que l'environnement BCI-Lab soit facile à utiliser et permet une conception et une évaluation rapide de l'architecture ICM, il demeure limité en termes de techniques. Le concepteur ne sait même pas comment les différents traitements des signaux EEG s'exécutent à l'intérieur de la chaîne en question. La modification ou l'optimisation des techniques existantes est quasi impossible. C'est la raison qui nous a conduit à procéder à une implémentation bas niveau pour chaque technique de la chaîne ICM afin de pouvoir modifier au besoin les

codes sources de nos algorithmes ou d'ajuster leurs paramètres. Cette approche devra nous permettre aussi de debugger la chaine afin de faciliter l'analyse de ses performances. De plus, cette exploration architecturale facilitera l'implémentation embarquée des algorithmes en convertissant les codes Matlab sous forme de codes C embarqué qui s'apparentent mieux avec l'application visée.

Techniques	Sujet									Précision moyenne (%)
	S1	S2	S3	S4	S5	S6	S7	S8	S9	
LDA	68.80	69.88	76.13	56.47	48.91	46.48	84.63	79.30	76.44	67.44
GAUSS	61.51	64.92	72.95	52.77	49.27	44.11	79.54	78.54	69.07	63.63
GMM	63.25	62.50	70.87	49.63	51.07	41.71	83.33	77.48	69.72	63.28
DAL	61.19	64.59	72.24	52.40	49.29	44.15	78.49	78.22	68.02	62.51
LOGREG	61.18	62.17	70.16	53.07	49.95	44.50	82.66	78.22	70.80	63.63
QDA	63.27	62.16	71.90	50.344	48.96	40.30	82.67	78.52	67.98	63.12

TABLE 3.5 – L'effet des algorithmes de classification sur la performance du système

3.2.3 Implémentation des algorithmes en utilisant Matlab

En suivant la méthodologie décrite dans le chapitre 2, les techniques ayant les meilleures performances pour le contrôle des équipements domestiques par les signaux sensorimoteurs sont identifiées, ensuite codées et modélisées sous Matlab. Le schéma 3.1 représente les algorithmes implantés lors de la première validation bas niveau basée sur Matlab. Les signaux EEG sont présentés sous forme d'une matrice ($N_{ech} \times N_{el}$) dont N_{ech} désigne le nombre d'échantillons et N_{el} représente le nombre d'électrodes utilisées lors du procédé d'acquisition.

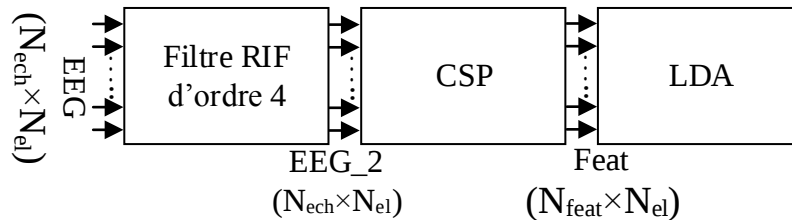


FIGURE 3.1 – La première chaîne Matlab de traitement de l'application domestique

Ainsi, les signaux EEG provenant de chaque électrode subissent tout d'abord une opération de filtrage par un filtre passe bande qui permet de ne laisser passer que les fréquences appartenant aux bandes α et β . L'ordre du filtre est fixé à quatre en se basant sur des travaux publiés dans le même domaine qui traitent les signaux d'imagerie motrice [Chi+09b]; [Cha+12]; [BS11]. À la sortie du filtre, le CSP est appliqué aux signaux EEG pour en extraire les signaux caractéristiques ayant des propriétés statistiques facilitant ainsi leurs discriminations. Quant à la classification, elle est appliquée selon la technique LDA qui fait appel à des

fonctions linéaires de mesure de distance pour discriminer les signaux en question. L'apprentissage du système est effectué sur une partie de base de donnée dont la classe de chaque trial est connue à l'avance. Les paramètres du classifieur sont estimés lors de l'apprentissage, ensuite fixés afin de prédire les classes de trials lors de la phase de test opérée sur le reste de la base de données. Notons bien que les paramètres de classifieur peuvent être recalculés en cas d'insatisfaction de l'utilisateur du taux de performance du système. La précision du système mesurée est le rapport entre le nombre des trials correctement classés sur le nombre total de trials de test. Le taux de performance préliminaire du système est de l'ordre de 62.07%. La précision ainsi mesurée est assez faible par rapport aux résultats publiés dans la littérature ce qui nous a conduit à une analyse approfondie de l'algorithme de classification. Pour pallier à cette baisse de performance, nous avons cherchée d'autres techniques de classification et nous avons retenu celle qui a donné la meilleure précision. En effet la technique dite MD qui permet de mesurer la distance vectorielle entre les deux classes intègre une philosophie proche du LDA et offre une précision meilleure. Le taux de performance du système est augmenté de 19% pour atteindre 81% en moyenne pour les signaux EEG provenant de neuf sujets au lieu des 62.07% obtenues par la technique LDA. En résumé, les techniques de traitement des signaux EEG qui semblent être les meilleures pour l'application visée sont : le CSP, le LDA ainsi que la technique MD. Nous détaillons les aspects techniques ainsi que les paramètres qui caractérisent ces algorithmes afin de procéder à des optimisations algorithmiques nécessaires avant de mener des optimisations architecturales.

3.2.4 Les techniques de traitement des signaux EEG destinés pour le contrôle des équipements domestiques

3.2.4.1 La technique CSP (Common Spatial Pattern)

L'idée principale de la technique CSP consiste à utiliser une transformation linéaire pour projeter les signaux EEG en sous-espace spatial de faible dimension. Cette transformation maximise la variance des signaux EEG correspondant à la première classe tout en minimisant la variance pour les autres classes. Au cas où le système traite des signaux EEG de plus que deux classes, cette technique est utilisée en divisant le problème en un ensemble de sous-problèmes de deux classes. La première est constituée par une seule classe alors que la seconde classe regroupe le reste. Les trials sont classés selon cette logique en itérant cette décomposition N_C fois où N_C représente le nombre de classes. Formellement, l'algorithme CSP calcule tout d'abord les matrices de covariance normalisées pour chaque classe selon l'équation (Eq 3.2).

$$C_i = \frac{EE^T}{\text{trace}(EE^T)} \quad (3.2)$$

avec $\text{trace}(x)$ est la somme des éléments qui se trouvent sur la diagonale de la matrice x , i est l'index de la classe de base pour la commande du système avec les mouvements des mains droite ou gauche. E est la matrice des échantillons de chaque tâche mentale de dimension

$(N_{ech} \times N_{el})$. La matrice dite de composition qui est représentée par la somme des matrices de covariance de chaque trial selon l'équation (Eq. 3.3).

$$C_c = U_c \lambda_c U_c^T \quad (3.3)$$

avec U_c représente la matrice des coefficients obtenus à partir des valeurs propres et des vecteurs propres et λ_c est la matrice dont ses coefficients, localisés sur la diagonale, contiennent les valeurs propres triées par ordre croissant. Pour égaliser la variance dans l'espace, une matrice de pondération est calculée comme suit (Eq. 3.4).

$$P = \sqrt{\lambda_c^{-1}} U_c \quad (3.4)$$

Cette matrice de pondération est utilisée pour calculer les matrices de covariances qui sont ensuite transformées en la factorisant comme l'indique l'équation suivante (Eq.3.5) :

$$S_i = P C_i P^T = B \lambda_i B^T \quad (3.5)$$

Enfin, la matrice de projection de signaux EEG (Z) est calculée selon l'équation Eq 3.6.

$$Z = W E \text{ avec } W = B^T P \quad (3.6)$$

Les signaux caractéristiques permettant de discriminer entre les tâches mentales du système sont les vecteurs propres qui correspondent aux plus petites et aux plus grandes valeurs propres [LPV09]. Le nombre des signaux caractérisant les mouvements (RH , LH) N_{feat} dépend de l'application. Ce nombre est généralement fixé durant l'expérimentation. Dans notre cas, ce nombre est fixée à six, ce qui affecte le reste du traitement qui constitue la variation logarithmique de la variance de la matrice de projection F pour ces six signaux comme l'indique l'équation 3.7 .

$$F_i = \log\left(\frac{var(Z_i)}{\sum_{j=1}^{N_{feat}} var(Z_j)}\right) \text{ avec } i = 1..N_{tr} \quad (3.7)$$

avec N_{tr} représente le nombre des trials.

3.2.4.2 L'algorithme de classification LDA

LDA est une technique de discrimination prédictive proposée par Fisher en 1936. L'objectif de cette méthode est de classer une matrice de données X qui représente les patterns extraits par le CSP. Le principe de cette approche de classification consiste à choisir entre les combinaisons linéaires des variables qui maximisent l'homogénéité de chaque classe. Formellement, la séparation entre deux classes est délimitée par l'équation de l'hyperplan comme suite (Eq 3.8) :

$$H(x) = \omega_0 + w^t x \quad (3.8)$$

w_0 est un vecteur de données dit le biais et w est le vecteur orthogonal à la frontière de décision ($H(x) = 0$). Si le signe de l'équation H est négatif, alors le trial en question appartient à la

première classe, sinon il correspond à la deuxième classe. L'hyperplan de séparation est calculé tout en maximisant la distance entre les deux classes c'est-à-dire en minimisant la variance interclasse [JDM00]. Dans le cas où le nombre de classes est supérieur à deux, plusieurs hyperplans doivent être utilisés. Ceci est réalisable en appliquant la stratégie dite OVR (one versus the rest) permettant de séparer chaque classe parmi les autres classes. L'inconvénient majeur de cette technique de classification réside dans la baisse de ses performances lorsque le nombre de trials devient important présentant des données complexes, cet inconvénient est probablement dû à la propriété de linéarité de la technique de séparation des hyperplans [GEV].

3.2.4.3 La technique de classification basée sur la distance de Mahalanobis (MD)

MD est une technique de discrimination prédictive qui a été proposée par Prasanta Chandra Mahalanobis en 1936. Ce classifieur calcule la moyenne des échantillons EEG pour chaque classe durant la phase d'apprentissage. La différenciation entre les classes est effectuée selon l'équation suivante (Eq 3.9) :

$$d_i^2 = (F_v - \mu_i)^T (\Sigma_i)^{-1} (F_v - \mu_i) \text{ avec } i = \{R, L\} \quad (3.9)$$

Σ_i est la matrice de covariance des trials en question alors que l'opérateur T représente la matrice transposée de la matrice de trial de dimension $(N_{ech} \times N_{el})$. Pour classifier un pattern X (un vecteur de features caractérisant un trial), il suffit de calculer la distance d_i et affecter le trial en question à la classe ayant le minimum de distance. Contrairement à la technique LDA, les performances de la technique MD sont indépendantes de la complexité des données traitées. Ceci est dû à l'utilisation de la corrélation entre les deux classes plutôt que le calcul de la variance [EL15] ; [LG11a].

Après avoir choisi les techniques d'extraction de caractéristiques des signaux EEG ainsi que celles permettant leurs classifications, nous nous proposons de faire une optimisation algorithmique au niveau de l'étape de prétraitement en cherchant la meilleure technique de filtrage qui maximise la précision pour chaque utilisateur.

3.3 L'étude de l'effet de la variation du RSB sur la précision du système

Notre système est commandé par les signaux de l'imagerie motrice liés aux mouvements de main droite et gauche. Théoriquement, la réponse fréquentielle de ces deux mouvements est bien localisée dans les deux bandes α et β [AJT00]. Pour commander l'application domestique, l'utilisateur doit penser à bouger soit sa main droite, soit sa main gauche, selon un automate prédéfini par le système de contrôle. Rappelons que les signaux EEG captés sur le cuir chevelu sont accompagnés des bruits dus à diverses sources telles que la mauvaise localisation des électrodes, la faible impédance de ces électrodes ainsi que les bruits liés aux équipements

d'acquisition[GCL11]. Donc, il est très utile de procéder à une élimination efficace de ces artefacts sans toucher aux informations utiles et sans rajouter de fausses informations pouvant entraîner une détérioration de la performance du système. Souvent, la suppression de ces artefacts est réalisée par les filtres passe-bande RIF ou RII. L'application de l'un de ces filtres nécessite une étude approfondie de ces paramètres qui ont une influence sur la qualité du signal EEG tels que la bande passante, les bandes de transition, les ondulations dans la bande passante, etc. Parmi les nombreux paramètres des filtres, on n'en connaît que quelques-uns comme : l'atténuation au niveau de la bande passante (ABP) ainsi que les limites des bandes de fréquence α et β [NMC98]. Pour mener à bien l'élimination des artefacts d'une manière efficace, nous avons appliqué une approche de conception et de dimensionnement des filtres de type RIF et RII en faisant varier le rapport signal sur bruit permettant de maintenir l'ABP constante et gardant les fréquences des bandes α et β . Cette approche est itérée pour chaque utilisateur afin d'optimiser la suppression des artefacts. Une fois le RSB est fixé, nous générons les coefficients de filtres correspondants à cette contrainte de RSB. Ensuite, nous ferons varier la valeur du RSB, ce qui engendre une variation des coefficients pour chaque technique de filtrage. Enfin, nous mesurons la précision pour chaque utilisateur afin d'évaluer l'effet des techniques de filtrage sur les performances de classification. La figure 3.2 présente les précisions du classifieur en fonction du rapport signal sur bruit (RSB) en utilisant deux filtres de type RIF et quatre filtres de type RII. Pour des raisons de simplification, nous nous sommes contentés de ne présenter ici que les résultats du premier sujet de la base de données IIa.

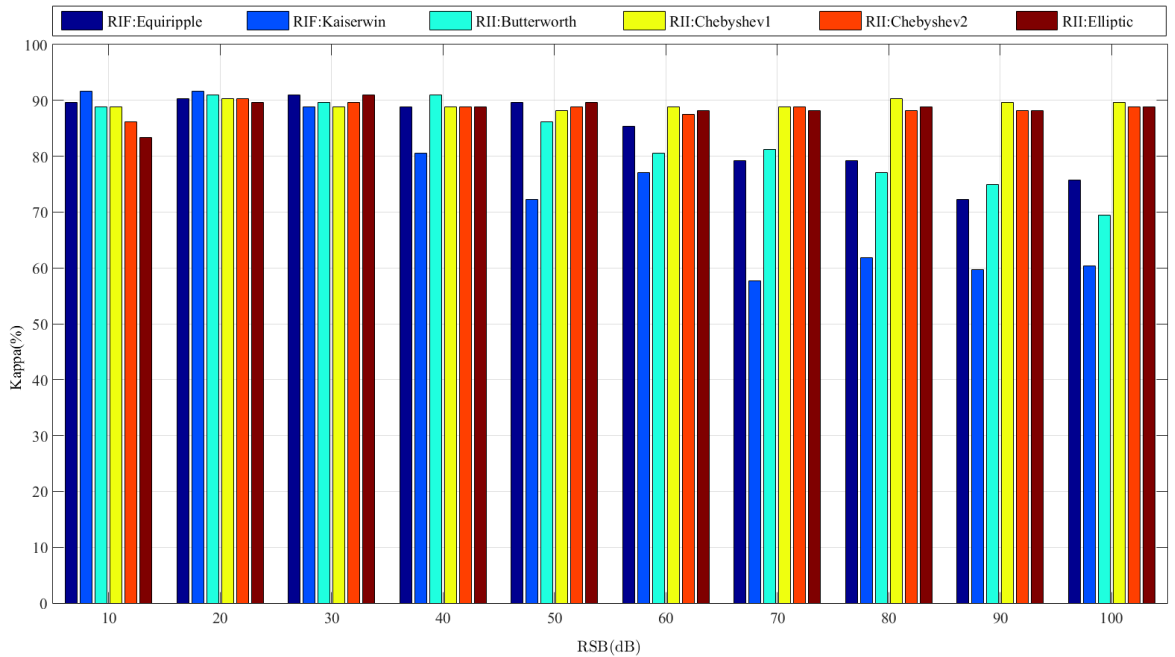


FIGURE 3.2 – Performance du système en fonction de rapport RSB

Par ailleurs, le tableau 3.6 regroupe les résultats de précision pour les 17 sujets appartenant aux bases de données IIa, IIIa et IVa en appliquant les six filtres pour chaque sujet. On a choisi de montrer les précisions minimales et maximales pour chaque sujet ce qui permet d'identifier

la mauvaise configuration du filtre et celle qui s'apparente au mieux à la classification des signaux EEG pour chaque sujet. Nous remarquons qu'il n'existe pas un filtre idéal, ni un RSB idéal pour tous les sujets. Par exemple, le filtre Kaiserwin avec un RSB de 80 dB maximise la précision pour le sujet 13 (67%) alors que le même filtre et ayant le même rapport RSB de 80 dB donne la précision la plus faible pour le sujet 4 avec une valeur de l'ordre de 45%. De même, la technique de filtrage Kaiserwin maximise la précision pour sujet 1 avec un RSB de 10 dB alors qu'elle nécessite un RSB de 80 dB pour maximiser la précision pour le sujet 13. Ce qui justifie le besoin d'un filtrage adaptatif pour chaque sujet à part, en cherchant le meilleur filtre ainsi que son RSB qui donne la meilleure précision. Pour ce faire, nous avons appliqué cette opération d'exploration de filtrage durant la phase d'apprentissage afin d'adapter nos filtres aux besoins de nos signaux EEG.

Sujet	Pire de Cas		Meilleurs cas	
	Type de filtre (RSB en dB)	Minimum de précision	Maximum de précision	Type de filtre (RSB en dB)
1	Kaiserwin (70)	57.63	Kaiserwin (10)	91.66
2	Kaiserwin (70)	47.22	Butterworth (90)	67.36
3	Kaiserwin (100)	52.08	Elleptic (20)	96.53
4	Kaiserwin (80)	45.18	Equiripple (10)	73.61
5	Kaiserwin (70)	43.75	Chebyshev1 (70)	68.06
6	Kaiserwin (90)	51.39	Chebyshev1 (50)	73.61
7	Equiripple (90)	48.61	Chebyshev1 (10)	79.16
8	Kaiserwin (90)	59.02	Chebyshev1 (80)	99.30
9	Kaiserwin (100)	69.44	Elleptic (50)	93.75
10	Kaiserwin (90)	51.11	Equiripple (10)	97.77
11	Kaiserwin (90)	53.00	Butterworth (30)	71.66
12	Kaiserwin (70)	33.33	Elleptic (50)	100.0
13	Equiripple (60)	38.39	Kaiserwin (80)	67.14
14	Butterworth (50)	46.42	Elleptic (20)	98.21
15	Butterworth (50)	45.40	Equiripple (10)	58.16
16	Chebyshev1 (80)	42.41	Butterworth (10)	51.33
17	Chebyshev1 (30)	44.84	Kaiserwin (50)	56.75

TABLE 3.6 – Résultats de précision pour chaque sujet.

3.4 Application aux signaux EEG

Afin de garder la précision à sa plus haute valeur pour n'importe quel sujet, nous proposons d'adapter la technique de filtrage aux variations provenant de l'état du sujet en question. Il s'agit de mettre en œuvre un paramétrage du filtre approprié parmi les six techniques de filtrage présentées dans le paragraphe précédent et de procéder ensuite à sa conception en fixant le nombre et les valeurs de ses coefficients. L'approche de conception des filtres proposée est illustrée dans la figure 3.3. Cette approche s'applique durant la phase d'apprentissage et utilise uniquement 60% des données de la base afin de laisser les 40% restants pour l'étape de

test. Parmi ces 60% de données, 80% uniquement sont utilisées pour la conception des différents filtres pour chaque sujet, alors que les 20% des données restantes sont dédiées à l'étape d'analyse. Cette technique de validation est connue sous le nom du k-fold-cross validation où k est égale à 5 dans notre cas. L'analyse des résultats de précision parmi toutes les combinaisons de filtrage permet de fixer le choix du meilleur filtre pour chaque sujet. En effet, l'approche de conception adaptative de filtrage proposée est basée sur la modification de la technique de filtrage pour chaque sujet ainsi que la variation du rapport RSB allant de 10 à 100 dB avec un pas de 10 dB. À travers l'exploration architecturale des architectures ICM, six filtres potentiels ont été identifiés pouvant maximiser la précision de classification. Il s'agit des filtres Equiripple et Kaiserwin de la famille RIF et des filtres de types Butterworth, Chebyshev 1 & 2 et Elliptic faisant partie de la famille RII. Notons que l'ordre des filtres ainsi que le nombre de ses coefficients augmentent avec l'augmentation du RSB. De même, la complexité ainsi que le temps de traitement de cette opération de filtrage augmentent également lorsque la valeur de RSB augmente. Comme le montre la figure 3.4, cette augmentation de l'ordre des filtres ainsi que son temps d'exécution sont plus au moins importants selon le type de filtre. Par exemple, les filtres elliptiques de type RII sont moins sensibles à la variation du RSB que les filtres Kaiserwin du type RIF. Ce filtrage adaptatif permet de supprimer les signaux qui sont en dehors des bandes α et β efficacement. En effet, les signaux EEG sont bien filtrés lorsque l'ordre des filtres est relativement important. Dans ce cas, la bande de transition devient abrupte et très étroite ce qui favorise l'élimination des réponses fréquentielles dans les bandes adjacentes de deux bandes α et β [Los08]. Rappelons que les atténuations dans les bandes passantes ont été fixées à 0 dB lors de la conception de tous les filtres afin de préserver les informations utiles tout au long du processus de classification.

Notons aussi que le filtre Kaiserwin est le plus gourmand en terme de temps d'exécution par rapport aux autres techniques de filtrage. En effet, pour un rapport RSB de 50 dB, le filtre elliptique présente un temps d'exécution beaucoup moins que celui consommé par l'Equiripple. Cependant, la différence de précision de la classification entre ces deux techniques demeure très faible de l'ordre de 1% comme indiqué dans la figure 3.2. Dans ce cas, la technique de filtrage elliptique est retenue pour sa simplicité d'implémentation et sa rapidité d'exécution pourvu que la précision est quasi constante. Retenons que le choix de la technique de filtrage durant la phase d'apprentissage est guidé par les paramètres suivants : à savoir la précision de la classification, la complexité en termes de ressources matérielles pour l'implémentation embarquée, et le temps d'exécution. Cependant, cette exploration architecturale basée sur l'application du filtrage dit adaptatif est limitée par les six types de filtres qui ont rendu l'architecture du système global assez complexe. C'est la raison qui nous a conduit à étudier et à concevoir un filtre dynamique qui préserve les mêmes performances obtenues par le filtrage adaptatif tout en simplifiant son implémentation embarquée et en réduisant le délai de dé-bruitage des signaux EEG.

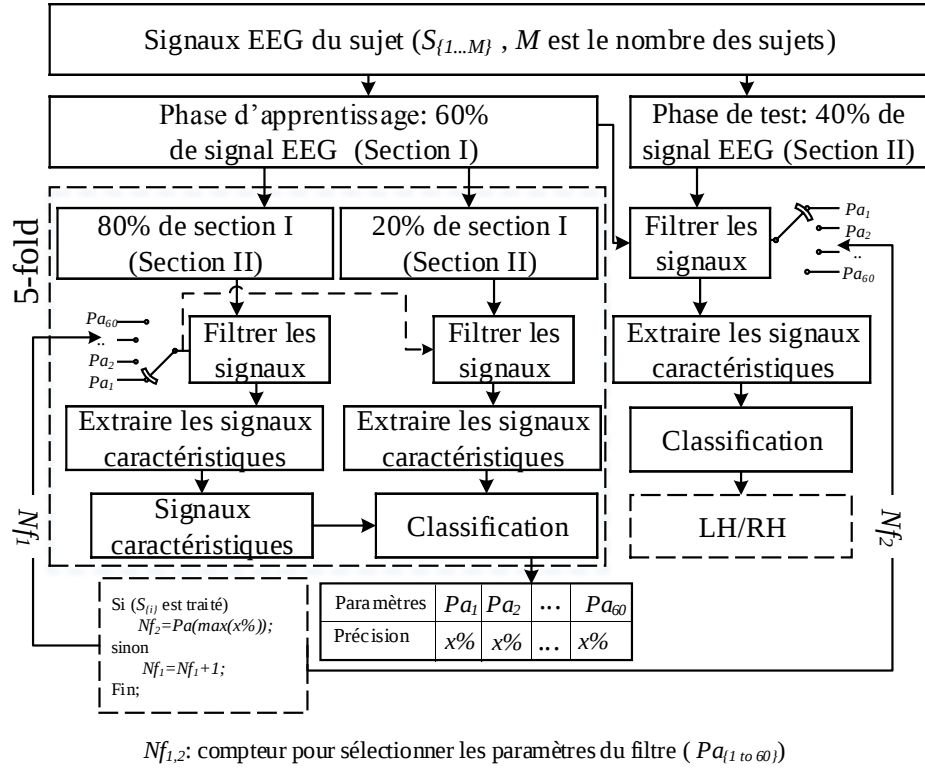


FIGURE 3.3 – Chaine EEG utilisant le principe du filtrage adaptatif

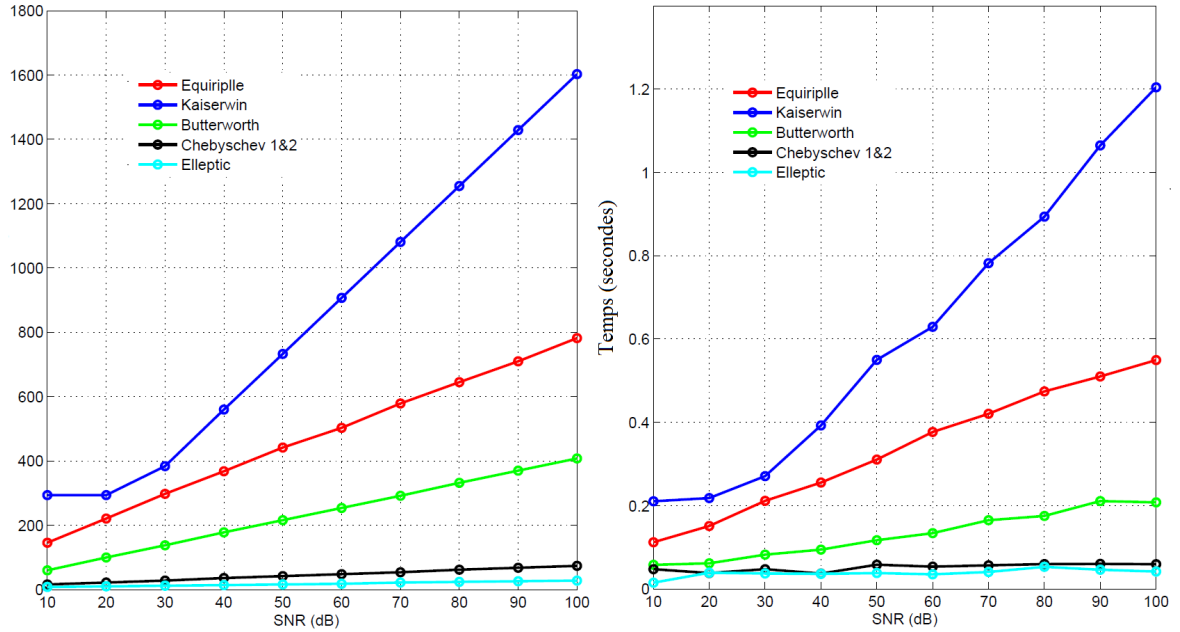


FIGURE 3.4 – L'ordre de filtre en fonction du rapport RSB

3.5 Application du filtrage dynamique aux signaux sensorimoteurs EEG

Inspiré des techniques de filtrage appliquées aux signaux radiofréquences permettant d'éliminer les bruits associés dans les systèmes de communication modernes, nous avons eu l'idée d'appliquer la technique dite recouvrement-addition pondéré ou WOLA (Weighted Overlap-Add) pour filtrer les signaux EEG sensorimoteurs. En effet, la technique WOLA consiste à décomposer le signal à traiter dans les domaines tempo-fréquentiel sous forme : de fenêtres équidistantes pour la partie temporelle, et de sous-bandes de mêmes largeurs pour la représentation fréquentielle en utilisant la transformée de Fourier rapide (FFT). Ces opérations sont connues par l'étape d'analyse dans le domaine des signaux radiofréquences. Ensuite, un calcul d'énergies pour chaque sous-bande est effectué afin de ne garder que les fréquences estimées utiles pour notre application [KSL13]. Il s'agit de l'étape dite de sélection des fréquences. Cette étape est suivie par une opération dite de synthèse qui consiste à reconstruire le signal avec uniquement les composantes utiles en appliquant la transformée de Fourier rapide inverse (IFFT) [RD07]. L'application du WOLA pour filtrer les signaux EEG est justifiée aussi par :

- le caractère non stationnaire que partagent aussi bien les signaux radiofréquences ainsi que les signaux EEG ;
- la variation des caractéristiques intrinsèques des activités cérébrales de chaque sujet.

Pour appliquer le WOLA dans l'étape de filtrage des signaux EEG, nous avons procédé de manière similaire aux signaux radiofréquences en appliquant les étapes d'analyse, de sélection de fréquences ainsi que l'étape de synthèse des signaux filtrés. Cependant, la sélection des fréquences utiles pour les signaux EEG n'étant pas connue à l'avance comme c'était le cas pour les signaux radiofréquences. Ce qui ajoute un degré de complexité supplémentaire pour la mise en œuvre de cette sélection pour les signaux sensorimoteurs. L'architecture proposée est illustrée dans la figure 3.5. Elle intègre trois composantes principales qui sont le bloc de filtrage à base de la nouvelle technique du WOLA modifiée, l'extraction des caractéristiques par l'approche CSP et la classification avec la technique LDA. L'originalité de cette nouvelle architecture réside au niveau de l'application et de l'adaptation de la méthode WOLA pour filtrer efficacement les signaux EEG générés par différents sujets. Cette approche tient compte de l'aspect dynamique de variation des composantes spatio-temporelles de type DLE/SLE pour chaque sujet. Afin de prouver l'efficacité de la nouvelle technique de prétraitement, nous avons gardé la CSP comme technique d'extraction de caractéristique et le LDA comme classifieur pour pouvoir comparer les résultats obtenus par cette architecture aux ceux des travaux similaires utilisant les mêmes bases de données des signaux EEG.

3.5.1 Description du filtre WOLA

L'application de la technique WOLA pour le filtrage dynamique des signaux EEG nécessite de faire le choix des paramètres ayant une influence directe sur les performances de filtrage. Il s'agit de minimiser le repliement dans les sous bandes α et β ainsi que la charge de traitement. De plus, la résolution spectrale devra être maximisée afin d'avoir une vision assez fine au niveau des spectres de chaque canal. Les paramètres qui caractérisent la technique WOLA se

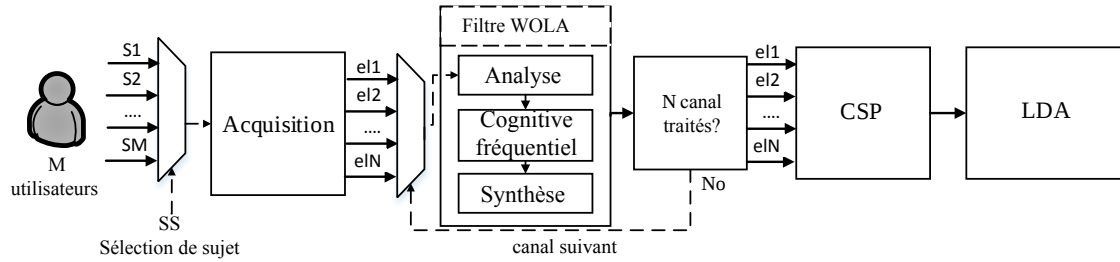


FIGURE 3.5 – Le bloc diagramme de la chaine ICM pour le contrôle des équipements domestiques à base de la technique de filtrage dynamique (WOLA)

résumé comme suit :

- N : le nombre de canaux à la sortie du FFT.
- R : le facteur de décimation.
- OS : le taux de recouvrement des canaux $(OS) = N / R$.
- $h(n)$: la fenêtre de l'analyse de longueur L_a .
- $f(n)$: la fenêtre de la synthèse de longueur $L_s = L_a / R$.

La résolution spectrale est contrôlée par le nombre N de canaux à la sortie du FFT. En effet, pour un signal échantillonné à une fréquence F_s , le nombre de canaux ne devra pas dépasser $F_s/2$ selon le théorème de Shannon. Quant au facteur de décimation R , il permet de compresser les signaux EEG dans le temps ce qui correspond bien à une expansion dans le domaine fréquentiel. L'inverse de cette transformation s'appelle l'interpolation qui consiste à une compression fréquentielle qui se traduit par une expansion temporelle du signal en question. En augmentant le facteur de décimation R , tout en gardant le même nombre de canaux N , les spectres se rapprochent les uns des autres. Ceci requiert un élargissement du filtre de synthèse afin de garder le même niveau de rejet de spectre. Le taux de recouvrement des canaux (OS) est un autre paramètre de la technique WOLA permettant de mieux contrôler la proximité des spectres. Ainsi, lorsque le taux de recouvrement (OS) est supérieur à 1 ($N > R$) alors la taille du filtre de synthèse $f(n)$ devient plus petite que celle du filtre d'analyse $h(n)$. Ce qui permet de réduire le temps de traitement de la technique WOLA et de réduire, en conséquence, la charge de calcul au prix d'une augmentation de la séparation entre les spectres. L'implémentation de la technique WOLA nécessite un travail de développement et de conception au niveau des opérations : d'analyse, de sélection des canaux utiles et de synthèse.

3.5.1.1 Le block d'analyse du filtre WOLA

Le bloc d'analyse du filtre WOLA consiste à découper le signal sous forme d'intervalles de temps équidistants, appelés tranches du signal [HP08]. Ceci est effectué par la multiplication du signal EEG par une fenêtre d'analyse, dite fenêtre de pondération $h(n)$. La pondération du signal d'entrée est effectuée avec un filtre RIF passe bas pour améliorer la performance du

sortie de bloc d'analyse, est détectée efficacement par ce bloc cognitive fréquentiel afin d'éliminer les artefacts. Les bandes des fréquences liées aux informations sur l'imagerie motrice, sont localisées même si ces bandes sont séparées les unes des autres. De plus, ces informations varient d'un sujet à un autre, ce qui affecte les performances du système comme le montre la figure 3.7. Nous avons fait varier la largeur de la bande passante pour chaque utilisateur, de la base de données IIa, de manière statique en retenant celle qui donne la meilleure précision au niveau du classifieur. Le pas de balayage et d'analyse des signaux EEG est fixé à 1 Hz allant de 2 à 40 Hz. Ce pas résulte d'un compromis entre la précision de classification des signaux EEG, le coût d'implantation, la précision des calculs et le temps d'exécution.

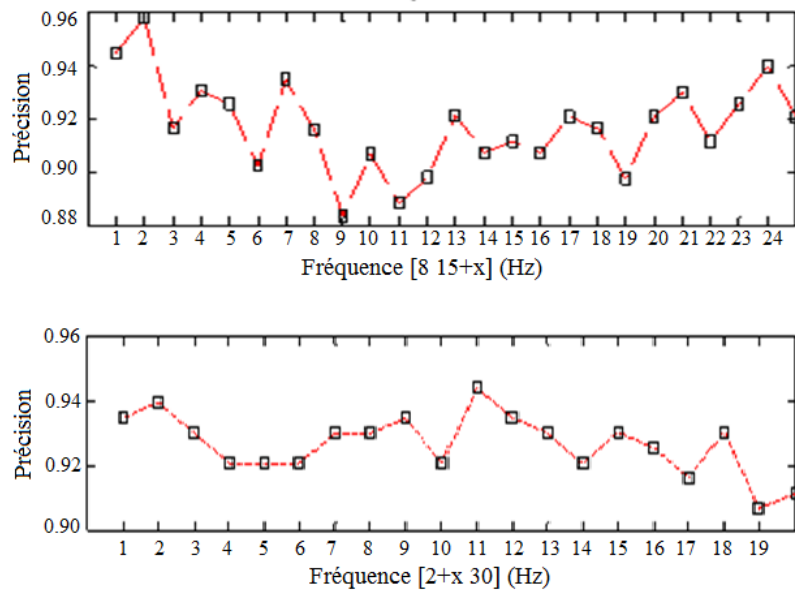


FIGURE 3.7 – Effet de variation des bandes de fréquences sur la performance du système

Notons que la largeur de la bande passante varie d'un utilisateur à un autre comme l'indique le tableau 3.7. Ce qui nécessite l'ajustement de cette largeur de bande selon l'utilisateur. En appliquant la technique de WOLA, l'identification des bandes de fréquences utiles est rendue automatique et sélective pour chaque signal EEG. Pour mener à bien cette sélection de bandes de fréquences, nous avons procédé à l'application de trois technique différentes de sélections à savoir : la technique de seuillage statique, la techniques de lissage non linéaire des énergies dite « Smoothed Nonlinear Energy Operator (SNEO) » ainsi qu'une nouvelle méthode d'analyse des spectres liée aux évènements DLE/SLE des signaux sensorimoteurs.

bandes	Sujet								
	1	2	3	4	5	6	7	8	9
[2 :pas :22, 30]	[13 30]	[12 30]	[3 30]	[16 30]	[6 30]	[3 30]	[5 30]	[20 30]	[22 30]
[8 , 15 :pas :40]	[8 17]	[8 35]	[8 20]	[8 37]	[8 37]	[8 22]	[8 37]	[8 27]	[8 31]

TABLE 3.7 – Meilleure bande de fréquence pour chaque sujet

a) Élimination du bruit par la technique de seuillage statique

L'efficacité de la sélection des bandes de fréquences utiles dépend principalement de la présence ou non des artefacts. La suppression ou l'élimination des bruits accompagnant les signaux EEG est basée sur une modélisation du problème sous forme de test d'hypothèse binaire indiquant la présence ou non des bruits selon les expressions suivantes. La détection du bruit est effectuée par l'application d'un seuil statique.

$$\begin{cases} \text{Hypothèse 0 } (H_0) : \text{signal EEG contenant des artefacts.} \\ \text{Hypothèse 1 } (H_1) : \text{signal EEG exempt de d'artefacts.} \end{cases}$$

Les échantillons EEG_S ainsi captés par la carte d'acquisition au niveau du canal el_i appartiennent à l'une des hypothèse H_0 ou H_1 comme l'indique l'expression (3.10).

$$EEG_S(el_i) = \begin{cases} N_S(el_i) : H_0 \\ I(el_i) : H_1 \end{cases} \quad (3.10)$$

$I(el_i)$ et $N_S(el_i)$ représentent respectivement le signal utile et le bruit. Le seuillage statique permet d'établir une règle stricte pour la prise de la décision dite binaire. Le choix du niveau de seuillage demeure le point critique dans cette approche afin de garder la précision à son niveau le plus élevé. Ainsi, l'application de cette technique est formulée comme suit (Eq 3.11) :

$$y \underset{H_0}{\overset{H_1}{\geq}} \theta \quad (3.11)$$

y représente l'estimation statistique de l'énergie du signal EEG au niveau de chaque canal (el_i) et θ représente le seuil servant à discriminer les deux hypothèses. L'estimation de la performance de cette approche est menée par la probabilité de fausse alarme (P_{FA}) ainsi que la probabilité de détection du bruit selon les expressions suivantes.

$$\begin{cases} P_{FA} = p(y < \theta; H_0) \\ P_D = p(y > \theta; H_1) \end{cases} \quad (3.12)$$

Sachant que les signaux EEG ont une distribution gaussienne [SDS12], la valeur du seuil θ est définie comme suit (Eq 3.13) [PR12] :

$$\theta_D = \sigma_w^2(Q^{-1}(P_{FA})\sqrt{2N} + N) \quad (3.13)$$

Q^{-1} représente l'inverse de la fonction gaussienne Q , σ_w est la variance du bruit, N est le nombre d'échantillons du signal EEG, et P_{FA} est le taux de la probabilité de fausse alarme fixé à 0.01. L'application de cette technique de seuillage n'a pas donné de bon résultats au niveau de la précision qui n'a guère dépassé les 65%. Nous étions amenés à explorer d'autres techniques de localisation des bandes utiles comme la méthode dite SNEO de sélection des spectres utiles.

b) La sélection des spectres par la méthode SNEO

Initialement proposée dans [MR98], la technique de lissage non linéaire des énergies (Smoothed Nonlinear Energy Operator) a été appliquée pour éliminer les artefacts dans les signaux radio-fréquences. Cette méthode permet de détecter les éventuels pics présents dans un signal donné en évaluant l'écart énergétique entre un point $x(n)$ du signal et ses deux proches voisins : $x(n-1)$ et $x(n+1)$. Ainsi, le calcul de l'énergie ϕ d'un échantillon $x(n)$ est mené selon l'expression (Eq 3.14).

$$\phi[x(n)] = x(n)^2 - x(n+1)x(n-1) * \omega(n) \quad (3.14)$$

$*$ représente l'opérateur de convolution, et $\omega(n)$ décrit la fenêtre de lissage. À la sortie du bloc d'analyse, l'écart énergétique estimé est comparé avec un niveau de seuil qui est défini selon l'équation suivante (3.15) :

$$T = \zeta \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \omega(n)(x(n)) \quad (3.15)$$

ζ est un facteur d'écaillage estimé selon le besoin de l'application. Cette technique SNEO est appliquée pour identifier les éventuels pics présents dans le spectre du signal EEG. Une fois le facteur d'écaillage est fixé durant la phase d'apprentissage, le seuil est calculé pour décider de l'existence ou non des pics. Bien que cette nouvelle technique a permis d'améliorer la précision moyenne au niveau de la classification de l'ordre de 70%, elle demeure en dessous de nos espérances en terme de précision de classification.

En poursuivant l'exploration des techniques d'évaluation de l'écart énergétique, nous avons eu l'idée d'appliquer la technique SNEO en modifiant la façon dont l'écart énergétique est estimé. En effet, l'équation ((Eq 3.14)) a été remplacée par l'équation (Eq 3.16) déjà utilisée dans le chapitre 1 pour identifier les variations rythmiques (DLE/SLE) suite à l'imagination des mouvements des mains droite et gauche.

$$DLE/SLE(f, n) = \frac{P(f, n) - P_{ref}(f)}{P_{ref}(f)} \quad (3.16)$$

L'estimation de l'écart énergétique est menée non seulement avec les points voisins mais plutôt sur l'ensemble de signaux de références pris avant le début de l'action (mouvement de la main droite ou gauche). D'autres part, nous avons appliqué la technique de seuillage dite universelle présentée dans [Ant07]. Cette méthode permet de calculer un seuil fixe T tout en supposant que la distribution du bruit est gaussienne. La valeur du seuil ainsi estimée est de l'ordre de 2.18 pour notre application. En analysant de près les résultats de ce seuillage selon la figure 1.11, nous avons conclu que cette approche de seuillage est incapable de séparer le DLE de SLE. Encore une fois, nous étions amenés à réviser cette technique de seuillage dans le cas de sélection des signaux sensorimoteurs.

c) Technique d'analyse des spectres liée aux évènements DLE/SLE des signaux EEG

Comme expliquée auparavant, cette nouvelle approche d'estimation d'énergie et de sélection des spectres utiles est basée sur l'étude de la réactivité des rythmes EEG suite à un évènement de type imagerie motrice. Quant à la discrimination entre les spectres utiles et non utiles, elle est effectuée en utilisant un seuil adaptatif estimé à partir des valeurs de spectres du signal pour chaque trial. Les différentes étapes constituant notre méthode sont illustrées par la figure 3.8. Durant l'étape d'apprentissage, on applique la FFT sur chaque trial, ensuite on calcule la moyenne des spectres de tous les trials afin de fixer la puissance de référence P_{ref} . Cette puissance servira au calcul du DLE/SLE pour chaque trial selon l'équation (Eq 3.16). Le seuillage consiste à fixer la limite maximale définie par les $2/3$ de l'énergie maximale ainsi que la limite minimale délimitée par $3/2$ de l'énergie minimale, ces limites sont fixées après avoir lancé plusieurs expérimentations. Rappelons que ces seuils changent d'un trial à un autre selon le contenu de leur spectre énergétique, ce qui rend ce seuillage adaptatif. Une fois les bandes utiles sont identifiées, on lance le bloc d'analyse du filtre WOLA qui calcule la FFT pour chaque fenêtre de largeur L_a . Si les bandes retrouvées font parties des fréquences utiles alors elles sont gardées telles qu'elles sont. Dans le cas contraire, ces bandes sont remises à zéro. À la fin du trial, on obtient le signal reconstruit à partir des fréquences utiles exclusivement à l'aide du bloc de synthèse qui présente le signal filtré pour ce trial.

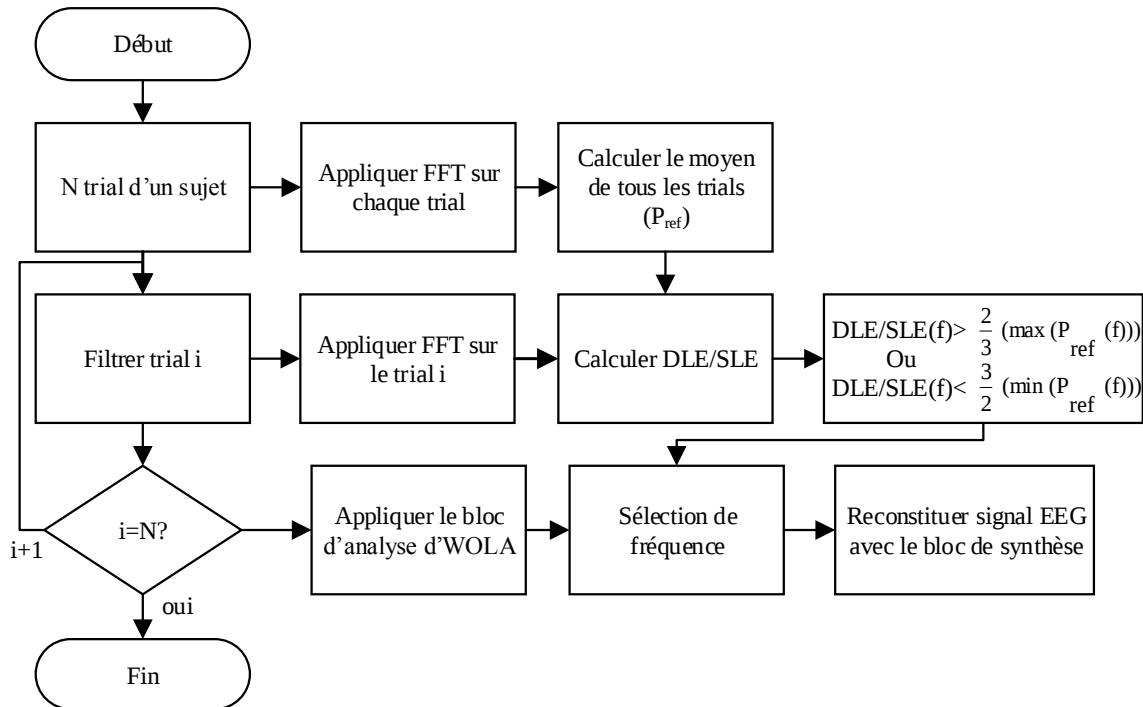


FIGURE 3.8 – Le principe de sélection des composants fréquentiels avec WOLA

3.5.1.3 Le bloc de synthèse du filtre WOLA

La synthèse de signaux correspond au procédé réciproque de l'étape d'analyse. Le processus de synthèse commence par l'application de la transformée de Fourier rapide inverse (IFFT) sur les sous-bandes. À la sortie de l'IFFT, le signal obtenu dans le domaine temporel contient les ondulations liées aux mouvements de la main droite ou la main gauche après filtrage. Pour ne pas modifier la phase du signal d'origine, le signal en sortie est décalée de $N/2$ échantillons. De plus, le signal résultant est pondéré par une fenêtre de synthèse $f(n)$ qui est égale à $h(n)$ dans notre cas afin d'éviter la normalisation du signal en question.

3.5.2 Effet de l'application de la technique de filtrage WOLA sur les signaux EEG

La technique de filtrage WOLA a été validée sur la base de données Ila contenant 144 trials. La figure 3.9 montre la forme d'un signal appartenant à un trial pris au niveau des canaux C_3 et C_4 respectivement dans le domaine temporel avant et après le filtrage.

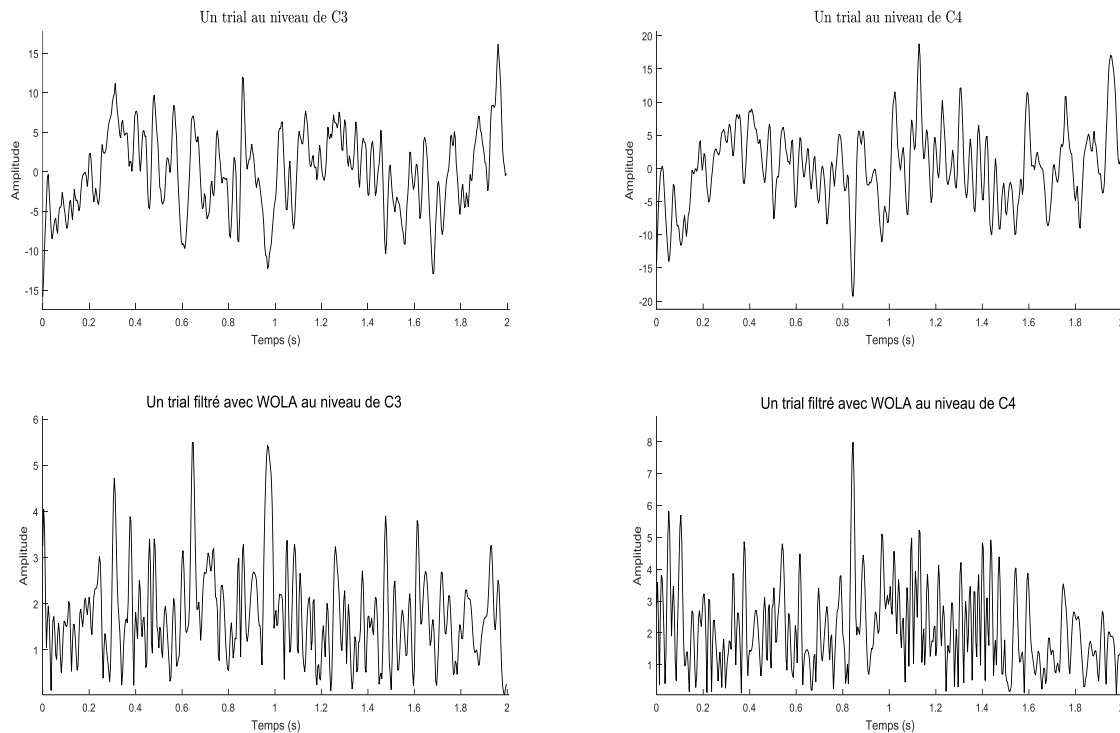


FIGURE 3.9 – Exemple d'un trial filtré avec la technique WOLA

Pour mesurer ou quantifier la puissance de notre filtre WOLA, nous avons fait appel à la représentation de la carte topographique de tous les canaux à l'entrée du bloc de classification. Cette carte nous offre une représentation de la distribution spatiale des densités d'énergie

au niveau de chaque canal associé à un sujet donné. Les petits points noirs représentent les électrodes qui sont placées selon leurs positions dans le système de localisation 10-20. Les trois cartes topographiques situées en haut de la figure 3.10 représentent les puissances DLE/SLE liées à l'intention de faire bouger la main gauche, après filtrage. Quant aux trois autres cartes topographiques, elles sont visiblement associées aux mouvements de la main droite puisque les concentrations de la densité d'énergie sont localisées au niveau de l'hémisphère droite du cerveau. En regardant de près ces topographes, nous remarquons que les rapports de DLE/SLE sont plus concentrés au niveau des électrodes C_3 et C_4 (couleurs bleu et jaune). En effet, la puissance de DLE est très proche de -40% au niveau de C_3 , alors que la puissance de SLE est de l'ordre de 40% au canal C_4 . Ainsi, les puissances du signal sensorimoteur liées aux mouvements de la main droite et de la main gauche sont asymétriques par rapport aux électrodes centrales. En outre, ces cartes topographiques montrent bien que le filtre WOLA a bien amélioré l'interprétation de ces topographes par rapport aux autres filtres appliqués sur la même base de données [LG11a] ; [Pfu+06] ; [Gra+02]. La carte topographique devient ainsi plus pertinente du point de vue analyse neuro-physiologique avec l'application du filtre WOLA par la mise en évidence de l'activité cérébrale au niveau des zones sensorimotrices du cerveau.

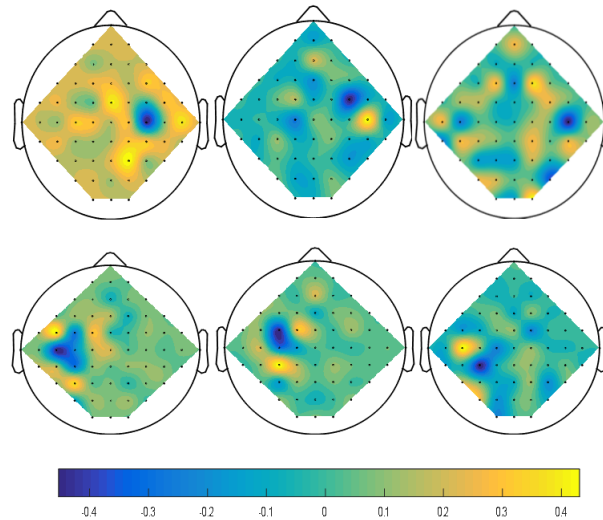


FIGURE 3.10 – Un exemple des cartographies représentant le DLE/SLE après le filtrage

3.6 Conclusion

Après avoir développé la plateforme logicielle de toute la chaîne ICM à base des signaux imagerie motrice, nous avons mené une exploration architecturale sur l'ensemble des blocs constituant la chaîne. Nous avons remarqué que la variation des filtres affecte directement les performances du classifieur. De plus, en choisissant un filtre donné pour toute la chaîne ICM, on obtient des bons résultats de classification pour un utilisateur donné et des mauvaises précisions pour d'autres. Ce qui nous a poussé à étudier l'intégration de deux types

de techniques de filtrages à savoir : le filtrage adaptatif ainsi que le filtrage dynamique basé sur la technique WOLA. Ces deux techniques visent à offrir le meilleur filtrage pour chaque utilisateur durant l'étape d'apprentissage. Les deux techniques ont été testées sur la base de données de la compétition "BCI-competition". Nous avons obtenu de très bons résultats qui ont dépassé ceux publiés dans la littérature d'aujourd'hui. Plus des résultats et des analyses sont présentés dans les deux prochains chapitres.

La solution embarquée du système ICM de commande des équipements domestiques

Sommaire

4.1	Les architectures systèmes	76
4.2	La méthodologie de conception des architectures systèmes	77
4.3	Implémentation de notre application à base de filtre adaptatif	79
4.3.1	La solution logicielle pure en C	80
4.3.2	Architecture en logiciel embarqué du système ICM	81
4.3.3	Architecture du système ICM à base de la solution conjointe HW/SW	85
4.4	Implémentation de notre application à base de la technique de fil- trage dynamique	88
4.5	Validation en ligne de l'architecture de l'ICM	91
4.5.1	Validation fonctionnelle de toute la chaîne du système ICM sous Matlab	92
4.5.2	Validation en ligne du système embarqué de bout en bout	94
4.6	Conclusion	95

Ce chapitre présente une exploration de la conception et de l'intégration des architectures logicielles/matérielles pour l'ICM. Il s'agit de proposer un système embarqué implémentant les techniques, déjà étudiées dans le chapitre 3, de traitement des signaux EEG. L'architecture cible s'articule autour d'un circuit programmable de type FPGA de haute performance susceptible de contenir une architecture intégrée à base du processeur Nios-II ainsi que des coprocesseurs et des mémoires ultra rapides. Une description de l'environnement matériel et logiciel, bénéficiant des atouts de l'évolution technologique pour la conception des systèmes embarqués temps réel, est également présentée. La méthodologie de conception suivie tout au long de notre flot de conception est également détaillée en vue de l'appliquer pendant le développement du notre système de commande opérant en temps réel. La solution proposée requiert la présence d'un système d'exploitation temps réel muni d'une bibliothèque riche en fonctions mathématiques nécessaires pour l'implémentation des opérateurs mathématiques complexes comme l'inversion des matrices, le calcul des valeurs et des vecteurs propres, etc. Plusieurs solutions architecturales sont présentées en détail suivies des optimisations nécessaires pour garder les mêmes performances obtenues avec l'outil Matlab tout en améliorant la complexité, le temps d'exécution et la consommation de l'architecture globale.

4.1 Les architectures systèmes

La conception des architectures pour les systèmes ICMs est guidée par le choix de l'architecture cible qui l'implémente. Ces architectures s'articulent autour de quatre solutions à savoir :

- **La solution logicielle pure :** cette solution consiste à développer l'application ICM entièrement sous forme des codes décrits avec un langage de haut niveau (C, C++, Java, UML, etc.). La mise en œuvre de cette solution ne nécessite aucune connaissance a priori de la machine sur laquelle ces codes seront exécutés. Une telle solution s'apparente bien avec les ICMs ayant une contrainte temporelle relâchée comme c'est le cas du diagnostic des pathologies médicales. Le temps de développement et de test de l'architecture en question est minimisé. Par exemple, le système de détection du sommeil présenté dans [Lia+10] est développé en utilisant le langage Java mobile (Midlet) s'exécutant sur un téléphone portable Nokia N85 à base d'un processeur ARM. Les niveaux de sommeil sont détectés avec une précision moyenne de l'ordre de 72%.
- **La solution logicielle embarquée :** cette solution est étroitement liée à l'architecture cible et le concepteur doit choisir sa plateforme de validation selon le besoin de son application. En effet, le choix de la plateforme de validation pourra porter sur les architectures à base de microcontrôleur de type ARM, SPARC, ATMEL, etc. ou à base de circuits programmables de type FPGA. En utilisant les FPGAs, la définition de l'architecture système contenant le processeur embarqué ainsi que les mémoires et les ports nécessaires est à la charge du concepteur. Il devra, ensuite, développer le code de son application en langage embarqué de haut niveau tel que le langage C ou le ANSI-C. Cette solution convient bien aux applications ICMs n'ayant pas de contraintes temporelles très sévères et où les temps de conception et de validation demeurent raisonnable. À titre d'exemple, l'application de contrôle d'une prothèse des membres supérieurs par les signaux d'imagerie motrice (main droite et main gauche) présentée dans [CUD16] a été développée en C s'exécutant sur une plateforme de type Odroid-xu4 à base d'un processeur cortex A15 (8 cores) cadencé à une fréquence de 2 GHz. Le temps d'exécution estimé sur 28 trials est de l'ordre de 0.6 seconde avec une précision de l'ordre de 82%.
- **La solution conjointe logicielle/matérielle :** la mise en place de l'architecture ICM selon cette approche requiert un découpage judicieux de l'architecture sous forme des blocs logiciels et des blocs matériels visant à respecter les contraintes temporelles imposées par l'application tout en réduisant ainsi la taille du circuit ainsi que les délais de calcul associé. La partie non critique de l'application est développée sous forme d'une solution logicielle avec un langage de haut niveau. Quant à la partie critiques, elle fait l'objet d'une implémentation matérielle sous forme de coprocesseur ou d'accélérateur en se servant d'un langage de description matériel (HDL : High Description Language) tels que le VHDL (Very High Description Language) ou le langage Verilog. Les deux parties sont ensuite intégrées au sein de la même plateforme et s'exécutent conjointement. Rappelons que cette plateforme requiert un système d'exploitation embarqué de type RTOS (real time operating system) afin de gérer la synchronisation entre les deux exécutions. Le système de commande des équipements domestiques,

présenté dans [St'12], utilise un circuit programmable de type FPGA pour implanter la partie acquisition du système. Quant à la partie traitement de signal proprement dite, elle est conçue autour d'un DSP. La partie acquisition est développée sous forme d'architecture matérielle alors que le reste de l'application est développé en logiciel sous forme de code C s'exécutant sur le DSP. Une telle organisation offre une précision de l'ordre de 76% alors qu'il n'y a aucune évaluation de son délai d'exécution total.

- **La solution matérielle pure :** selon cette approche, l'application ICM est exportée sous forme des composants matérielles appelées IPs (Intellectual Property) en utilisant des langages de description matérielle HDL de type VHDL ou Verilog. Ces IPs sont intégrés par la suite dans un système embarqué sous forme d'un coprocesseur ou un accélérateur. Cette approche de conception est utilisée lorsque l'application ICM présente des contraintes temporelles très sévères impossible de les respecter en appliquant les autres solutions. Les temps de conception et de prototypage d'une telle solution sont assez long comparés aux autres alternatives. À titre d'exemple, le système de contrôle d'un lit médicalisé via des signaux EEG présenté dans [Shy+13] a été développé complètement en VHDL s'exécutant sur une plateforme de type cyclone II d'Altera. Le temps d'exécution estimé pour le traitement d'un trial représenté sur trois canaux est de l'ordre de 5.22s. Ce qui représente un délai relativement important et nécessite d'avantage d'exploration architecturale et d'optimisation.

Bien que les aspects algorithmiques des applications ICMs ont été bien étudiés, l'exploration de leurs architectures demeure peu développée et reste un sujet d'actualité dans le domaine de conception des applications de plus en plus gourmande en termes de réduction du temps d'exécution et d'augmentation de sa précision. En se référant aux choix des différentes solutions architecturales possibles, le concepteur devra définir la méthodologie de conception le plus approprié afin de parvenir à un system opérationnel et répondant aux cahier de charges.

4.2 La méthodologie de conception des architectures systèmes

La méthodologie de conception consiste à définir les méthodes et les outils nécessaires pour la mise en œuvre de la conception du système dans un temps raisonnable tout en respectant les spécifications. En effet, cette méthodologie est étroitement liée à la nature de l'application ainsi que ses contraintes en termes de complexité, de timing, de consommation et des performances temps réel. De plus, ce flot de conception est étroitement lié à l'architecture cible visée. Par exemple, le flot de conception de la solution logicielle pure simple est bien établi. Il s'agit de développer l'application en langage de haut niveau (C, C++, Java ou UML) et de choisir la machine hôte qui convient pour exécuter l'application en question. De même, en remplaçant la machine hôte par une architecture embarquée prédéfinie à base de microprocesseur ou de microcontrôleur, la méthodologie ne change quasiment pas. Il s'agit juste de veiller à utiliser les bons outils de conversion du langage de haut niveau décrivant l'application vers le langage machine du système embarqué. Dans le cas où on fait appel à des systèmes complexes à base de circuits programmables de type FPGA, la méthodologie de conception doit être définie avec plus d'attention puisque le nombre d'outils utilisés tout

au long du développement de l'architecture devient important et les langages de conception deviennent diversifiés. La figure 4.1 présente le flot de conception typique pour les deux autres solutions à savoir la solution matérielle pure et la solution conjointe. Le flot de conception démarre par une implémentation de haut niveau en utilisant un langage HLL permettant une évaluation rapide de l'ensemble de l'architecture en vue d'une décision pour une solution conjointe ou bien pour une solution câblée. Lorsqu'une implémentation purement matérielle s'impose, suite à l'exigence de respect des contraintes temporelles très strictes, le concepteur devra décrire son architecture avec un langage HDL au niveau transfert entre registre (RTL), la simuler à différents niveaux d'abstraction avant de la transférer dans l'FPGA pour une ultime validation matérielle au plus près de la réalité. Dans le cas où une solution conjointe convient à satisfaire les contraintes temporelles, le concepteur procède à un découpage de son architecture selon leurs performances obtenues au niveau fonctionnel. Ainsi, les parties critiques seront développées en langage HDL, alors les autres parties font l'objet d'une implémentation en logiciel embarqué s'exécutant sur le cœur de processeur de l'architecture cible.

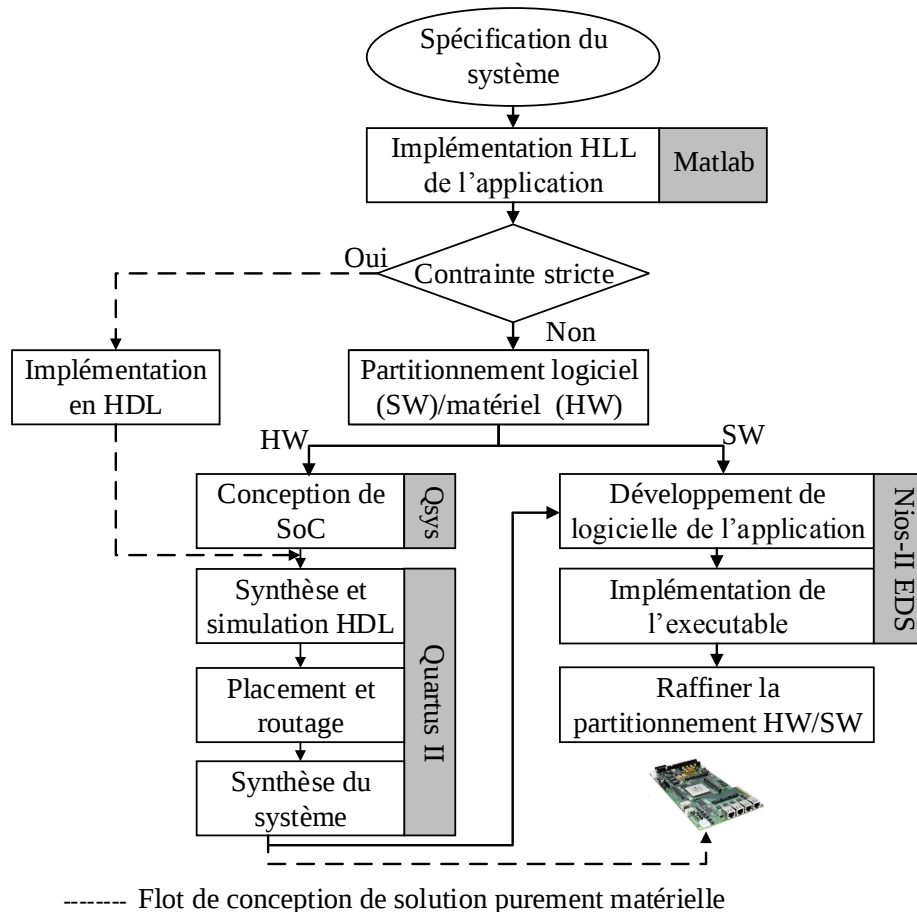


FIGURE 4.1 – Le flot de conception d'un système ICM embarqué

Tout au long de notre exploration architecturale nous avons procédé par étape en commen-

çant par une solution logicielle de haut niveau en utilisant l'environnement Matlab. Les détails ainsi que les résultats ont fait l'objet d'une bonne partie du chapitre 3. Dans ce qui suit, nous mettons l'accent sur la solution logicielle embarquée ainsi que la solution conjointe sachant que la solution sur Matlab n'a pas donné satisfaction en terme de consommation.

- *La solution logicielle pure en C* : en partant des codes Matlab, nous avons développé tous les codes en C y compris les macros. L'ensemble du code est ensuite simulé sur une machine hôte intégrant un processeur Intel cadencé à 2.4 Ghz. Les signaux EEG ont été extraits des bases de données disponibles sur le net qui sont IIa, IIIa IVa de la compétition « BCI-Competition » et ayant 3, 5 et 9 sujets pour l'imagerie motrice. Plus de détails seront présentés dans la section suivante.
- *La solution logicielle embarquée* : il s'agit d'une adaptation du code C pour le rendre du ANSI-C ou du C embarqué pouvant s'exécuter sur une architecture matérielle à base d'un processeur de type Nios-II embarqué sur un circuit programmable FPGA.
- *La solution conjointe* : dans ce cas, les parties critiques de l'architecture qui sont les filtres sont développés sous forme de code HDL alors que le reste de l'architecture, comprenant le calcul des vecteurs caractéristiques ainsi que le classifieur, est implémenté en ANSI-C. L'ensemble de l'architecture est co-simulé grâce à l'environnement Quartus-II tout en utilisant la librairie GSL.

4.3 Implémentation de notre application à base de filtre adaptatif

Suite à l'exploration architecturale au niveau fonctionnel du système de contrôle des équipements domestiques dans le chapitre 3 en utilisant l'outil Matlab, nous nous sommes proposé de compléter cette exploration à différents niveaux d'abstraction afin d'obtenir un prototype virtuel de l'application visée. Nous avons suivi le flot de conception préalablement présenté qui s'apparente bien avec l'architecture cible de notre plateforme à base de circuits programmables FPGAs. Rappelons que nous avons retenu deux solutions architecturales ayant le même bloc d'extraction des caractéristiques à base de la fameuse technique CSP ainsi que le même bloc de classification à base de la technique LDA-MD. Néanmoins, les deux architectures diffèrent par les techniques de filtrage constituant le bloc de prétraitement. Dans la première solution, nous avons proposé un filtrage adaptatif permettant d'optimiser le rapport RSB afin de maximiser les performances en termes de précision de la classification. Quant à la seconde solution, elle fait appel au filtrage dynamique à base de la technique dite de WOLA permettant de localiser les spectres utiles de manière dynamique offrant ainsi des résultats de simulation comparable à celles obtenues par la première solution.

Pour mener à bien cette conception multi-niveau, nous avons réécrit en langage C tous les blocs qui ont été définis sous Matlab y compris les fonctions prédéfinies (macros) ainsi que les opérateurs de calcul matriciel et les transformées permettant le passage du domaine temporel au domaine fréquentiel. Chaque bloc a été simulé et validé tout seul après avoir comparé ses résultats de simulations à ceux obtenus sous Matlab. Ensuite, l'architecture globale a été construite et simulée aussi avec le filtrage adaptatif ainsi que le filtrage dynamique afin de

comparer la précision de classification avec celle obtenue sous Matlab et vérifier la conformité du model C au modèle Matlab. Le développement du prototype virtuel de notre application est passé par plusieurs étapes. Il s'agit de commencer par une solution décrite à haut niveau afin de projeter ensuite cette solution vers un autre niveau d'abstraction plus bas jusqu'à l'obtention du prototype final. Nous avons mené des comparaisons des performances obtenues pour chaque niveau d'abstraction avec les résultats obtenus sous Matlab pour garantir les mêmes performances.

4.3.1 La solution logicielle pure en C

Conformément au flot de conception déjà présentée, nous avons reconstruit toute l'architecture depuis le bloc de prétraitement jusqu'au bloc de classification en langage C afin d'avoir une architecture indépendante de l'outil Matlab et intégrant toute la chaîne de traitement des signaux EEG pour l'imagerie motrice. Cette tâche a été relativement longue, puisqu'il s'agit de comprendre en détail toutes les fonctions prédéfinies en Matlab telles que la FTT, les calculs des valeurs propres et des vecteurs propres, les calculs des covariances, etc. D'abord, nous avons commencé par l'implémentation du bloc de filtrage qui est basé essentiellement sur des opérations arithmétiques simples telles que la multiplication et l'accumulation. Ainsi, l'implémentation des techniques de filtrage (RIF & RII) est effectuée rapidement et sans aucune difficulté tout en donnant des résultats similaires avec ceux obtenus en sortie de l'exécution par Matlab. Ensuite, nous avons développé le code d'extraction des caractéristiques, à base de la techniques CSP, contenant des opérations mathématiques complexes tels que le calcul de valeurs et de vecteurs propres. Il s'est avéré que ces opérations sont relativement difficile à les décrire. Pour cela, nous avons recours à l'utilisation de la bibliothèque GSL (GNU Scientific Librairie) disponible sur le web (open source) et écrite en C. Sachant bien qu'il existe d'autres bibliothèques développées en C telles que openCV, ATLAS, BLAS, CLAPACK qui sont relativement grandes et n'apparentent pas avec une implémentation embarquée. De plus, la librairie GSL est plus flexible, nécessite moins de taille mémoire et simple à utiliser. Pour vérifier la conformité de l'implémentation de CSP en C avec celle en Matlab, nous avons comparé les résultats produits en sortie avec ceux obtenus sous Matlab. Cette vérification nous a permis de dévoiler de l'existence d'une différence au niveau des valeurs des signaux caractéristiques calculés en utilisant le langage C et ceux générés avec Matlab. Cette différence provient essentiellement du calcul des valeurs et des vecteurs propres des matrices des signaux EEG qui peuvent varier d'une représentation à une autre. De plus, une telle disparité au niveau des résultats est probablement due aussi à la grande précision des calculs offerts par Matlab et dont la plupart des bibliothèques ne parviennent pas à atteindre cette précision. Notons que cette différence au niveau des vecteurs caractéristiques ne compromet pas les résultats de classification puisque la précision a subi une légère diminution qui ne dépasse guère les 6%. Ce qui reste raisonnable vu la complexité des fonctions liées à l'extraction des caractéristiques des signaux EEG. De même le classifieur intégrant les techniques LDA ainsi que la variante MD est exprimé en langage C. Nous avons mené une évaluation globale de l'ensemble du système en utilisant un PC intégrant un processeur Intel (i7) cadencé à 2.4 GHz. Les données sont extraites à partir de trois bases de données offertes par la compétition

« BCI-Competition » (IIa, IIIa, IVa) réalisées sur 17 sujets. Le format des données est en GDF ce qui a nécessité une conversion sous un format Txt mieux adaptée pour le compilateur gcc. Les résultats globaux de classification ont été confrontés à ceux obtenus sous Matlab et la différence est montrée dans la figure 4.2. L'implémentation logicielle de ce type d'architecture sur des ordinateurs classiques, à l'aide de langage haut niveau (Matlab, C, etc.) est totalement axée sur les performances de reconnaissance des actions d'imagerie motrice. Ce type de conception n'est pas contraint par des réelles limitations liées à l'utilisation des mémoires ou à la complexité des algorithmes de traitement des signaux EEG. Pourtant, le système de commande des équipements domestiques devrait être implémenté sur une plateforme embarquée permettant à son utilisateur de se déplacer sans aucune contrainte tout en respectant les exigences de l'application [ZAO11]; [Owe06]. Pour cette raison, nous optons pour une solution logicielle embarquée tout en optimisant les performances du système en question.

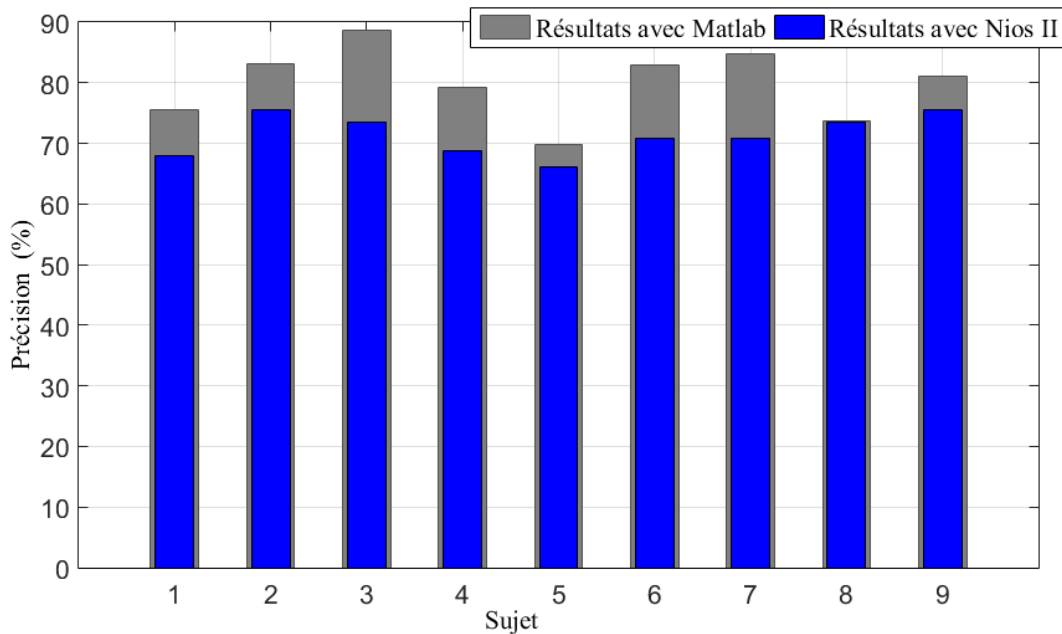


FIGURE 4.2 – La précision du système à base de la solution logicielle pure en C

4.3.2 Architecture en logiciel embarqué du système ICM

Il s'agit d'exporter les code C en vue de son exécution sur une plateforme SOPC intégrée sur un circuit programmable de type FPGA. Cette adaptation nécessite la conception d'un système programmable sur puce (SOPC) intégrant des périphériques d'E/S, des mémoires, un processeur embarqué, de type Nios-II par exemple, etc. Dans le cas du système ICM, l'intégration du code C-embarqué sur la plateforme Stratix-IV nécessite de recompiler la bibliothèque GSL à travers laquelle le processeur Nios-II pourra calculer les valeurs et les vecteurs propres lors de l'implémentation de la technique CSP.

4.3.2.1 La conception du SOPC (System On Programmable Chip)

Le SOPC est le résultat de l'intégration des plusieurs blocs fonctionnels sur une même puce. Chaque bloc du SOPC est appelé macro-bloc ou bloc de propriété intellectuelle qui réalise une fonction bien définie. La complexité du bloc varie selon les fonctions qu'il intègre allant d'une simple interface de communication jusqu'à une architecture d'un cœur de microprocesseur. La figure 4.3 présente l'architecture du SOPC proposée pour l'exécution du système ICM. Cette architecture intègre différents blocs IPs tels que la version la plus rapide du processeur Nios-II, le bus Avalon, les bus d'interface JTAG, le contrôleur de mémoire DDR2, le contrôleur DMA (Direct Memory Access) ainsi que les mémoires (RAM, On-chip et DDR2).

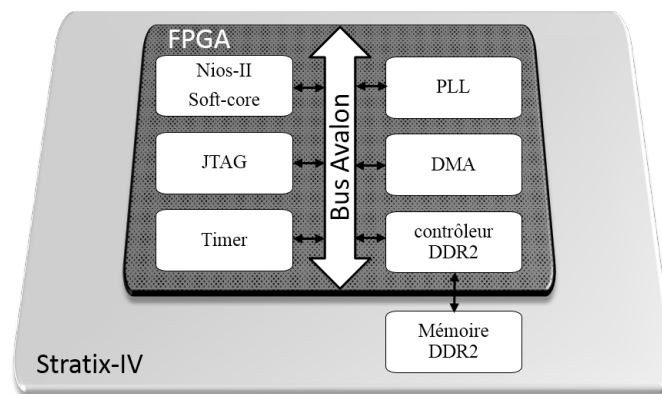


FIGURE 4.3 – L'architecture du SOPC proposée pour la solution logicielle embarquée

Afin d'évaluer les performances de l'exécution du software embarqué, le SOPC est doté d'un temporisateur codé sur 32 bit avec une période de 10 micro secondes. Par ailleurs, la programmation de l'FPGA est effectuée à travers l'interface de communication JTAG qui permet aussi de gérer la communication entre la carte et l'ordinateur via l'outil Nios-EDS (Nios Embedded Design Suite) d'Altera. L'architecture du SOPC intègre un contrôleur de la mémoire DDR2 permettant de synchroniser la communication entre le Nios-II et la mémoire externe DDR2 vue que le DDR2 est cadencé à une fréquence de 400 MHz alors que la fréquence d'exécution du Nios-II ne dépasse guère les 250 Mhz. En outre, l'application ICM nécessite un taux de transfert assez important pour transférer les signaux EEG entre le processeur et les mémoires. Pour cela, nous avons utilisé le contrôleur DMA permettant de transférer les données efficacement et rapidement depuis la DDR2 vers les mémoires intégrées et le Nios-II [KMB14]. Le kit de développement Stratix-IV est cadencé à une fréquence d'horloge de 125 MHz par une horloge externe fixe. Pour monter en fréquence, nous avons utilisé une horloge interne générée par circuit de génération d'horloge adéquat : le PLL (Phase Locked Loop). En utilisant cette nouvelle horloge l'architecture a doublé de fréquence en opérant à 250 Mhz. Tous les composants constituant le système embarqué sont générés et connectés en utilisant l'outil Qsys d'Altera. La projection mémoire ainsi que la gestion des niveaux des interruptions du système sont fixées durant cette phase. À l'issue de la construction du système SOPC, Quartus-II génère le SOPC en intégrant tous les IPs déjà définies dans la bibliothèque de l'environnement Quartus-II. Après la synthèse de l'architecture, un fichier binaire du circuit FPGA corres-

pendant au design est généré. En parallèle Quartus offre au concepteur un environnement de programmation du logiciel embarqué en l'interfaçant facilement avec le SOPC déjà développé.

4.3.2.2 Développement du logiciel embarqué pour l'application ICM

La génération du SOPC est suivie par le développement du logiciel embarqué selon le standard ANSI-C décrivant ainsi toutes les fonctions de l'architecture. Ces fonctions sont intégrées avec l'interface de programmation (API) nécessaire pour la gestion des composants matériels disponibles sur l'FPGA. La figure 4.4 présente l'organisation en couche des différents niveaux de développement des architectures logicielles depuis le langage C jusqu'à la couche physique la plus basse du SOPC. En effet, la couche HAL (Hardware Abstraction Layer) permet de fournir à l'utilisateur une interface cohérente et simple pour les périphériques utilisés sur le SOPC à travers les routines disponibles dans le langage ANSI-C. Les pilotes du matériel implanté sur le FPGA sont générés automatiquement par l'interaction entre l'outil de génération Qsys et le logiciel Nios-EDS fourni par Altera au profit de ses plateformes embarquées à base de Nios-II. L'outil Nios-EDS génère les pilotes BSP (Board Support Package) qui s'apparente bien avec les choix liés à l'architecture matérielle du SOPC en question. Nous avons eu l'idée d'intégrer la bibliothèque GSL dans l'outil Nios-EDS afin d'utiliser ses routines par le code ANSI-C de l'application. Cette intégration a nécessité des adaptations logicielles multiples et parfois onéreuses sachant que cette bibliothèque n'a jamais été intégrée dans un SOPC auparavant. Enfin en appliquant la technique de compilation dite croisée, qui consiste à développer une application sur un autre processeur HOST (microprocesseur X86) pour ensuite l'exécuter sur un processeur cible qui est le Nios-II [RB13], nous nous sommes parvenu à compiler avec succès cette fameuse bibliothèque GSL.

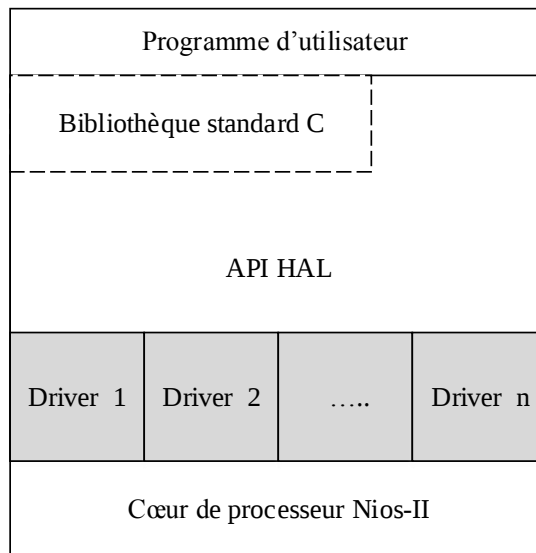


FIGURE 4.4 – Les couches physique de l'application visée

La figure 4.5 résume la procédure de compilation croisée de la bibliothèque GSL sur une ar-

chitecture à base du cœur de processeur Nios-II. En effet, la compilation de la bibliothèque GSL s'effectue sous Linux en utilisant le paquetage GCC (GNU Compiler Connection) pour compiler le noyau Linux dédié au cœur du processeur Nios-II. Cet environnement de configuration et de compilation dite croisée est offert par le logiciel de compilation Nios-EDS. Ainsi, le script de configuration qui est inclus par défaut dans le noyau, tient compte du processeur x86_64, doit être modifié pour prendre en considération la nouvelle architecture cible axée sur le Nios-II. En absence de ces modifications, la compilation générera des fichiers exécutables inutiles pour le SOPC. Suite à la compilation de cette bibliothèque GSL ainsi que son intégration dans l'environnement NiosII-EDS, les routines ANSI-C sont reliées avec les pilotes des composants matériels de notre SOPC. Enfin, les codes développés sont regroupés et compilés par l'outil Nios-EDS qui génère le fichier binaire de l'application en vue de son téléchargement sur la carte de développement Stratix-IV par le biais du programmeur d'Altera. L'évaluation des performances de l'architecture système est menée par le processeur Nios-II cadencé à une horloge de fréquence 250 MHz en se servant d'une mémoire cache de taille 64 Ko. Le processeur traite l'ensemble des trials appartenant à la base de données et mesure la précision de la classification des données en sortie. Comme le montre la figure 4.2, les résultats de la classification obtenus à partir de l'architecture du SOPC sont identiques à ceux déjà trouvés avec la solution logicielle pure.

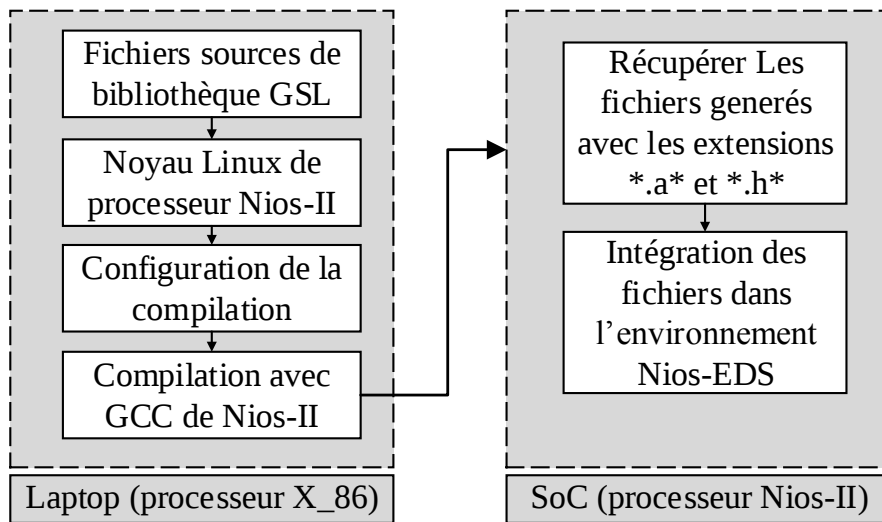


FIGURE 4.5 – La procédure de compilation de bibliothèque GSL

En parallèle avec cette évaluation de performance, nous avons mesuré les temps d'exécution de trois principaux blocs de filtrage, d'extraction des caractéristiques et de classification en utilisant les temporisateurs intégrés dans le SOPC (Figure 4.3). Les délais de traitement de chaque bloc de la chaîne sont présentés dans le tableau 4.1. À travers cette analyse temporelle, nous avons identifié le bloc de filtrage comme étant la partie la plus critique dans la chaîne de traitement des signaux EEG pour l'ICM. Ce bloc consomme près de 60% du temps total de l'exécution d'un trial. Par ailleurs, le temps de prétraitement des signaux EEG augmente en fonction de l'augmentation du nombre de canaux comme le montre les résultats présentés

dans le tableau 4.2. En passant de 22 canaux à 128 canaux par exemple le temps de filtrage est multiplié par un facteur supérieur à 6. Le passage d'une solution en logiciel embarqué du système ICM en une solution conjointe HW/SW visant à réduire ce temps d'exécution semble être une bonne alternative. En effet, le bloc de filtrage est conçu sous forme d'un coprocesseur développé avec le langage de description matériel Verilog et connecté ensuite au reste de l'architecture à travers le bus Avalon. Quant au reste de l'architecture SOPC de l'ICM, elle demeure en logiciel embarqué s'exécutant sur le cœur de processeur Nios-II.

	Matlab	ANSI-C (INTEL)	ANSI-C (Nios-II)
Filtrage	11.2	0.002	550
Extraction des caractéristiques	0.75	0.6	189
Classification	0.5019	0.018	202
Temps total	12.5	0.62	941

TABLE 4.1 – Le temps de discrimination d'un trial en utilisant les différentes versions d'implémentation (en ms)

Nombre des canaux	Temps d'acquisition	Temps de filtrage	Traitement des signaux EEG	Génération des signaux de commande	Temps total
22	7.5	0.55	0.941	0.002	8.44
64	7.5	1.24	2.1	0.002	9.60
128	7.5	3.26	5.45	0.002	12.95

TABLE 4.2 – Le temps de traitement d'un trial en fonction de nombre des canaux (en ms)

4.3.3 Architecture du système ICM à base de la solution conjointe HW/SW

À travers l'évaluation de la solution logicielle embarquée, nous avons remarqué que le bloc de filtrage consomme plus que 60% de l'ensemble du temps d'exécution de la chaîne de traitement des signaux EEG pour l'application visée ICM. Il semble que la migration de ce bloc de prétraitement d'une implémentation logicielle embarquée vers une architecture sous forme de coprocesseur ou d'un accélérateur est prometteuse pour réduire drastiquement son temps d'exécution. En effet, l'adoption de la solution conjointe pour le bloc de prétraitement permet de décharger le travail du processeur pour pouvoir effectuer d'autres tâches en parallèle avec le filtrage des signaux par le coprocesseur. Rappelons que la méthode de filtrage adaptatif est basée sur l'optimisation du rapport RSB donnant une précision maximale et ceci pour les deux familles de techniques de filtrage RIF et RII. La solution conjointe visée consiste à proposer deux coprocesseurs génériques un pour les techniques de types RIF et l'autre coprocesseur dédié au filtrage de type RII. Etant stockés dans la mémoire DDR2, les signaux EEG sont transférés vers les coprocesseurs via le contrôleur DMA. À son tour le DMA utilise une mémoire interne de taille 4Ko de l'FPGA permettant ainsi de synchroniser le transfert entre le coprocesseur et la DDR2 afin de gérer la différence des fréquences de

fonctionnement des deux blocs et éviter ainsi la perte des données [WBP13]. Par ailleurs, la communication entre les deux coprocesseurs et le processeur Nios-II est assurée par le bus Avalon du SOPC. La figure 4.6 présente l'organisation du processus de communication en utilisant les fonctions d'interruption offertes par le Nios-II. En effet, le processeur Nios-II initie le filtrage en émettant une requête ordonnant le démarrage de l'opération du filtrage proprement dit. En recevant les coefficients du filtre (A_i) et (B_i) de la part du processeur, le coprocesseur récupère les données à partir de la mémoire DDR2 à travers le DMA et effectue le filtrage selon la technique retenue. Notons que les signaux EEG ainsi que les coefficients du filtre sont codés en virgule fixe afin de simplifier l'implémentation matérielle de la technique de filtrage en question. La précision obtenue est quasiment la même avec celle obtenue sous l'environnement Matlab. Une fois le coprocesseur termine l'opération de filtrage, il envoie une demande d'interruption au processeur Nios-II afin que ce dernier puisse récupérer les signaux filtrés.

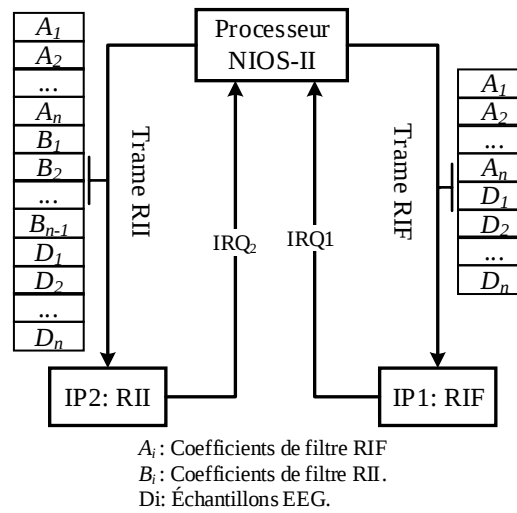


FIGURE 4.6 – Le protocole de communication entre les modules de filtrage et le Nios-II

Comme le montre la figure 4.7, l'architecture proposée présente une organisation en parallèle des deux filtres génériques RII et RIF dont chacune d'entre-elles pourra être configurée selon le type du filtre choisi durant l'étape d'apprentissage du système. Par exemple, l'architecture du filtre RII supporte quatre techniques à savoir : Butterworth, Chebyshev1, Chebyshev2 et Elliptique. Quant à l'architecture RIF, elle pourrait subir un dimensionnement selon les techniques Equiripple ou Kaiserwin. La figure 4.8 résume la communication entre le processeur, Nios-II qui envoie les coefficients du filtre choisi vers l'architecture générique adéquate et initie l'opération de filtrage. Une fois le coprocesseur termine son traitement de filtrage sur les données récupérées à partir du DDR2, il lance une interruption vers le processeur, qui à son tour vient chercher les données filtrées à partir du DDR2 également. Pour mener à bien la conception matérielle des deux coprocesseurs de filtrage, il faut tout d'abord fixer l'ordre de chacun des filtres. Sachant que pour les signaux sensorimoteurs, les échantillons sont présentés sous forme de données de durée de deux secondes chacune échantillonnées avec une fréquence de 250 Hz. Ainsi pour les familles des filtres RIF, l'ordre maximal est fixé à

500 alors que pour la deuxième famille de filtres RII, l'ordre ne dépasse guère les 128. Ce choix résulte d'une étude de conception des filtres qui consiste à trouver le nombre optimal des coefficients qui maximise la précision et qui a fait l'objet d'une présentation détaillée dans la section 3.3.

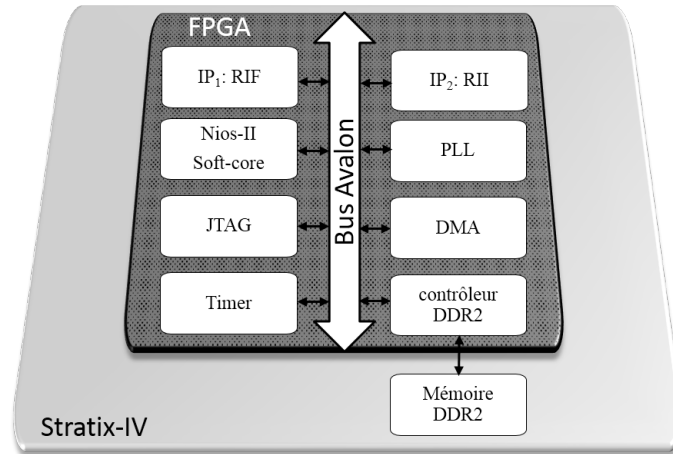


FIGURE 4.7 – L'architecture système de l'application à base de la solution conjointe

```

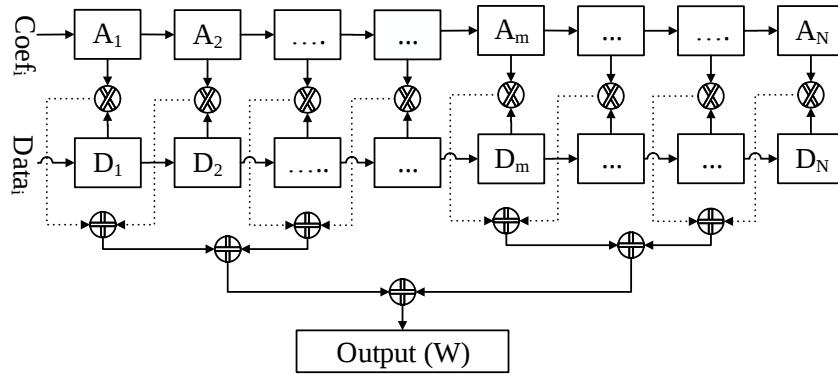
for (i=0; i<512; i++)
    Transfer_to_coprocessor[i] = IORD(Coefficient_BASE, i);
for (i=512; i<2*size; i++) // size : taille de données à filtrer.
    Transfer_to_coprocessor[i] = Data[i-512]*512; // Les signaux EEG à filtrer.
if(dma_IP1(Transfer_to_coprocessor, 2*Size, IRQ))
{
    printf("Erreur de traitement de signaux EEG");
    return 1;
}

```

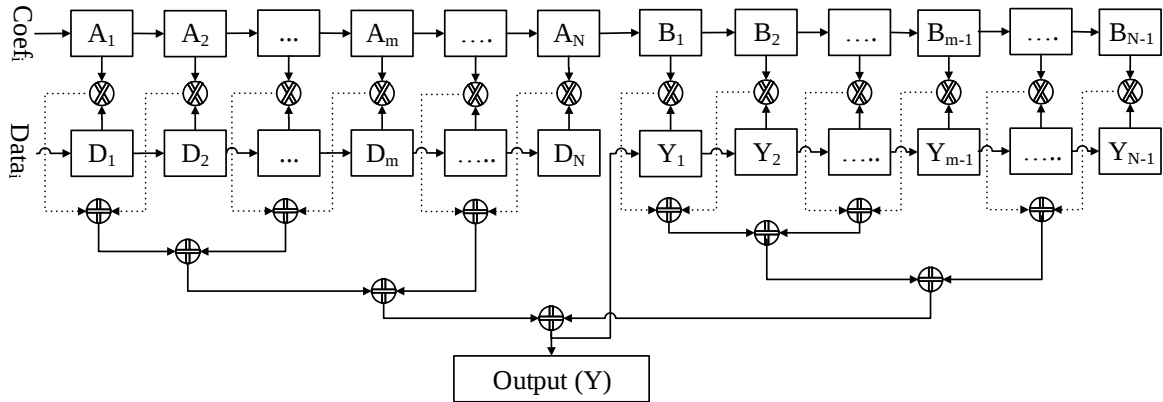
FIGURE 4.8 – Le processus de filtrage des signaux EEG par les coprocesseurs

L'architecture interne des deux modules de filtrage est présentée dans la figure 4.9. Ainsi, les deux modules sont basés principalement sur des opérations simples tels que la multiplication, l'addition et la soustraction. Parmi ces opérations, la multiplication demeure l'opération la plus difficile à mettre en œuvre et celle qui est la plus coûteuse en termes de ressources matérielles et de temps d'exécution. Pour cela, cet opérateur est conçu avec le multiplicateur embarqué proposé par Altera et dont son architecture interne est illustrée dans la figure 4.10. Ce multiplicateur est intégré dans un bloc DSP dédié pour le traitement des signaux en temps réel. Cette alternative d'utilisation des architectures internes et embarquées permet d'optimiser les architectures matérielles des deux coprocesseurs de filtrage en réduisant aussi bien leurs complexités et en optimisant leurs temps d'exécution tout en gardant les mêmes performances de filtrage. Notons que même avec ces optimisations, les architectures des filtres demeurent relativement complexes et réservent énormément d'opérateur de multiplication et

d'addition même pour les filtres d'ordre restreint. C'est la raison pour laquelle nous avons opté pour une solution d'utilisation des filtres dynamiques qui de nature consomment beaucoup moins de ressources matérielles réduisant ainsi les temps d'exécution de l'opération de filtrage. Rappelons que l'étude et les fondements théoriques ont déjà été présentées dans la section 3.5 et que la technique de WOLA retenue comme technique de filtrage dynamique nous offre une précision quasiment la même que celle obtenue avec le filtrage adaptatif. Le reste de ce chapitre est ainsi consacré à la présentation de l'architecture matérielle du WOLA ainsi qu'une validation en ligne de toute la chaîne ICM.



(a) Architecture interne de filtre RIF



(b) Architecture interne de filtre RII

FIGURE 4.9 – L'architecture interne de module de filtrage

4.4 Implémentation de notre application à base de la technique de filtrage dynamique

L'approche de filtrage dynamique à base du filtre WOLA consiste à identifier les fréquences sensorimotrices utiles afin d'éliminer efficacement les artefacts pour reconstruire de nouveau

le signal EEG en question. Pour mener à bien le prototypage de cette nouvelle technique de filtrage, nous avons procédé d'une manière similaire à celle appliquée pour l'implémentation du filtrage adaptatif en commençant par une solution purement logicielle.

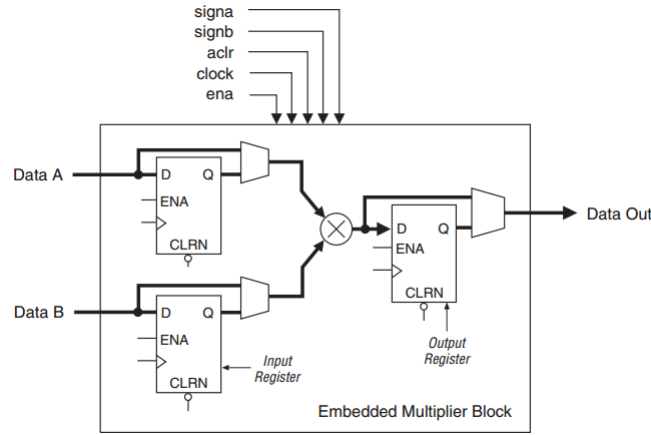


FIGURE 4.10 – L'architecture interne de multiplicateur embarqué [Alt17]

4.4.0.1 La solution logicielle pure en C

Tout d'abord, une implémentation de l'architecture en logiciel pur a été menée afin de la comparer à la première solution du filtrage adaptatif en logiciel pur également développée avec le langage C. La mise en œuvre de cette architecture a été relativement courte vue que le bloc d'extraction des caractéristiques ainsi que le bloc de classification sont déjà implémentés lors du développement de l'architecture à base des filtres adaptatifs. Rappelons que le filtrage dynamique à base de la techniques WOLA est constituée des blocs d'analyse et de synthèse qui utilisent la transformée de Fourier rapide pour calculer les spectres des fréquences constituant les signaux EEG. La conception rapide de l'architecture logicielle est rendue possible grâce aux routines prédéfinies offertes par la bibliothèque GSL qui utilise les instructions de la bibliothèque FFTPACK de Paul Swarztrauber [Swa84]. En effet, la bibliothèque FFTPACK utilise une stratégie de découpage de la matrice du signal en un ensemble de sous matrices auxquelles s'applique la DFT, permettant ainsi de réduire le temps d'exécution lié aux opérations de multiplication et d'accumulation. Le nombre de multiplications nécessaires à l'obtention des spectres d'un signal EEG de longueur n est de l'ordre $\Theta(n \sum_{i=1}^m f_i)$ au lieu de $\Theta(n^2)$ dans le cas d'utilisation de la matrice de données toute entière. Quant au bloc d'identification des fréquences utiles (cognitive fréquentiel basé sur l'analyse du phénomène DLE/SLE), il est implémenté en logiciel à base des routines standards disponibles dans la bibliothèque mathématique du langage C. Enfin, la vérification de la conformité de l'implémentation de WOLA en C avec celle en Matlab a été effectuée en appliquant les mêmes séquences des données, ce qui nous a permis d'obtenir des signaux EEG filtrés quasi identiques. Ensuite, nous avons mené une évaluation globale de l'ensemble du système ICM sur une machine de type PC intégrant un processeur Intel (i7) cadencé à 2.4 GHz en utilisant les trois bases de données

offertes par la compétition « BCI-Competition » liées à 17 sujets. La figure 4.11 présente la différence entre les résultats de classification obtenus par le filtrage adaptatif et le filtrage dynamique. Nous signalons que la variation en termes de précision est assez faible entre les sujets et que la précision moyenne demeure quasiment la même. En effet, avec le filtrage adaptatif, la précision calculée sur 17 sujets atteint les 66,4% alors qu'en utilisant le filtre WOLA, la précision est de l'ordre de 65,9%. Cependant la solution liée au filtrage dynamique est avantageuse en terme de sa simplicité d'implémentation et elle s'apparente bien avec un prototypage rapide de l'architecture embarquée.

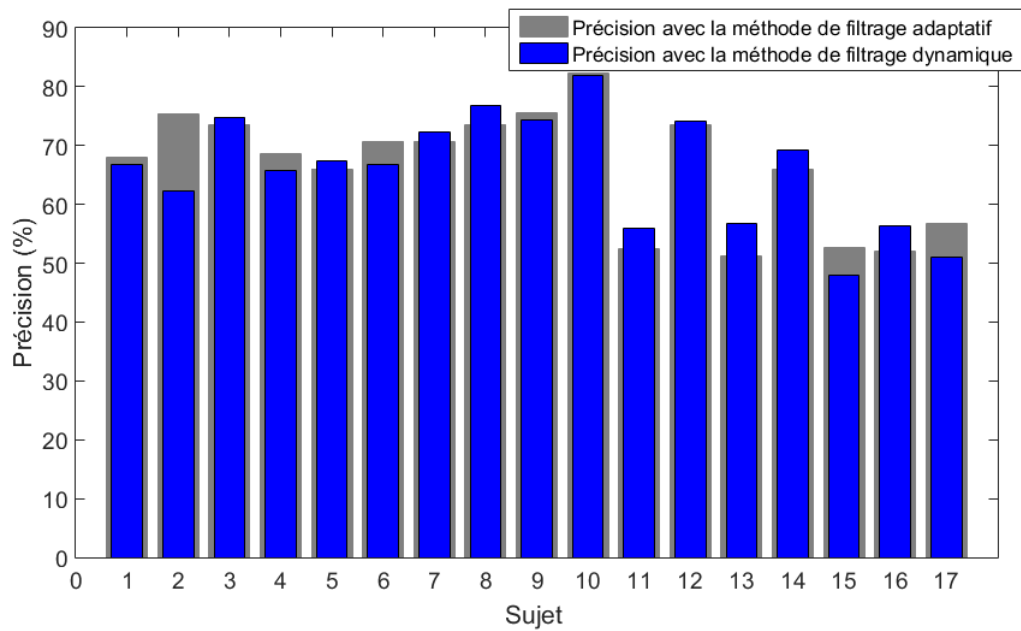


FIGURE 4.11 – Les précisions du système à base de la solution purement logicielle pour le filtrage dynamique

4.4.0.2 Architecture en logiciel embarqué du système ICM

Conformément au flot de conception déjà fixé, nous avons exporté la solution décrite en C afin de l'adapter à notre plateforme de prototypage en vue de son exécution sur le cœur de processeur Nios-II. La nouvelle solution est décrite en C embarqué (ANSI-C) tenant compte des caractéristiques matérielles (mémoire DDR2, DMA, etc.) présentes sur la carte de prototypage. Cette architecture dite de logiciel embarqué repose sur la même architecture du SOPC présenté dans la section 4.3.2.1 en remplaçant le bloc de filtrage adaptatif avec le nouveau bloc de filtrage dynamique. L'évaluation des performances de l'architecture système est menée par le processeur Nios-II cadencé à une horloge de fréquence 250 MHz en utilisant une mémoire cache de taille 64 Ko. La nouvelle architecture est testée également sur les trois bases de données disponibles des signaux EEG. La précision moyenne estimée sur la classification des signaux EEG appartenant aux 17 utilisateurs est très similaire à celle obtenue avec la so-

lution logicielle pure. Sachant que seul le bloc de filtrage adaptatif a été remplacé par le filtre WOLA, nous avons procédé à la mesure de son temps d'exécution avec les temporisateurs intégrés du SOPC. Ainsi, le délai de traitement du bloc de filtrage est réduit par un facteur 45 où le processeur Nios-II consomme 12 ms pour filtrer les signaux EEG avec la méthode de filtrage dynamique au lieu de 550 ms avec la technique du filtrage adaptatif. En dépit du délai d'exécution du filtrage des signaux EEG qui reste raisonnable avec la solution logicielle embarquée, nous avons mené une étude sur les blocs critiques de la technique WOLA afin de les exporter sous formes matérielles. Cette démarche vise à réduire d'avantage le temps d'exécution tout en minimisant les ressources matérielles de l'architecture SOPC.

4.4.0.3 Architecture du système ICM à base de la solution conjointe HW/SW

Le filtrage des signaux par la technique WOLA commence par la division du signal en question en ensemble des blocs de taille (La). Les valeurs de chaque bloc sont multipliées par les constantes de filtre d'analyse H et les résultats sont accumulés dans un seul registre. Cette étape est basée sur des opérations des multiplications et d'accumulations s'exécutant en parallèle. Ce bloc s'apparente bien avec une implémentation matérielle sous forme de coprocesseur dans l'architecture du SOPC. La mise en œuvre de cette migration du logiciel en matériel est effectuée par le langage de description matérielle Verilog et les simulations ont été reconduite au niveau RTL avant son intégration dans l'architecture SOPC. La figure 4.12 présente l'organisation interne de l'architecture de coprocesseur qui multiplie les données par le coefficient du filtre ensuite accumule les résultats tout en effectuant une compression des données dans le domaine temporel. Le facteur de compression étant générique dans notre architecture. Il pourra prendre des valeurs comprises entre 1 et $F_s/2$ avec F_s est la fréquence d'échantillonnage du signal EEG. Durant la validation et les tests du SOPC, ce paramètre générique a été fixé à 125, ce qui donne la meilleure valeur de la précision de la classification. Ce coprocesseur a été dupliqué deux fois une pour l'analyse fréquentielle du signal EEG et l'autre pour implémenter la synthèse du même signal. La synchronisation entre les deux coprocesseurs de fenêtrage est assurée par le processeur Nios-II qui à son tour prend en charge l'exécution du reste de la technique WOLA codé en ANSI-C. Les deux coprocesseurs (IP1 et IP2) sont simulés par l'outil ModelSim puis synthétisés et intégrés dans le SOPC via les outils Qsys et Quartus-II d'Altera. La figure 4.13 présente la nouvelle organisation du SOPC dédié à la commande des équipements domestiques intégrant les deux coprocesseurs. Avec ces optimisations, l'architecture du SOPC a subi une faible augmentation au niveau de d'occupation des ressources sur le FPGA. En contrepartie, le temps d'exécution du bloc de filtrage est réduit de 12 à 4 ms.

4.5 Validation en ligne de l'architecture de l'ICM

Suite à la vérification de l'architecture du système ICM par des bases de données (IIa, IIIa, IVa) fournies par la compétition « BCI-Competition » considérées comme des benchmarks pour la validation des architectures ICM, nous avons procédé à la vérification du SOPC

proposé sur des données réelles et en ligne. Pour se faire, nous avons utilisé une carte d'acquisition développée par OpenBCI qu'on a connecté à la plateforme de prototypage Stratix-IV. Le processus d'acquisition est contrôlé par une interface graphique développée sous Matlab par nos soins.

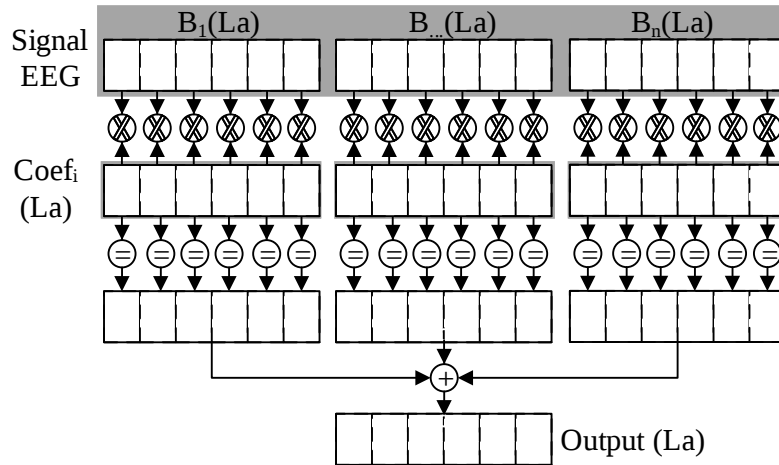


FIGURE 4.12 – Architecture du coprocesseur de fenêtrage du filtre WOLA

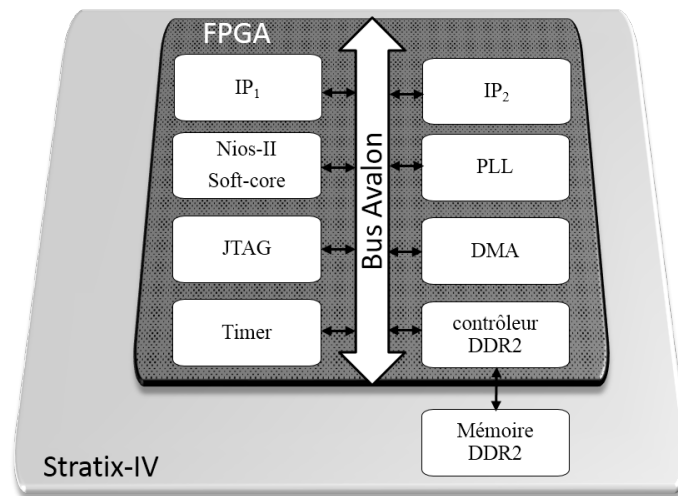


FIGURE 4.13 – Le SOPC du système domestique à base de filtre dynamique

4.5.1 Validation fonctionnelle de toute la chaîne du système ICM sous Matlab

Avant de tester la solution embarquée du système ICM, nous avons procédé par une vérification de toute la chaîne développée sur l'environnement Matlab afin de s'assurer du

L'utilisateur de cet environnement doit être avisé du processus d'acquisition interactif afin de suivre impérativement les instructions délivrées à travers l'interface graphique faute de quoi des erreurs risquent de s'introduire dans les signaux acquis [ON13]. Ceci pourra engendrer une baisse importante au niveau de la précision de la classification des signaux EEG engendrant un contrôle erroné des équipements domestiques. Les signaux EEG sont récupérés dans des matrices selon le format standard GDF utilisé par la compétition « BCI-Competition » afin de pouvoir utiliser notre architecture en tant que telle pour une première validation sur des données issues du système d'acquisition OpenBCI. Quatre sujets ont participé dans cette expérimentation avec des âges variant de 30 à 40 ans et opérant dans des conditions similaires. La figure 4.16a présente l'un des sujets qui est en train de suivre le processus d'acquisition guidé par notre interface graphique. Quant à la figure 4.16b, elle montre la plateforme ICM de bout en bout intégrant la partie d'acquisition connectée à l'environnement Matlab via le port USB du PC.

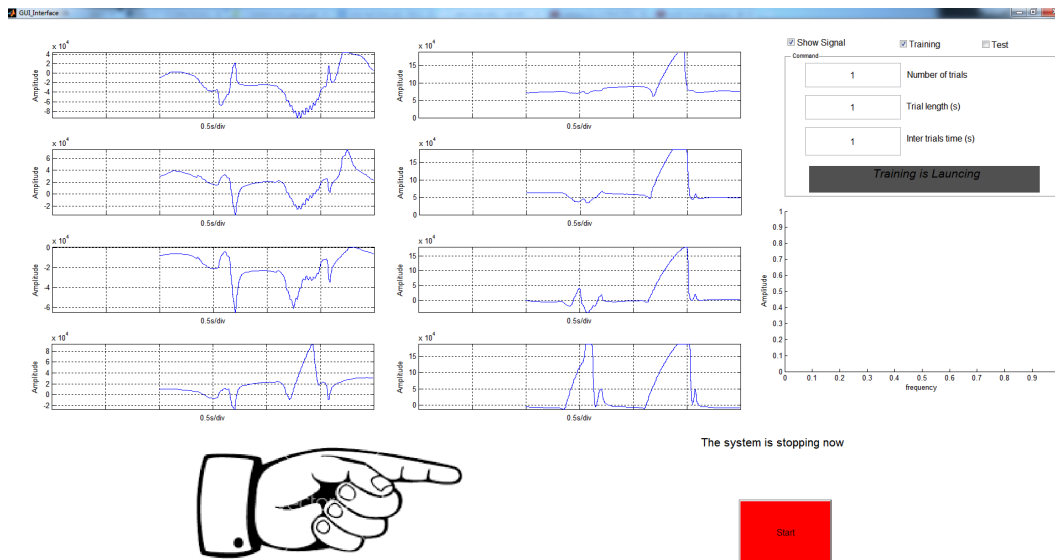


FIGURE 4.15 – L'interface de communication proposée entre l'outil Matlab et la carte d'acquisition openBCI

4.5.2 Validation en ligne du système embarqué de bout en bout

La dernière étape de la validation de notre système embarqué consiste à connecter directement le système d'acquisition avec la plateforme de prototypage à base d'FPGAs et à utiliser directement les données récupérées à partir du système d'acquisition proposé par OpenBCI au lieu d'utiliser les signaux issus des bases de données prédéfinies. La mise en œuvre de l'interconnexion de la carte OpenBCI avec la plateforme Stratix-IV est rendue possible grâce aux codes sources ouvertes fournis avec la carte d'acquisition. Ainsi, les signaux EEG acquis sont codés sur 32 bits qui sont ensuite en-capsulés sous forme des trames et envoyés vers le système embarqué via le module RFduino à travers une communication Bluetooth. Le schéma

fonctionnel du système entier de bout en bout est représenté dans la figure 4.17. À son tour le récepteur du module RFduino est connecté à l’FPGA à travers le bus d’interconnexion UART. Le système embarqué récupère les données, vérifie le checksum de trames et prend en charge leur traitement par le biais du processeur Nios-II qui contrôle tous les composants de l’architecture embarquée. À la fin du traitement, le cœur de processeur Nios-II délivre les signaux de commande destinés aux équipements domestiques.

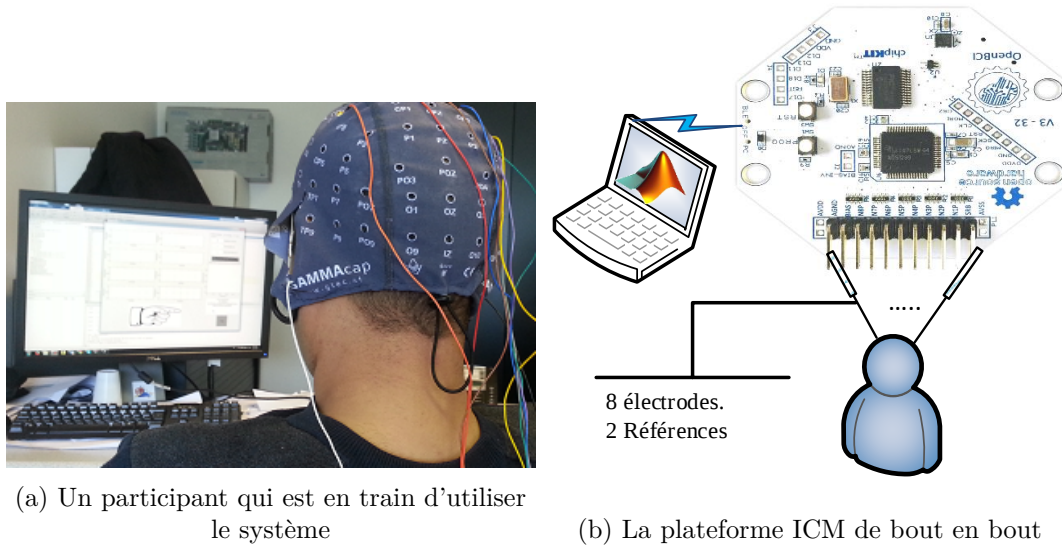


FIGURE 4.16 – L’environnement de test du système ICM

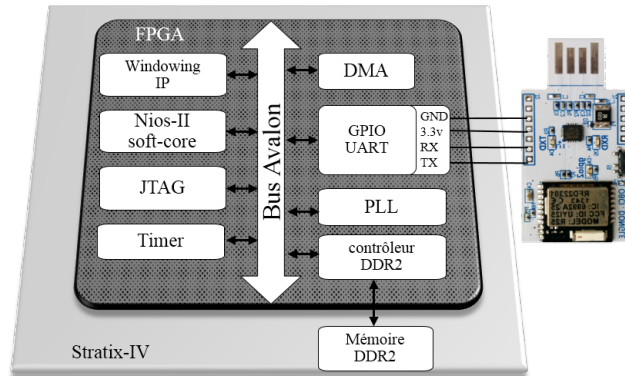


FIGURE 4.17 – L’interfaçage de la carte d’acquisition avec le SoPC de l’application

4.6 Conclusion

Ce chapitre a été consacré à la présentation des différentes solutions architecturales qui peuvent être utilisées pour l’application ICM ainsi qu’à la méthodologie à suivre afin de mener les explorations architecturales qui s’imposent. Plusieurs solutions architecturales ont

été présentées allant d'une simple solution logicielle pure jusqu'à la solution conjointe faisant appel aux composantes logicielles et matérielles opérant au sein du même design. Nous avons également présenté les détails des deux solutions architecturales retenues dont la première utilise le filtrage adaptatif alors que la seconde fait appel au filtrage dynamique fondé sur la technique dite WOLA. Chacune de ces deux solutions a été validée à différents niveaux d'abstraction et selon plusieurs modèles de conception afin d'évaluer les performances en termes de précision, de temps d'exécution et de complexité matérielle en tant que système embarqué. Cette étude de conception a permis d'aboutir à une architecture système intégrant des composantes logicielles exécutant les calculs des caractéristiques ainsi que la classification sur un cœur de processeur de type Nios-II. Quant à la partie de filtrage qui est la partie critique dans la chaîne de traitement des signaux EEG, elle a été implantée en matériel sous forme de coprocesseur afin d'accélérer le traitement tout en optimisant les ressources matérielles. La synchronisation et la communication entre les différents blocs ainsi qu'avec le système d'acquisition sont gérées par le Nios-II. Enfin ce chapitre présente une validation en ligne de la plateforme de bout en bout après avoir interconnecter le carte Stratix-IV avec le système d'acquisition d'OpenBCI. Les résultats en détails ainsi les discussions qui s'imposent font l'objet du chapitre 5.

Évaluation et analyse des performances du système de contrôle des équipements domestiques

Sommaire

5.1	La validation hors-ligne des systèmes ICM à différents niveaux d'abstraction	98
5.1.1	Les critères d'évaluation des performances des systèmes ICM	98
5.1.2	Les bases de données utilisées dans la validation hors ligne des systèmes ICM	100
5.1.3	L'évaluation du système à base de filtrage adaptatif et dynamique	102
5.2	La validation en ligne des systèmes ICM à différents niveaux d'abstraction	112
5.2.1	Description de l'environnement et de l'expérience	112
5.2.2	Évaluation du système ICM à base de filtre adaptatif en utilisant l'approche en ligne	113
5.2.3	Évaluation du système à base de filtre dynamique selon l'approche en ligne	114
5.3	Synthèse et comparaison des performances du système ICM avec les différentes approches de filtrage	115
5.4	conclusion	116

Ce chapitre est consacré à l'évaluation des performances des deux architectures systèmes développées dans les chapitres 3 et 4 en utilisant tout d'abord des bases de données types fournit par la compétition « BCI-Competition » selon l'approche dite hors ligne. Les résultats obtenus aussi bien par le filtrage adaptatif ainsi que par le filtrage dynamique WOLA sont analysés et comparés avec ceux issus des travaux similaires sur les ICMs. En outre, les architectures proposées ont été connectées à un système d'acquisition développé par OpenBCI afin de compléter la chaine ICM et de pouvoir mener ensuite des tests en ligne sur des données réelles acquises sur quatre utilisateurs faisant partie de notre équipe de recherche. Les résultats obtenus en terme de précision de la classification des signaux EEG pour les deux architectures sont assez proches. Cependant, au niveau de la complexité matérielle des deux

systèmes embarqués ainsi que les temps d'exécution et la consommation d'énergie, l'architecture intégrant le filtrage dynamique WOLA semble plus performante et s'apparente bien à une utilisation réelle.

5.1 La validation hors-ligne des systèmes ICM à différents niveaux d'abstraction

La validation et le test des architectures des systèmes ICMs basés sur le traitement des signaux EEG nécessitent un travail d'envergure mené à différents niveaux d'abstraction et faisant appel à des bases de données variées en hors-ligne avant de valider le système avec des données réelles en ligne. Il existe des critères d'évaluation bien établis qui sont utilisés par la communauté scientifique en vue de quantifier les performances par des métriques de type : Kappa, matrice de confusion ainsi que le taux de transfert des bits (ITR : Information Transfer Rate).

5.1.1 Les critères d'évaluation des performances des systèmes ICM

Les critères d'évaluation des performances des architectures systèmes dépendent de la nature de l'application elle-même. Par exemple, pour les applications de traitement d'images la qualité est estimée par la mesure du rapport signal sur bruit (RSB), l'erreur quadratique moyenne (MSE) ou du PSNR (Peak Signal-to-Noise Ratio) pour la vidéo. Dans le cas de l'ICM, la communauté scientifique utilise la précision, la matrice de confusion, Kappa ainsi que l'ITR, etc. pour évaluer les performances des classifications des signaux EEG [Dor+07]. Il s'agit bien d'appliquer ces critères d'évaluation permettant de mesurer le taux de réussite du système à discriminer entre les tâches mentales étudiées. Ce qui permet de choisir entre les différentes solutions architecturales sur la base de ces évaluations.

5.1.1.1 La Matrice de confusion

La matrice de confusion représente une matrice contenant les mesures des classifications présentées sous formes de : vrai positif (VP), faux positif (FP), vrai négatif (VN) et faux négatif (FN). Il s'agit bien d'une représentation du taux de réussite et d'échec pour chaque trial tout au long du processus de classification. Prenons à titre d'exemple un système ICM à deux classes ayant N_{tr} trials par session. La matrice de confusion présente trois colonnes dont la première correspond à l'estimation de la classe d'un trial sous test, par la chaîne ICM, alors que les deux autres colonnes décrivent l'appartenance effective du même trial aux classes C_1 et C_2 . Le tableau 5.1 résume ces paramètres sous forme d'une représentation matricielle. Ces paramètres statistiques sont définis comme suit :

- VP : le nombre des prédictions positives qui sont réellement positives sur N_{tr} trials.
- FP : le nombre des prédictions positives qui sont en réalité négatives sur N_{tr} trials.
- VN : le nombre des prédictions négatives qui sont négatives sur N_{tr} trials.

- FN : le nombre des prédictions négatives qui sont en réalité positives sur N_{tr} trials.

Ces variantes statistiques sont aussi utilisées pour calculer les trois métriques suivantes à savoir la sensibilité, la spécificité ainsi que la précision :

- $sensitivité = VP/(VP + FN)$.
- $spécificité = VN/(VN + FP)$.
- $précision = (VP + VN)/(VP + VN + FP + FN)$.

Notons bien que la sensibilité et la spécificité sont à la base de l'analyse dite ROC (Receiver operating characteristics) permettant de présenter la courbe de la spécificité en fonction de la sensibilité [Ham10]. La superposition des plusieurs courbes ROC appartenant à différents sujets permettent facilement de mettre en évidence leur performances en terme de précision.

	Trial $\in C_1$	Trial $\in C_2$
Trial $\approx C_1$	VP	FP
Trial $\approx C_2$	FN	VN

TABLE 5.1 – La matrice de confusion

5.1.1.2 La fonction statistique Kappa

La fonction statistique Kappa représente un autre critère d'évaluation des performances des systèmes ICMs proposée par Cohen en 1960 [Coh60]. En effet, le score Kappa K est calculé à base de l'équation suivante :

$$K = \frac{P_0 - P_e}{1 - P_e} \text{ avec } P_e = \frac{\sum_{k=1}^2 n_{:,k} * n_{k,:}}{N_{tr}^2} \quad (5.1)$$

Où P_0 présente la valeur de la précision, P_e est le nombre d'accord (VP) pour N_{tr} trials. L'estimation de la valeur de kappa permet au concepteur d'évaluer son architecture ICM en terme de précision en se servant de la grille des valeurs présentées dans le tableau 5.2 [VG05].

5.1.1.3 La technique de mesure des ITRs

L'ITR représente une mesure du nombre de bit traité par minute traduisant la vitesse de traitement du système ICM. Présenté par Wolpaw [Wol+98], cette méthode d'évaluation est assez utilisée dans le domaine des interfaces cerveau machine car elle permet d'évaluer la performance du système en fonction de la précision de classification, du temps écoulé de l'acquisition jusqu'à la prise de décision par le classifieur [Yua+13]. La valeur d'ITR est mesurée à base de l'équation suivante :

$$ITR = L[p_s \log_2(p_s) + \log_2(N_{tr}) + (1 - p_s) \log_2(\frac{1 - p_s}{N_{tr} - 1})] \quad (5.2)$$

Où L désigne le nombre des décisions prises pendant une minute et p_s est la précision du système en classifiant N_{tr} trials. Une telle métrique permet de donner une estimation sur la complexité du système ainsi que son timing.

La valeur de Kappa	Accord
≤ 0.20	Mauvais
0.21-0.40	Médiocre
0.41-0.60	Modéré
0.61-0.80	Bon
0.81-0.99	Excellent

TABLE 5.2 – Le classement des ICMs selon le taux de Kappa

5.1.2 Les bases de données utilisées dans la validation hors ligne des systèmes ICM

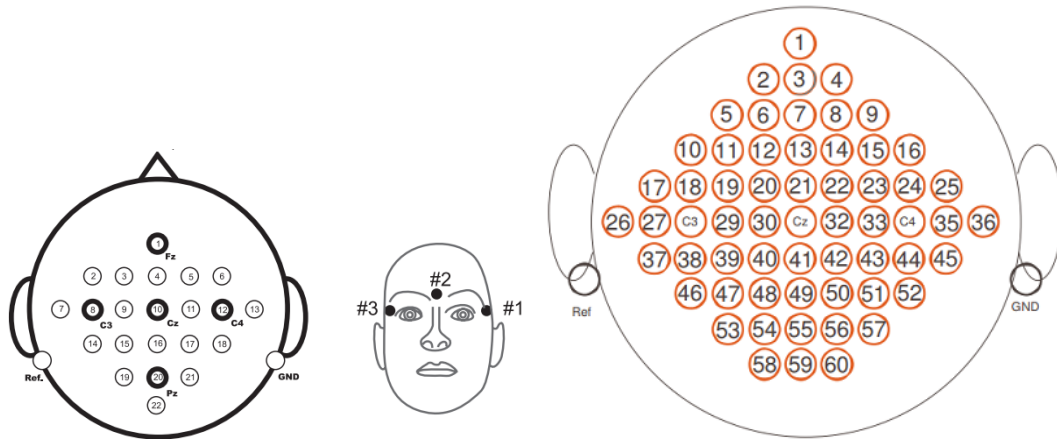
Tout au long de la conception de l'architecture de notre système ICM, nous avons procédé à sa vérification à différents niveaux d'abstraction en utilisant les trois bases de données fournies par la compétition « BCI-Competition¹ » qui intègrent les signaux sensorimoteurs liés aux mouvements des mains droite et gauche. Ces bases de données IIa, IIIa et IVa représentent des enregistrements sur neuf, cinq et trois sujets respectivement. Notons que ces bases de données ont été enregistrées selon une procédure et des conditions très particulières, ce qui nous a permis de faire des comparaisons de nos résultats avec ceux publiés dans le domaine de l'imagerie motrice. Notons que la validation a été menée progressivement selon les configurations des bases de données. Initialement ces bases offertes par la compétition disposent d'une seule session chacune. Ceci nous a incité à utiliser l'approche de la validation dite croisée qui consiste à effectuer l'apprentissage sur un pourcentage de la session et dédier le reste de la session pour le test proprement dit. Plus de détails sur cette approche a été présentés dans le chapitre 3. Par ailleurs, la compétition « BCI-Competition » ont présenté une autre session pour toutes les bases de données existantes qui a été enregistrée sur les mêmes sujets. Chacune des sessions intègre un nombre important des trials allant de 80 à 288. Par conséquent, une seconde approche de validation a été appliquée à tous les niveaux d'abstraction en se servant de ces deux sessions. En effet, la première session est utilisée pour effectuer l'opération d'apprentissage visant à fixer les paramètres de l'architecture de toute la chaîne de traitement. Quant à la deuxième session, elle est dédiée à l'évaluation de l'ensemble de l'architecture. Les deux sessions sont enregistrées selon le flot décrit dans la figure 1.4 où les participants sont sollicités de suivre les instructions affichées sur l'écran d'un ordinateur selon une procédure bien établie. Le processus d'enregistrement de chaque trial commence par un bip sonore signalant le début imminent de l'enregistrement afin de se préparer. Ensuite, une flèche apparaît sur l'écran durant 2 secondes pointant vers l'une des quatre directions où

1. <http://www.bbci.de/competition/>

chaque direction est associée à une action bien déterminée et indiquant le début d’enregistrement effectif. Selon l’orientation des flèches, le participant doit penser à bouger l’un de ses bras droit ou gauche [Uni08]. À la fin de cette phase, commence un état de repos qui dure 0.5 secondes avant d’initier l’enregistrement d’une nouvelle activité.

Les trois bases de données diffèrent par leurs nombres d’électrodes, leurs fréquences d’échantillonnage ainsi que par leurs nombres des sujets, présentant ainsi un environnement riche pour la validation de notre architecture système. Nous proposons dans le reste de cette section de donner les détails de chacune de bases de données IIa, IIIa et IVa en mettant l’accent sur les différences fondamentales entre-elles.

- Data set IIa [Nae+06] : cette base contient les signaux EEG appartenant à neuf sujets où chaque session des enregistrements contient 288 trials répartis uniformément sur les quatre classes. Ces trials correspondent aux activités cérébrales relatives aux imaginations des mouvements des mains droite et gauche, des deux pieds ainsi que la longue. Les signaux EEG sont récupérés à partir du scalp à travers 25 électrodes Ag/cl repartis sur la tête selon le standard de localisation 10-20 dont les trois électrodes #1, #2 et #3 sont dédiées aux enregistrements des signaux EOG liés aux clignotements des yeux qui sont considérés comme des artefacts pour notre application. Ces signaux EOG sont fournis dans le but d’aider les utilisateurs de la base à avoir une idée sur la nature des artefacts afin de développer les techniques de filtrage adéquates. La figure 5.1a présente les emplacements des électrodes selon le standard de localisation 10-20. Les signaux sont échantillonnés avec une fréquence de l’ordre de 250 Hz et fournis après avoir subi un premier filtrage avec des filtres de base de type passe bande entre 0,5 et 100 Hz et en appliquant également le fameux filtre Notch permettant de supprimer les fréquences de 50 Hz liées à la fréquence de la tension d’alimentation. Ce dernier filtre est déjà intégré dans toutes les systèmes d’acquisition des signaux sensorimoteurs.



(a) Le placement des électrodes de bases de données IIa [Nae+06] (b) Le placement des électrodes de bases de données IIIa [Dor+04]

FIGURE 5.1 – Le placement des électrodes des bases de données

- Data set IIIa [Dor+04] : les deux sessions constituant cette base de données contiennent

60 trials chacune liés aux mouvements des mains droites ou gauches ordonnancés d’une manière aléatoire. La récupération des signaux à partir de scalp est effectuée via 60 électrodes placées sur la tête du participant selon la répartition spatiale illustrée par la figure 5.1b. Les signaux sont échantillonnés avec une fréquence de 250 Hz et filtrés par un filtre passe-bande laissant passer uniquement les fréquences comprises entre 1 et 50 Hz.

- Data set IVa[Sch+05] : cette base contient trois enregistrements liés aux mouvements des mains droites et gauches ainsi que des deux pieds. Les deux sessions d’enregistrement constituant cette base contiennent 280 trials récupérés à travers les 118 électrodes réparties sur le scalp conformément au système de localisation 10-20. Les signaux sont échantillonnés avec une fréquence de l’ordre de 1000 Hz. Ils sont également prétraités avec un filtre passe bande laissant passer les fréquences comprises entre 0.05 et 200 Hz.

Rappelons qu’un trial dure 7,5 secondes dont uniquement 2 secondes représentant l’information utile liée à l’imagerie motrice qui est localisée immédiatement après l’apparition des flèches de signalisation de l’action. Le reste du temps est consacré à la synchronisation et à la durée de repos nécessaire pour chaque enregistrement.

5.1.3 L’évaluation du système à base de filtrage adaptatif et dynamique

Rappelons que l’exploration architecturale menée précédemment nous a permis de proposer deux solutions de filtrage dont la première est à base de filtre adaptatif alors que la seconde est développée autour de la technique de filtrage dynamique dite WOLA. La validation de notre système ICM avec ces deux composantes de filtrage a été menée selon deux approches complémentaires en fonction de la configuration des bases de données. En effet, initialement, ayant eu accès à une seule session pour toute les bases de la compétition « BCI-Competition », nous étions conduits à appliquer la validation dite croisée avec un facteur k-fold de l’ordre de 5 afin de contrôler l’opération d’apprentissage et de test proprement dit. Ultérieurement et après l’obtention de la deuxième session pour les mêmes bases de données, nous avons délégué la première session à l’apprentissage pour estimer et configurer les paramètres de nos architectures. Quant à la deuxième session, elle est totalement dédiée à la phase de test. Cette deuxième approche semble être plus proche de la réalité puisqu’elle est considérée comme une donnée aveugle pour l’architecture et les résultats de classification sont assez significatives et très proche de ceux obtenus par des tests dans un environnement réel. Après avoir terminé la phase de validation dite hors-ligne, nous avons procédé à une validation dite en ligne en connectant notre prototype du système ICM embarqué dans la carte Stratix-IV avec le système d’acquisition du OpenBCI. L’enregistrement a été effectué selon deux sessions dont la première a été utilisée pour l’apprentissage alors que la deuxième a été dédiée pour le test en ligne. Nous avons utilisé plusieurs critères d’évaluation des performances tels que le critère Kappa, la matrice de confusion ainsi que le taux de transfert de l’information depuis l’acquisition des signaux EEG jusqu’à la prise de décision à la fin de la chaîne ICM.

5.1.3.1 Validation et test de la chaine ICM intégrant le filtrage adaptatif

Pour initier la validation de l'architecture du filtrage adaptatif que nous avons proposé, nous nous sommes parti d'une architecture existante intégrant : un filtre statique de type RII d'ordre 4 (Butterworth) ainsi que 11 techniques d'extraction des caractéristiques avec un seul classifieur qui est le LDA [LG11a]. Nous avons remplacé le filtre Butterworth par notre architecture de filtrage adaptatif et nous avons mené une première validation de l'ensemble de l'architecture ICM en tenant compte de toutes les techniques d'extraction des caractéristiques qu'elle intègre. Ceci nous permis d'avoir des premiers résultats qu'on a pu comparer avec des architectures similaires opérant des tests sur les mêmes bases de données. L'évaluation de la chaine de traitement est effectuée en terme de précision sur les trois bases de données IIa, IIIa et VIa comme il est illustré dans le tableau 5.3. Pour des raisons de simplification du tableau 5.3, nous nous sommes contenté de présenter les précisions des classifications uniquement pour quatre techniques d'extraction des caractéristiques à savoir : CSP, SRCSP, CCSP1 et DLCSPauto. La classification est ainsi assurée par la technique dite LDA. Pour mettre en évidence l'efficacité du filtrage adaptatif dans l'amélioration de la précision de la classification, nous avons testé pour chaque caractéristique trois versions de l'architecture ICM. La première étant sans filtrage, la seconde est à la base du filtre Butterworth d'ordre 4, alors que la troisième intègre notre approche de filtrage adaptatif. Les résultats présentés dans le tableau 5.3 montrent bien que l'application de notre approche de filtrage adaptatif permet d'améliorer la précision pour plus de 90% des utilisateurs et que cette amélioration varie de 1 à 20% comparée à la même architecture intégrant le filtre statique RII d'ordre 4 de type Butterworth. Ainsi, la moyenne en terme de précision passe de 67% sans filtrage à 75% avec le filtre Butterworth d'ordre 4. Cette précision approche les 82% en utilisant le filtrage adaptatif pour la partie prétraitement et des techniques CSP, SRCSP, CCSP1 ainsi que le DLCSPauto pour l'extraction des caractéristiques. Cette moyenne a été calculée avec les deux bases de données IIa et IIIa tandis que la précision moyenne est réduite à 76% en utilisant la base de données IVa vue que les sujets *S15* et *S17* ont toujours des basses précisions. Ceci pourrait être expliquée par les conditions d'enregistrement de cette base de données ou même par l'état psychologique et émotionnel des sujets en question. Notons que pour certains sujets tels que les *S2*, *S8*, *S15*, *S16* et *S17*, le prétraitement même avec le filtrage adaptatif détériore la qualité de classification et nous avons obtenus les meilleurs résultats sans filtrage. Ce phénomène est peut-être dû aux variations imprévisibles de bandes de fréquences utiles pour ces sujets et par conséquent le filtrage adaptatif ne s'apparente pas avec ce type de variations. Il sera utile d'explorer d'autres alternatives de filtrage basées sur le calcul de la dynamique des bandes actives et le dimensionnement des paramètres des filtres en conséquence.

5.1.3.2 Validation et test de la solution embarquée de l'application ICM à base du filtrage adaptatif

La solution logicielle embarquée : Rappelons que l'implémentation embarquée de la chaine ICM a été menée selon deux étapes complémentaires à savoir : la réalisation de la partie matérielle intégrant les composants embarqués dans le circuit programmable de type

FPGA ainsi que la partie logicielle comprenant les codes applicatifs développés en langage C-embarqué (ANSI-C). L'évaluation des performances de l'ensemble de la chaîne est effectuée directement sur la carte FPGA en utilisant les signaux EEG émanant des trois bases de données IIa, IIIa et IVa. La figure 5.2 présente une première évaluation de l'implémentation en software embarqué tournant sur le cœur de processeur Nios-II de la carte Stratix-IV. Les résultats de la classification sont récupérés à travers l'interface d'Eclipse via le bus d'interface JTAG. En effet, le processeur Nios-II mesure la précision du système par sujet et pour chaque type de filtre en faisant varier le rapport signal sur bruit (RSB) de 10 à 100 dB. Ceci devra nous permettre d'identifier le meilleur RSB pour chaque sujet donnant ainsi la plus haute précision au niveau de la classification.

Sujets	CSP			SRCSP			CCSP1			DLCSPauto		
	Sans filtre	Filtre RII 4 rd	Filtre adaptatif	Sans filtre	Filtre RII 4 rd	Filtre adaptatif	Sans filtre	Filtre RII 4 rd	Filtre adaptatif	Sans filtre	Filtre RII 4 rd	Filtre adaptatif
Data set IIa												
S1	77.08	88.89	91.66	72.22	88.89	93.75	72.22	88.89	92.36	75.69	88.89	91.66
S2	52.08	51.39	67.36	51.38	63.19	70.13	52.08	54.17	68.05	52.77	51.39	68.05
S3	89.58	96.53	96.53	92.36	96.53	96.53	92.36	96.53	96.54	91.66	96.53	96.52
S4	56.25	70.14	73.61	65.97	66.97	72.22	66.66	70.83	68.10	56.25	70.14	73.61
S5	50.00	54.86	68.06	50.00	63.19	68.05	50.00	62.50	78.47	50.00	56.94	68.06
S6	56.94	71.53	73.61	56.94	63.89	70.83	56.94	67.36	79.17	56.94	71.53	73.61
S7	59.72	81.25	79.16	70.14	78.47	79.16	59.94	81.25	99.31	58.33	81.94	79.17
S8	95.13	93.75	99.30	95.83	95.83	98.61	95.83	95.87	99.31	96.52	93.75	99.30
S9	93.05	93.75	93.75	92.36	92.36	93.75	91.66	91.67	92.36	93.05	93.75	93.75
Moyenne	69.98	78.01	82.56	71.91	78.81	82.55	70.85	78.78	85.96	70.13	78.31	82.63
Data set IVa												
S10	94.44	95.56	97.77	93.33	96.67	98.88	92.22	98.89	98.88	94.44	94.44	98.88
S11	51.66	61.67	71.66	51.66	53.33	80.00	50.00	56.67	66.66	50.00	63.33	75.00
S12	85.00	93.33	100	90.00	93.33	100	85.00	93.33	100	88.33	95.00	100
Moyenne	77.03	83.52	89.81	78.33	81.11	92.96	75.74	82.96	88.51	77.59	84.25	91.29
Data set IIIa												
S13	47.32	66.07	67.14	55.35	72.32	57.14	52.67	71.43	57.14	49.10	66.96	53.57
S14	75.00	96.43	98.21	85.71	96.43	100	75.00	96.43	98.21	58.92	96.43	98.21
S15	55.10	47.45	58.16	48.46	60.20	55.61	54.08	63.27	55.10	55.10	46.94	57.14
S16	53.12	71.88	51.33	55.80	77.68	58.48	51.78	71.88	69.64	54.46	71.43	57.58
S17	52.38	49.60	56.75	48.80	86.51	64.68	42.86	86.90	66.66	53.17	50.00	54.36
Moyenne	56.58	66.28	66.31	58.82	78.62	67.18	55.27	77.98	69.35	54.15	66.35	64.17
Moyenne	67.863	75.93	79.56	69.68	79.51	80.89	67.28	79.90	81.27	67.29	76.30	79.36

TABLE 5.3 – La performance du système pour différentes techniques d'extraction des caractéristiques et différentes techniques de filtrage

Comme le montre la figure 5.2, le meilleur taux de précision est obtenu pour le premier sujet de la base de données IIa et utilisant le filtre Kaiserwin avec un rapport RSB de l'ordre de 10 dB. Nous remarquons que les performances du système ICM dépendent de plusieurs facteurs tels que le type du filtre, le rapport RSB escompté ainsi que la nature des données EEG qui varie d'un sujet à un autre. En effet, notre architecture a permis de discriminer les trials avec une précision de l'ordre 97.66% en utilisant un filtre RIF du type Equiripple ayant un rapport RSB de l'ordre de 30 dB pour le sujet *S1*. En gardant les mêmes signaux EEG et en remplaçant le filtre RIF Equiripple par un filtre RII de type Chebyshev1 avec un rapport RSB de l'ordre de 80 dB, la précision a été réduite à 84% au lieu de 98%. Cette diminution de la précision est probablement dû au fait que cette technique de filtrage ne convient pas aux

signaux EEG pour ce sujet $S1$. Nous proposons d'appliquer différentes techniques de filtrage pour chaque sujet afin de retenir celle qui présente la meilleure précision, ce qui permet de fixer le RSB qui servira dans la conception du filtre et le calcul de ces coefficients. Dans le cas où deux filtres présentent les mêmes précisions pour le même sujet, comme c'est le cas des filtres Equiripple et Kaiserwin pour le sujet $S1$, nous retenons celui qui présente l'ordre le plus faible afin de réduire la complexité du filtre ainsi que son temps d'exécution (c.f. à la figure 3.3). Le tableau 5.4 présente une exploration de la variation de la précision en fonction des sujets en utilisant les six techniques de filtrage appliquées aux trois bases de données. De plus, nous avons présenté quelques mesures statistiques pour chaque technique de filtrage telles que la moyenne, la déviation standard (STD) et ceci lorsqu'on applique le même filtre pour tous les sujets. On remarque que pour la base de données Ila la précision moyenne varie de 83% jusqu'au 92% comme valeur limite de précision. De même pour la base IVa, la précision oscille entre 84% et 89% en moyenne. Quant à la base IIIa, la précision demeure entre 75% et 78%, ce qui représente un taux de classification relativement faible. On remarque que les performances en terme de précision varient d'un sujet à un autre et d'une base de donnée à une autre également. Ceci justifie l'intérêt d'utiliser le filtrage adaptatif qui est opéré durant la phase d'apprentissage. En appliquant l'approche de filtrage adaptatif pour chaque sujet, nous avons mesuré la précision ainsi que le taux de transfert des bits depuis l'application des signaux EEG jusqu'à l'obtention du résultat de la classification. Le tableau 5.5 résume toutes ces mesures et montre que la précision est nettement améliorée comparée à celle déjà mesurée avec l'application du filtrage statique. Par exemple, pour le sujet S_4 , la classification des trials pour la base Ila atteint un taux de précision de l'ordre de 92% avec le filtre RIF du type Equiripple d'ordre 146 offrant une atténuation du signal de l'ordre de 10 dB, ce qui représente la plus haute précision qu'on puisse obtenir avec cette famille des filtres.

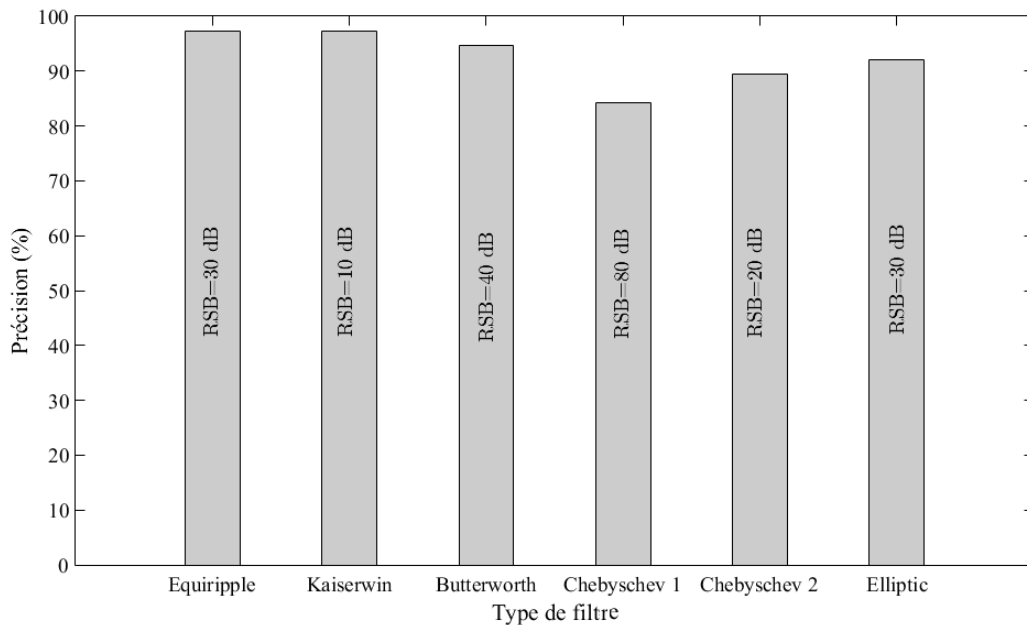


FIGURE 5.2 – La meilleure précision du système ICM et le meilleur rapport RSB correspondant pour le sujet $S1$

	S1	S2	S3	S4	S5	S6	S7	S8	S9	Moyen	STD
Data set IIa											
F_{Fe}	97.36	89.47	89.47	92.1	97.36	92.1	84.22	94.73	92.1	92.10	4.15
F_{Fk}	97.36	84.22	94.73	89.47	89.47	89.47	97.36	89.47	92.1	91.51	4.31
F_{Ib}	94.73	81.58	78.95	78.96	89.47	81.59	81.59	84.22	78.96	83.33	5.41
F_{Ic1}	84.21	78.90	89.47	81.59	97.36	84.22	92.10	100	89.48	88.59	7.07
F_{Ic2}	89.47	81.58	84.22	89.48	84.22	86.85	84.22	97.36	86.85	87.14	4.63
F_{Ie}	92.10	81.58	97.36	89.47	94.74	89.47	81.59	97.37	92.10	90.64	5.89
Data set IVa											
F_{Fe}	95.45	81.81	90.90							89.38	6.94
F_{Fk}	90.90	86.36	77.27							84.84	6.94
F_{Ib}	90.90	72.72	95.45							86.35	12.02
F_{Ic1}	81.81	86.36	90.90							86.35	4.54
F_{Ic2}	86.36	81.81	90.90							86.35	4.54
F_{Ie}	77.27	90.90	81.81							83.32	6.94
Data set IIIa											
F_{Fe}	79.87	100	74.2	65.32	70.16					77.91	13.45
F_{Fk}	81.47	97.6	73.40	66.12	65.36					76.79	13.33
F_{Ib}	79.87	99.20	75.00	63.52	66.16					76.75	14.17
F_{Ic1}	83.87	95.20	73.40	61.92	67.76					76.43	13.25
F_{Ic2}	82.27	96.00	71.00	64.32	64.56					75.63	13.51
F_{Ie}	79.07	98.4	75.80	62.92	69.32					77.10	13.42

TABLE 5.4 – La précision du système par sujet pour les différents types des filtres

Pour mieux valider notre approche de filtrage et en plus de la mesure de précision traditionnellement utilisée par la plupart des application ICM [Wol+02], nous avons appliquée d'autres critères d'évaluation des performances de notre système ICM comme la mesure du taux de transfert binaire (ITR). Ce critère prend en considération le temps de traitement des signaux EEG, la précision et le nombre des trials traités par minute [GAP10]. Le tableau 5.6 présente le taux d'ITR obtenu par notre système ainsi que les taux mesurés par des systèmes équivalents de traitement des signaux EEG à savoir : P300, SSVEP, MI, etc. L'ITR obtenu par notre architecture atteint un taux assez important qui est de l'ordre de 20 bits/min, ce qui est largement suffisant pour ces types d'applications [Che+02] ; [Yua+13]. Par ailleurs, nous avons procédé à l'évaluation de la complexité de l'architecture embarquée en termes de ressources FPGA ainsi que l'énergie électrique extraite à partir du logiciel de conception Quartus-II. De plus, nous avons mesuré les temps d'exécution qui représente le temps de traitement d'un trial de taille (500×22) par l'ensemble de la chaine de traitement des signaux en se servant d'un temporisateur interne intégré dans le SOPC (c.f. à la figure 4.6). Il s'agit de la durée nécessaire pour que le Nios-II termine le filtrage des signaux EEG, l'extraction des caractéristiques ainsi que la classification de chaque trial.

- Mesure du temps d'exécution : le temps d'exécution mesuré par le temporisateur (ti-

mer) interne intégré est de l'ordre d'une seconde dans lequel l'opération de filtrage consomme plus que la moitié du temps total. Ceci nous a poussé à explorer d'autres architectures permettant d'exporter cette partie de prétraitement sous forme d'un co-processeur afin de réduire le temps d'exécution ainsi que le temps de réponse suite à l'apparition d'une nouvelle image motrice.

	S1	S2	S3	S4	S5	S6	S7	S8	S9
Data set IIa									
Filtre	F_{Fk}	F_{Fe}	F_{Ie}	F_{Fe}	F_{Icl}	F_{Fe}	F_{Fk}	F_{Icl}	F_{Ie}
RSB	10	20	10	10	70	50	10	80	50
ordre	194	221	8	146	54	442	194	62	16
Précision	97.36±1.7	89.47±1.7	97.36±1.7	92.1±1.7	97.36±1.7	92.10±1.7	97.36±1.7	100±1.7	92.10±1.7
ITR	24.7±2.7	15.43±1.5	24.7±2.7	18.04±1.8	24.7±2.7	18.04±1.8	24.7±2.7	29.99±2.7	24.7±1.8
Data set IVa									
Filtre	F_{Fe}	F_{Ie}	F_{Ib}						
RSB	10	40	20						
Ordre	146	14	100						
Précision	95.45±1.56	90.90±1.56	95.45±1.56						
ITR	21.99±2.7	16.80±1.5	21.99±2.7						
Data set IIIa									
Filtre	F_{Icl}	F_{Fe}	F_{Ie}	F_{Fk}	F_{Fe}				
RSB	40	80	60	20	50				
Ordre	36	645	18	294	442				
Précision	83.87±1.60	100±0.80	75.80±2.4	66.12±1.60	70.16±1.60				
ITR	10.87±0.04	29.95±0.02	6.04±0.15	2.29±0.02	3.62±0.04				

TABLE 5.5 – Résumé des paramètres optimaux du filtre et de la précision pour différents sujets

Team	Système ICM	Type	Paradigm	P(%)	T(sec/sym)	ITR(bits/min)
1	Neurosan-40	synchrone	P300	98.61	5	61.7
2	BrainProducts	synchrone	P300	95.92	7.34	39.7
3	Biosemi	synchrone	Motion	82	7.2	30.8
4	Neurosan-40	synchrone	P300	85.71	8.57	27.8
5	TsinghuaMiPower	synchrone	SSVEP	80.491	8.78	24.5
6	TsinghuaMiPower	synchrone	SSVEP	87.88	10.9	23.8
7	G-Tec	synchrone	SSVEP	55.32	7.66	15.4
8	SYMTOP	synchrone	P300	56.67	12	10.2
9	g.USBamp	synchrone	MI	92.17	2	18.11
10	Système proposé	synchrone	MI	94.47	2	20.74

TABLE 5.6 – Comparaison de performances de notre système par rapport à d'autres solutions existantes dans la littérature [Yua+13]

- Mesure de l'occupation des ressources matérielles : l'estimation de la complexité de l'architecture embarquée a été conduite sur l'architecture cible de type FPGA d'Altera (EP4SGX230KF40C2). Après la compilation et la synthèse de l'ensemble de l'architec-

ture, nous avons relevé les ressources offertes par l'outil Quartus-II comme le montre le tableau 5.7. On constate que l'occupation en mémoire, le nombre des unités arithmétiques et logique (ALUTs), le nombre de registre ainsi le nombre de blocs de traitement des signaux (DSP) sont assez faible. Il s'agit juste des ressources nécessaires à la conception du Nios-II ainsi que l'interfaçage de ce processeur avec la mémoire DDR2.

Ressources	Utilisées	Total	Pourcentage (%)
ALUTs	8809	182400	5
Registres	10922	182400	6
Pins	156	888	18
Blocs mémoires	818624	14625792	<6
DSP	4	1288	<1

TABLE 5.7 – Résultats de synthèse de la solution logicielle embarquée

- Mesure de la consommation de l'architecture embarquée : la mesure de la puissance consommée par notre architecture est un paramètre assez important dans l'évaluation des performances globales des systèmes embarqués. L'évaluation de la consommation a été menée par l'outil tool-power analysis fourni par le logiciel Quartus-II. L'architecture en question est cadencée à une fréquence d'horloge de l'ordre de 250 Mhz, et consomme 1.77 W. Ce qui représente une puissance relativement importante et nécessite une optimisation afin de la réduire.

La solution embarquée conjointe : La conception de l'architecture embarquée mixte a été abordée comme une alternative d'optimisation de l'approche de filtrage adaptatif en vue de réduire son temps d'exécution puisqu'il représente le temps le plus important dans la chaîne de traitement de signaux EEG. Par conséquent, notre approche de filtrage a été entièrement reconçue sous forme d'un accélérateur développé avec un langage HDL (Verilog) tout en tirant profit de la flexibilité de la solution mixte (logicielle/matérielle) offerte par les circuits programmables de type FPGA. Ce coprocesseur de filtrage a été effectivement développé en Verilog, simulé fonctionnellement et intégré dans le SOPC par l'outil Quartus-II fourni par Altera. La nouvelle architecture a été testée en utilisant les mêmes bases de données IIa, IIIa ainsi que IVa offertes par la compétition « BCI competition ». Suite à l'application de l'apprentissage et la validation sur ces trois bases de données, nous avons obtenus exactement les mêmes précisions, ce qui était prévisible puisque les blocs d'extraction des caractéristiques ainsi que le bloc de classification sont restés les mêmes pour toutes les solutions architecturales. Avec cette architecture conjointe, le temps d'exécution de l'opération de filtrage est réduit par un facteur de l'ordre de 70 pour passer de 550 ms à 8 ms avec une fréquence d'horloge opérant à 150 MHz, ce qui représente un gain important sur l'ensemble de l'architecture. Quant à la consommation du système mesurée par l'outil tool-power de la société Altera, elle est réduite significativement pour passer de 2 W à 1 W. En ce qui concerne le temps d'exécution global, il est réduit d'une manière importante au prix d'une augmentation de la complexité de l'architecture en terme de ressources FPGA comme le montre le tableau

5.8. En effet, l'intégration du coprocesseur de filtrage engendre une faible augmentation au niveau des ALUTs et des registres avec un facteur qui ne dépasse guère le 10% et le 16% respectivement. Nous signalons qu'en dépit de l'augmentation de la complexité de la partie matérielle du système embarqué, l'occupation en ressources FPGA demeure assez faible et ne dépasse pas les 22% de l'ensemble des ressources disponibles.

Ressources	Utilisées	Total	Pourcentage (%)
ALUTs	27906	182400	15.29
Registres	40402	182400	22.15
Pins	156	888	18
Blocs mémoires	818624	14625792	<6
DSP	644	1288	50

TABLE 5.8 – Résultats de synthèse de la solution embarquée conjointe

Rappelons que dans le cadre de l'exploration et l'optimisation algorithmique et architecturale du système ICM, nous avons proposé le filtrage dynamique comme une nouvelle alternative de filtrage visant à alléger le temps d'apprentissage et de calcul. De plus, cette nouvelle architecture devra être plus simple avec des temps d'exécution plus intéressants et une faible consommation en puissance électrique. Par ailleurs, nous avons écourté le flux de conception en développant directement la solution conjointe et sans passer par la solution logicielle embarquée puisqu'elle est plus coûteuse en termes de timing et de consommation de puissance.

5.1.3.3 Évaluation de l'application à base de filtre dynamique WOLA

Le filtrage dynamique basée sur la technique WOLA a été implémenté sous Matlab afin de vérifier et optimiser ses performances de précisions en présence de toute la chaîne ICM. Ensuite, nous avons procédé à la conception de l'architecture WOLA sous forme d'un accélérateur intégré avec le Nios-II qui prend en charge l'exécution du reste des blocs de traitement des signaux EEG (extraction des caractéristiques et classification). La validation et le test de l'architecture sont effectués sur les mêmes bases des données IIa, IIIa, ainsi que IVa en utilisant les mêmes critères d'évaluations appliqués précédemment.

5.1.3.4 Évaluations de la précision

Le tableau 5.9 présente les résultats de simulation sous Matlab de la chaîne ICM avec le filtre WOLA ainsi que les différentes techniques d'analyse et de sélection des spectres utiles. La précision du système est hautement sensible aux techniques du bloc cognitif fréquentiel du filtre WOLA. L'algorithme d'analyse des spectres lié aux événements DLE/SLE est le plus approprié vu sa robustesse et son efficacité à garder exclusivement les informations utiles. En effet, la précision moyenne avec cette technique est égale à 78.85%, 84.25% et 67.28% respectivement pour les trois bases de données IIa, IVa et IIIa. Ainsi la moyenne de la précision

pour les trois bases de données est de l'ordre de 76.40%. Dans certains cas, cette précision devient assez importante et approche un taux de l'ordre de 97% comme c'est le cas de l'utilisateur *S8* appartenant à la base de données *Ia*. Ces résultats confirment bien l'efficacité de la technique WOLA avec la technique d'analyse des spectres liées aux événements DLE/SLE à retirer les artefacts à partir des signaux sensorimoteurs d'une manière dynamique en tenant compte de la dynamique des signaux EEG.

	S1	S2	S3	S4	S5	S6	S7	S8	S9
Data set <i>Ia</i>									
GD	72.08	54.52	82.33	62.08	65.55	64.91	66.63	94.58	88.86
SNEO	67.91	54.91	84.83	65.69	58.08	68.75	74.94	92.63	88.86
DLE_SLE	86.81	63.89	94.44	68.75	56.25	69.44	78.47	97.91	93.75
Data set <i>IVa</i>									
GD	86.11	55	76.66						
SNEO	89.44	60.33	78.33						
DLE_SLE	97.77	61.66	93.33						
Data set <i>IIIa</i>									
GD	64.39	94.64	50	69.64	49.64				
SNEO	65.32	95.71	49.29	71.07	50.71				
DLE_SLE	66.79	96.07	52.14	71.43	50				

TABLE 5.9 – Les résultats des précisions de filtre dynamique WOLA

5.1.3.5 Temps d'exécution et ressources matérielles et consommation

D'autres critères d'évaluation comme le temps d'exécution, l'occupation des ressources matérielles sur FPGA ainsi que la consommation de puissance sont aussi en faveur de l'intégration de la technique de WOLA. En effet, l'intégration de la technique de fenêtrage du filtre WOLA en tant qu'une IP permet d'accélérer l'exécution de la partie critique qui est le prétraitement au prix d'une augmentation raisonnable des ressources matérielles. Les autres parties du WOLA sont implémentées directement sur le processeur Nios-II sous forme de code ANSI-C en utilisant la bibliothèque GSL. Les performances du système embarqué sous test sont envoyées en temps réel vers la console d'Eclipse par le Nios-II comme le montre la figure 5.3. Ainsi, le temps de traitement d'un trial de dimension (500×22) ne dépasse guère les 4.642 ms alors que le temps de traitement d'un trial avec le filtre adaptatif est le double de celui estimé avec la technique WOLA. Le processeur Nios-II dépense 189 ms pour extraire les signaux caractéristiques par la technique CSP et 237 ms pour classifier le trial à sa correspondance par le LDA. La figure 5.3 représente les performances du sujet *S1* testées sur la base *Ia* avec une précision qui avoisine les 87%.

En dehors de l'accélération du temps de prétraitement des signaux EEG, la consommation du système a été réduite d'une manière significative. Avec la nouvelle architecture la consom-

mation du système embarqué consomme 727.35 mW avec une fréquence d'horloge de l'ordre de 150 Mhz. Comme le montre le tableau 5.10, la réduction de la consommation est accompagnée par une légère augmentation de la complexité de l'architecture qui reste globalement faible par rapport aux ressources potentielles offertes par la carte Stratix-IV d'Altera. Par exemple, le nombre des ALUTs, des pins, des blocs mémoires et de DSP occupent respectivement 7%, 18%, 6% et 1% seulement.

```

*****
* *****
* *   Real time test of the proposed BCI system   * *
* *****
* *Trial=matrix(Number of samples,Number of EEG channels)* *
* *   Number of samples = 500                      * *
* *   Number of EEG channel = 22                  * *
* *   _____ Execution Time of: _____ * *
* *           1) WOLA: 4.642 ms/Trial                * *
* *           2) CSP : 189 ms/Trial                  * *
* *           3) LDA : 237 ms/Trial                  * *
* *   ----> Processing time of one trial is 430.642 ms * *
* *****
* *           BCI competition II : Subject 1        * *
* *           Number of trials =144 (77 for each class) * *
* *           Accuracy = 86.81 %                    * *
* *****
* *                               END                * *
* *****

```

FIGURE 5.3 – La performance du système à base de filtre dynamique WOLA en temps réel

Ressources	Utilisées	Total	Pourcentage (%)
ALUTs	12025	182400	7
Registres	16556	-	-
Pins	156	888	18
Blocs mémoires	820846	14625792	6
DSP	8	1288	<1

TABLE 5.10 – L'occupation des ressources sur le FPGA par l'application à base de filtre dynamique WOLA

5.2 La validation en ligne des systèmes ICM à différents niveaux d'abstraction

Le test en ligne est la dernière phase de la validation du système ICM. Il consiste à remplacer les bases de données prédéfinies par des enregistrements EEG provenant des sujets. Ces enregistrements sont immédiatement traités par le système ICM. Pour mener à bien cette étape de validation, la carte FPGA de traitement des signaux EEG doit être connectée à un système d'acquisition afin de pouvoir récupérer les données directement et en temps réel. Deux sessions d'enregistrement sont nécessaires pour chaque test à savoir la session pour l'apprentissage ainsi que la session de test proprement dit.

5.2.1 Description de l'environnement et de l'expérience

La réalisation du prototype de bout-en-bout du système ICM requiert l'interconnexion de la carte de traitement des signaux EEG à un système d'acquisition adéquat. Il existe plusieurs systèmes d'acquisition plus au moins complexes et dont leurs coûts varient d'une manière très significative. Par exemple, le g.USBamp² est un système d'acquisition très performant sauf qu'il est excessivement cher (de l'ordre de 90 000 €) et dont son interfaçage nécessite le développement d'une interface de communication appropriée avec notre carte FPGA. La carte OpenBCI représente un autre système d'acquisition qui est bon marché (600 €) et dont ses performances annoncées semblent être attirantes. De plus, l'interfaçage avec notre carte FPGA semble assez facile à mettre en place. Notre choix s'est porté sur la carte fournie par OpenBCI qui permet de faire l'acquisition des signaux EEG à travers les huit canaux parmi les 16 canaux disponibles sur le casque. L'acquisition est assurée par le module ADS1299 qui permet de détecter les activités cérébrales, de les amplifier et d'opérer un premier niveau de filtrage. Ainsi, les signaux captés sont envoyés en temps réel à travers un émetteur Bluetooth de type RFduino-BLE (Bluetooth Low Energy) de faible consommation. Du côté FPGA, les signaux sont récupérés par le récepteur Bluetooth qui est à son tour connecté au processeur Nios-II via le bus d'interface UART. Le processeur intègre le pilote de module d'acquisition permettant de récupérer les valeurs des signaux EEG et le transformer sous forme d'une matrice 3D ($N_{ech} \times N_{ch} \times N_{tr}$). L'enregistrement des signaux est une étape assez importante qui nécessite la recherche des volontaires et la préparation de l'expérience pour chaque sujet. Les participants sont informés par le processus d'enregistrement afin d'éviter toute source de souffrance vue que la durée d'enregistrement est relativement longue [ON13]. Pour faciliter l'enregistrement, une interface graphique a été mise en œuvre afin d'assister l'utilisateur tout au long du processus d'enregistrement. Quatre volontaires ont participé à ces expérimentations pour enregistrer deux sessions, l'une pour l'apprentissage contenant 140 trials et l'autre pour le test intégrant 120 trials. Notons bien que les trials enregistrés sont uniformément repartis sur les deux classes liées aux mouvements des mains droite et gauche.

2. <http://www.gtec.at/>

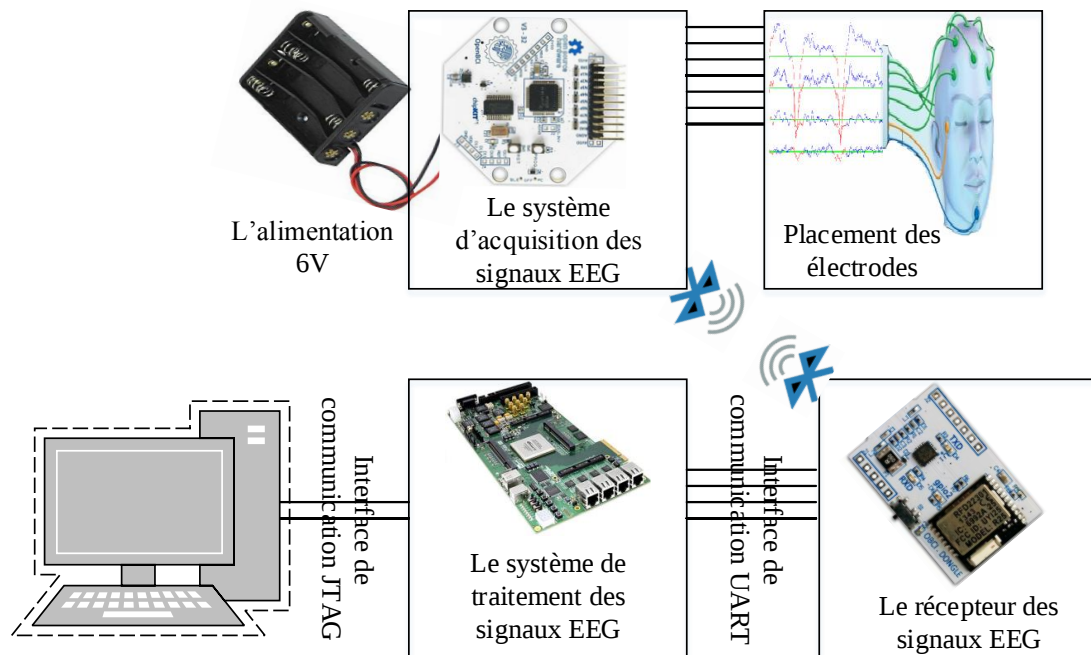


FIGURE 5.4 – L'interconnexion du système ICM de bout-en-bout

5.2.2 Évaluation du système ICM à base de filtre adaptatif en utilisant l'approche en ligne

L'apprentissage du système est réalisé sur la base de la première session d'enregistrement de 140 trials itérés pour chaque sujet. Pour le reste de la validation, l'architecture utilise la deuxième session conformément à l'approche de test appliquée dans le cas de la validation hors ligne. Un premier test a été effectué sans intégrer le bloc de filtrage. Ensuite, les mêmes tests ont été menés en présence du bloc de filtrage adaptatif proposé par nos soins. Le tableau 5.11 présente les valeurs de précisions en moyenne par sujet ainsi que les paramètres des filtres dimensionnés pour chaque sujet. Nous avons constaté que les taux de discrimination entre l'imagerie motrice de deux classes augmentent significativement, pour tous les sujets, en présence du bloc de filtrage adaptatif proposé. En effet, le système proposé est capable de discriminer entre l'imagerie motrice de la main droite et la main gauche du sujet *S4* avec une grande précision atteignant 92%. La précision moyenne calculée sur l'ensemble des sujets est de l'ordre de 80% en utilisant la technique de filtrage adaptatif contre 57% sans filtrage, ce qui montre qu'avec une conception judicieuse du bloc de prétraitement, nous pouvons gagner de l'ordre de 25% au niveau de la précision de classification. Notons que le type du filtre varie d'un sujet à un autre et même si deux sujets ont la même technique de filtrage, leurs paramètres (ordre et coefficients du filtre, RSB, etc.) demeurent complètement différents. La meilleure configuration de filtrage est obtenue pour le premier sujet par exemple avec le filtre RII de type Chebyshev1 opérant avec un rapport RSB qui est égal à 50 dB.

Sujets	Précision du système sans filtre (%)	Précision du système avec filtre adaptatif (%)		
		Précision	Type de filtre	RSB(dB)
S1	50	70.50	Chebyshev1	50
S2	54	74	Butterworth	20
S3	60	85	Elleptic	20
S4	64	92.50	Butterworth	30
Moyenne	57	80.50	-	-

TABLE 5.11 – Les précisions du système à base de filtre adaptatif selon l’approche en ligne

5.2.3 Évaluation du système à base de filtre dynamique selon l’approche en ligne

Similairement à la validation en ligne intégrant le filtrage adaptatif, la validation en ligne de l’ensemble de l’architecture de bout en bout, intégrant le filtrage dynamique (WOLA) a été mené avec les mêmes sujets et les mêmes signaux enregistrés via la carte d’acquisition OpenBCI. De même, l’apprentissage et le test du système à base de filtre dynamique est effectué sur les mêmes sessions d’enregistrements que celles utilisées en présence du filtrage adaptatif afin de pouvoir comparer les résultats de ces deux approches de filtrage. Comme le montre le tableau 5.12, la précision du système varie d’un sujet à un autre allant de 72% à 89% avec une moyenne autour de 80.25%. Le taux de transfert des informations de bout en bout (ITR) du système proposé est de l’ordre de 7.2 bits/min qui est assez intéressant par rapport à ceux obtenus par des travaux similaires déjà publiés. Par exemple, l’ITR du système proposé dans [San+10] est de l’ordre de 3.56 bits/min pour 11 sujets. Un autre système de contrôle de mouvement d’une souris par des signaux sensorimoteurs est présenté dans [MSW03] dont la moyenne d’ITR sur 8 sujets est de 7.4 bits/min

Sujets	Précision du système (%)
S1	72
S2	75
S3	85
S4	89
Moyenne	80.25

TABLE 5.12 – Les résultats de précision du système à base du filtrage dynamique selon l’approche en ligne

5.3 Synthèse et comparaison des performances du système ICM avec les différentes approches de filtrage

Afin de répondre aux exigences des spécifications du système ICM présentées dans le chapitre 3, nous avons suivi une approche ascendante en menant une exploration architecturale des différentes solutions du système ICM proposé. Cette étude de conception a été effectuée à différents niveaux d'abstraction depuis le niveau fonctionnel en utilisant l'environnement Matlab jusqu'au niveau RTL et logique sous forme de solution embarquée à l'aide du compilateur de Quartus-II. Cette approche de conception nous a permis d'identifier les techniques d'extraction des caractéristiques et de classification les plus appropriées pour notre application. De plus, nous avons proposé deux approches de filtrage originales à savoir le filtrage adaptatif ainsi que le filtrage dynamique qui sont utilisées durant la phase de prétraitement des signaux EEG. Ces nouvelles techniques de filtrage nous ont permis de satisfaire les deux premiers points des spécifications qui sont le maintien de la précision de la classification des signaux EEG à sa valeur la plus haute possible ainsi que la robustesse et l'adaptabilité du système proposé. La figure 5.5 présente les résultats des précisions de tous les sujets des trois bases des données IIa, IIIa et IVa en fonction de la technique de filtrage employée. Notons qu'en absence des techniques de filtrage la précision est assez loin du seuil de précision moyenne qui est de 80% alors qu'en intégrant nos techniques de filtrage, la précision moyenne demeure assez proche et même meilleure de celle préalablement spécifiée. De plus, les techniques de filtrage adaptatif et dynamiques s'adaptent aux changements de l'état des patients durant l'enregistrement qui pourront être d'origine émotionnel ou environnemental.

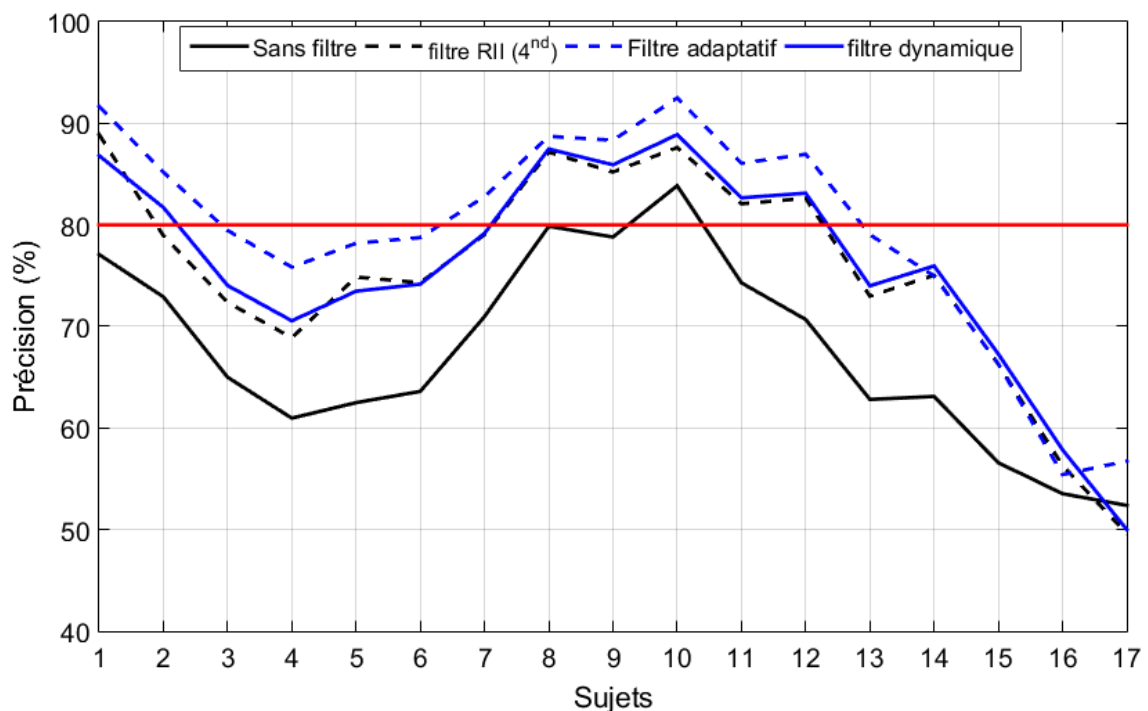


FIGURE 5.5 – Les précisions de tous les sujets en fonction de la technique de filtrage employée

Même si les résultats de simulation du système ICM obtenus sous Matlab sont assez intéressants du point de vue temps de traitement du trial ainsi que la précision de classification des signaux EEG, les autres critères de spécifications tels que la consommation et le coût ne sont pas satisfaites. En effet, il est bien connu que pour un ordinateur cadencé à une haute fréquence de l'ordre 2.4 GHz consomme une énergie assez élevée atteignant les 100 W. En outre, le coût du système ICM intégrant la plateforme logicielle ainsi que le système d'acquisition est assez élevé et pouvant atteindre les 100 K€. Rappelons que la motivation majeure pour passer d'une solution logicielle pure sur Matlab à une solution embarquée est de réduire le coût ainsi que la consommation. De plus, la réduction des temps de réponses de bout-en-bout qui redue possible avec les nouvelles plateformes à base des FPGAs permet aussi de rendre l'utilisation du système ICM plus aisée. Ainsi, suite à l'exploration architecturale au niveau fonctionnel, nous nous sommes proposés de compléter cette exploration par une implémentation embarquée afin d'obtenir un prototype virtuel de système ICM visé. Pour cela, nous avons reconstruit toute la chaine ICM en C embarqué afin d'avoir une architecture indépendante de l'environnement Matlab. Ces codes C sont ensuite adaptés pour une exécution sur un SOPC contenant un processeur embarqué Nios-II intégré dans le kit de développement Stratix-IV. Cette architecture nous a permis d'obtenir un système ICM indépendant de l'ordinateur tout en offrant des taux de précision assez intéressants permettant en premier temps de bien respecter les deux premiers points de spécifications. Cette solution embarquée tourne avec une fréquence d'horloge assez faible par rapport la solution purement logicielle, ce qui permet de réduire considérablement la consommation d'énergie atteignant 2W au lieu de consommer presque 100 W avec l'architecture purement logicielle. Bien que la solution logicielle embarquée ait permis de satisfaire les quatre premiers points de spécifications système, le temps de traitement du trial est de l'ordre d'une seconde, ce qui est assez important. L'analyse du temps de traitement de la chaine ICM nous a permis de localiser le bloc critique, qui est le bloc de filtrage. Pour cela, nous avons migré ce bloc de prétraitement d'une implémentation logicielle embarquée en une architecture sous forme de coprocesseur ou d'accélérateur afin de réduire son temps d'exécution. Cette nouvelle solution dite conjointe a permis de maintenir les mêmes résultats en terme de précisions tout en réduisant d'une manière significative le temps de traitement des trials, ce qui permet de répondre au critère numéro cinq lié à l'optimisation du temps d'exécution de bout-en-bout des signaux EEG. De plus, cette architecture mixte a permis de réduire la consommation de 2 W à 0.7 W permettant de respecter au mieux la troisième spécification.

5.4 conclusion

Dans ce chapitre, nous avons évalué les deux approches de filtrage proposées pour la suppression des artefacts à partir des signaux sensorimoteurs. La validation et les tests du système sont effectués selon les deux paradigmes en ligne et hors ligne. Trois plateformes ont été proposées à savoir la plateforme logicielle pure sur Matlab, l'architecture en logiciel embarquée et la solution embarquée mixte à base de Nios-II. Nous avons pu montrer à travers cette exploration architecturale et ces validations que les spécifications qui ont été fixées au chapitre 3 sont satisfaites. En intégrant des techniques de filtrage originales de types filtrage

adaptatif et dynamique, nous avons obtenus un prototype qui donne une précision de l'ordre de 85% et qui consomme 0.7 W avec un temps d'exécution de bout-en-bout de l'ordre de 0.4 seconde. Le coût du prototype demeure raisonnable ne dépassant pas les 4000€ y compris le système d'acquisition. Ce coût pourra être réduit si on utilise une carte FPGA plus petite vue que nous n'avons pas dépassé les 15% d'occupation des ressources FPGA.

Conclusions et perspectives

Nous avons proposé dans ce manuscrit une architecture embarquée adaptable pour le déploiement d'application d'interface cerveau machine permettant aux personnes ayant un handicap moteur de communiquer avec son environnement par la pensée sans la nécessité d'une action musculaire. En effet, le nombre des applications qui peuvent être utilisées par cette architecture est assez important à savoir : la commande de l'interface Hex-Spell, contrôle de déplacement du robot, contrôle d'un fauteuil roulant, etc. Néanmoins, la diversité des applications qui peuvent utiliser cette architecture, nous avons délimité le domaine d'application dans le contrôle des équipements domestiques vue l'ampleur des besoins de ce type d'application dans la vie quotidienne. Pour cela, cette architecture a été construite pour contrôler les équipements domestiques à travers les signaux sensorimoteurs, liés aux mouvements des mains droite et gauche, tout en suivant une machine d'état bien déterminée. Afin d'obtenir un prototype complet de l'application visée, nous nous sommes proposé de simuler et choisir les meilleurs techniques de traitement des signaux sensorimoteurs en utilisant des bases de données prédéfinies et proposées par la compétition de l'université de Graz « BCI-competition ». Cette exploration architecturale nous a permis d'identifier la meilleure combinaison algorithmique qui s'apparente le mieux avec le contrôle des équipements domestiques via des signaux sensorimoteurs (c.f chapitre 3).

Notre contribution peut se résumer dans les points suivants à savoir :

- Proposition d'une méthode de filtrage adaptatif pour la suppression des artefacts présents dans les enregistrements des signaux EEG. Cette approche utilise une famille des filtres statiques à base de deux méthodes RIF et RII, reposant sur l'optimisation de rapport RSB et l'ordre de filtre qui permettent de garantir la suppression des bruits sans toucher l'information utile. La méthode de filtrage adaptatif, basée sur la variation de rapport RSB dans les coupes-bandes (hors les bandes α et β) qui ne contiennent pas les informations sensorimotrices liées aux mouvements de la main droite et la main gauche. Cette technique a permis d'obtenir une bonne adéquation entre le besoin de l'application en terme de précision et la complexité de l'architecture du système ICM.
- Proposition d'une technique de filtrage dynamique pour la localisation et la suppression des bruits et des interférences enterrés dans les enregistrements des signaux EEG. Cet algorithme utilise un banc de filtres WOLA, reposant sur les notions d'analyse et sélection des canaux à extraire parmi un ensemble des canaux possibles uniformément espacés. Cette approche permet d'implémenter un banc de filtres à partir d'un filtre d'ordre élevé en utilisant peu de multiplieurs tout en garantissant une grande atténuation de repliement atteignant jusqu'à 300 dB. Cette technique innovatrice a permis d'obtenir d'excellentes performances, en termes de précision, temps de traitement et occupation des ressources de calcul. Elle convient bien aux filtrages des signaux sensorimoteurs et donc même aux autres types des signaux EEG.
- Mener une exploration architecturale à différents niveaux d'abstraction afin d'obtenir un prototype virtuel de l'application visée et qui répond bien aux exigences des spécifications du système ICM. Nous avons proposé deux solutions architecturales ayant le

même bloc d'extraction des caractéristiques à base de CSP ainsi que le même bloc de classification à base de deux techniques MD et LDA. Les routines mathématiques de ces techniques sont relativement difficiles à les décrire en C, pour cela nous avons eu recours à l'utilisation de la bibliothèque GSL à source ouverte. Cette dernière est compilée et testée sur le processeur cible de la carte, Stratix-IV d'Altera, qui est le Nios-II. Néanmoins, les deux architectures diffèrent par les techniques de filtrage constituant le bloc de prétraitement. Ce bloc représente la partie critique dans la chaîne de traitement des signaux EEG du système ICM. Pour cela, ce bloc est exporté sous forme des composantes matérielles en utilisant le langage de description matérielle HDL de type Verilog tout en suivant la méthodologie de conception conjointe (logicielle/matérielle). L'étape d'évaluation et de simulation a été faite par le simulateur ModelSim de Mentors Graphics. C'est une étape primordiale tout au long du flot de conception des architectures. Elle permet de vérifier la conformité de l'architecture avec le cahier des charges et d'effectuer les modifications nécessaires avant la fabrication. La technique de vérification consiste donc à comparer, pour une même séquence de test, les résultats produits en sortie de la solution architecturale avec ceux obtenus en sortie de Matlab.

- Intégrer les deux architectures dans un circuit reconfigurable du type FPGA d'Altera (Stratix-IV EP4SGX230KF40C2) tout en l'interfaçant avec un système d'acquisition des signaux EEG « OpenBCI ». Notre choix s'est porté sur ce système d'acquisition vu son faible coût ainsi que la disponibilité de son code C afin de l'interfacer avec la carte FPGA facilement. Nous avons testé les deux architectures sur quatre participants en bonne santé de notre laboratoire.

Pour faire des tests réels du système ICM, il faudrait connecter le système de traitement à une carte de commande permettant de contrôler les équipements domestiques tels que le TV, le climatiseur, la porte, la lampe, etc. Cette tâche pourrait faire l'objet des travaux futurs. Une autre perspective pour ce travail consiste en testant le système sur des personnes qui ont des déficiences neurologiques dues par exemple à un Accident Vasculaire Cérébral (AVC) afin de prouver la robustesse de nos architectures contre les artefacts ainsi que la haute précision de classification des signaux EEG. Une troisième perspective est d'augmenter le nombre de classes traité par le système afin d'améliorer la navigation dans l'automate qui permet de générer les signaux de commandes, augmenter le nombre des équipements qu'il peut commander, et essayer d'étudier les améliorations qu'il peut donner au niveau des précisions, le temps d'exécution ainsi que les ressources d'occupations sur le FPGA. Une dernière perspective est de tester ce système ICM dans d'autres domaines d'application tel que le domaine de communication, le domaine de contrôles des robots, le domaine d'analyse des pathologies médicale, le domaine de jeux vidéo, et essayer d'étudier les performances qu'il peut donner au niveau des précisions.

Bibliographie

- [ABVC10] I. AKHOUN, C. BERGER-VACHON et L. COLLET. « Approche empirique pour déterminer les générateurs neurophysiologiques sous-jacents des potentiels évoqués auditifs engendrés par des sons de parole (Speech ABR) ». In : *IRBM* 31.4 (2010), p. 242–256 (cf. p. 12, 13).
- [AJT00] Philip J. ALLEN, Oliver JOSEPHS et Robert TURNER. « A Method for Removing Imaging Artifact from Continuous {EEG} Recorded during Functional {MRI} ». In : *NeuroImage* 12.2 (2000), p. 230–239 (cf. p. 23, 60).
- [Als+14] Abdel Ilah N. ALSHBATAT et al. « EEG-based Brain-computer Interface for Automating Home Appliances ». In : *Journal of Computers* 9.9 (2014) (cf. p. 39–42).
- [Alt17] ALTERA. *Cyclone III DSP Solutions—An Unprecedented Combination of Power, Functionality, and Cost*. English. Altera. Juil. 2017. URL : <https://www.altera.co.jp/products/fpga/cyclone-series/cyclone-ii/features/move-2-cyclone3/cy3-dspblocks.html> (cf. p. 89).
- [Ami+15] Hafeez Ullah AMIN et al. « A Novel Approach Based on Data Redundancy for Feature Extraction of EEG Signals ». In : *Brain Topography* 29.2 (2015), p. 207–217 (cf. p. 27).
- [Ang+12] Kai Keng ANG et al. « Filter Bank Common Spatial Pattern Algorithm on BCI Competition IV Datasets 2a and 2b ». In : *Frontiers in Neuroscience* 6 (2012) (cf. p. 43, 53, 55).
- [Ant07] Anestis ANTONIADIS. « Wavelet methods in statistics : some recent developments and their applications ». In : *Statistics Surveys* 1.0 (2007), p. 16–55 (cf. p. 70).
- [AS03] Charles K. ALEXANDER et Matthew SADIKU. *Fundamentals of Electric Circuits with CD-ROM*. McGraw-Hill Science/Engineering/Math, 2003 (cf. p. 21).
- [Aur+04] H AURLIEN et al. « EEG background activity described by a large computerized database ». In : *Clinical Neurophysiology* 115.3 (2004), p. 665–673 (cf. p. 20, 40).
- [Bar+12] A. BARACHANT et al. « Multiclass Brain Computer Interface Classification by Riemannian Geometry ». In : *IEEE Transactions on Biomedical Engineering* 59.4 (2012), p. 920–928 (cf. p. 41).
- [Bek+09] Marie hélène BEKAERT et al. « Les interfaces Cerveau-Machine pour la palliation du handicap moteur sévère ». In : *Sciences et Technologies pour le Handicap* 3.1 (2009), p. 95–121 (cf. p. 9, 10, 15, 17, 30, 31).
- [BFM] G.A. BARRETO, R.A. FROTA et F.N.S. de MEDEIROS. « On the classification of mental tasks : a performance comparison of neural and statistical approaches ». In : *Proceedings of the 2004 14th IEEE Signal Processing Society Workshop Machine Learning for Signal Processing, 2004*. Institute of Electrical et Electronics Engineers (IEEE) (cf. p. 30).

- [Bha+15] Aayush BHARDWAJ et al. « Classification of human emotions from EEG signals using SVM and LDA Classifiers ». In : *2015 2nd International Conference on Signal Processing and Integrated Networks (SPIN)*. Institute of Electrical et Electronics Engineers (IEEE), 2015 (cf. p. 29, 30, 33).
- [Bha+16] Nikunj A. BHAGAT et al. « Design and Optimization of an EEG-Based Brain Machine Interface (BMI) to an Upper-Limb Exoskeleton for Stroke Survivors ». In : *Frontiers in Neuroscience* 10 (2016) (cf. p. 30).
- [Bir+00] N. BIRBAUMER et al. « The thought translation device (TTD) for completely paralyzed patients ». In : *IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering* 8.2 (2000), p. 190–193 (cf. p. 15).
- [Bla+07] Benjamin BLANKERTZ et al. « Invariant common spatial patterns : Alleviating nonstationarities in brain-computer interfacing ». In : *Advances in neural information processing systems*. 2007, p. 113–120 (cf. p. 27, 28).
- [BLL11] Nicolas BRODU, Fabien LOTTE et Anatole LECUYER. « Comparative study of band-power extraction techniques for Motor Imagery classification ». In : *2011 IEEE Symposium on Computational Intelligence, Cognitive Algorithms, Mind, and Brain (CCMB)*. Institute of Electrical et Electronics Engineers (IEEE), 2011 (cf. p. 27, 28).
- [BO16] Boualem BOASHASH et Samir OUELHA. « Automatic signal abnormality detection using time-frequency features and machine learning : A newborn EEG seizure case study ». In : *Knowledge-Based Systems* 106 (2016), p. 38–50 (cf. p. 28).
- [BS11] Lionel BARNETT et Anil K. SETH. « Behaviour of Granger causality under filtering : Theoretical invariance and practical application ». In : *Journal of Neuroscience Methods* 201.2 (2011), p. 404–419 (cf. p. 57).
- [Cao+14] Lei CAO et al. « A hybrid brain computer interface system based on the neurophysiological protocol and brain-actuated switch for wheelchair control ». In : *Journal of Neuroscience Methods* 229 (2014), p. 33–43 (cf. p. 30).
- [CB16] Rajdeep CHATTERJEE et Tathagata BANDYOPADHYAY. « EEG Based Motor Imagery Classification Using SVM and MLP ». In : *2016 2nd International Conference on Computational Intelligence and Networks (CINE)*. Institute of Electrical et Electronics Engineers (IEEE), 2016 (cf. p. 30, 33).
- [Cha+12] Rifai CHAI et al. « Mental non-motor imagery tasks classifications of brain computer interface for wheelchair commands using genetic algorithm-based neural network ». In : *The 2012 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN)* (2012) (cf. p. 41, 57).
- [Che+02] Ming CHENG et al. « Design and Implementation of a Brain-Computer Interface With High Transfer Rates ». In : *Biomedical Engineering, IEEE Transactions on* vol. 49 (2002), p. 633–647 (cf. p. 106).
- [Che14] Guangyi CHEN. « Automatic EEG seizure detection using dual-tree complex wavelet-Fourier features ». In : *Expert Systems with Applications* 41.5 (2014), p. 2391–2394 (cf. p. 33).

- [Chi+09a] Z. Y. CHIN et al. « Multi-class filter bank common spatial pattern for four-class motor imagery BCI ». In : *2009 Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*. 2009, p. 571–574 (cf. p. 23).
- [Chi+09b] Zheng Yang CHIN et al. « Multi-class filter bank common spatial pattern for four-class motor imagery BCI ». In : *2009 Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society* (2009) (cf. p. 57).
- [CHÁ11] Rebeca CORRALEJO, Roberto HORNERO et Daniel ÁLVAREZ. « A Domotic Control System Using Brain-Computer Interface (BCI) ». In : *Advances in Computational Intelligence*. Springer Science + Business Media, 2011, p. 345–352 (cf. p. 39, 41).
- [Coh60] J. COHEN. « A Coefficient of Agreement for Nominal Scales ». In : *Educational and Psychological Measurement* 20.1 (1960), p. 37–46 (cf. p. 99).
- [CUD16] Kevin Acuna CONDORI, Erick Carranza URQUIZO et David Achanccaray DIAZ. « Embedded Brain Machine Interface based on motor imagery paradigm to control prosthetic hand ». In : *2016 IEEE ANDESCON*. Institute of Electrical et Electronics Engineers (IEEE), 2016 (cf. p. 76).
- [CÁH13] Rebeca CORRALEJO, Daniel ÁLVAREZ et Roberto HORNERO. « A P300-Based BCI Aimed at Managing Electronic Devices for People with Severe Disabilities ». In : *Converging Clinical and Engineering Research on Neurorehabilitation*. Springer Science + Business Media, 2013, p. 641–645 (cf. p. 37, 38, 43).
- [DA05] Adrien DECOSTRE et Burak ARSLAN. « An Adaptive Filtering Approach to the Processing of Single Sweep Event Related Potentials Data ». In : *Proceedings 5th International. Workshop Biosignal Interpretation*. 2005, p. 1–3 (cf. p. 26).
- [DA12] Frank H. DUFFY et Heidelise ALS. « A stable pattern of EEG spectral coherence distinguishes children with autism from neuro-typical controls - a large case control study ». In : *BMC Medicine* 10.1 (2012), p. 1–19 (cf. p. 30).
- [DaS+09] Charles S. DASALLA et al. « Single-trial classification of vowel speech imagery using common spatial patterns ». In : *Neural Networks* 22.9 (2009), p. 1334–1339 (cf. p. 55).
- [DLSM10] Fernando Lopes da Silva MD DONALD L. SCHOMER MD. *Niedermeyer's Electroencephalography : Basic Principles, Clinical Applications, and Related Fields*. LWW, 2010 (cf. p. 6, 7, 11, 16–18, 20, 40, 53, 55).
- [Do+12] A. H. DO et al. « Brain-computer interface controlled functional electrical stimulation device for foot drop due to stroke ». In : *2012 Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*. 2012, p. 6414–6417 (cf. p. 44).
- [Dor+04] G. DORNHEGE et al. « Boosting bit rates in noninvasive EEG single-trial classifications by feature combination and multiclass paradigms ». In : *Biomedical Engineering, IEEE Transactions* 51.6 (2004), p. 993–1002 (cf. p. 101).
- [Dor+07] Guido DORNHEGE et al. « Evaluation Criteria for BCI Research ». In : *Toward Brain-Computer Interfacing*. MIT Press, 2007, p. 327–342 (cf. p. 98).

- [Dou+11] Alexander J. DOUD et al. « Continuous Three-Dimensional Control of a Virtual Helicopter Using a Motor Imagery Based Brain-Computer Interface ». In : *PLoS ONE* 6.10 (2011). Sous la dir. de Paul L. GRIBBLE, e26322 (cf. p. 32).
- [DS05] A. DEMOULE et T. SIMIŁOWSKI. « Techniques électrophysiologiques d'évaluation fonctionnelle des muscles respiratoires : données récentes (1998-2004) ». In : *Revue des Maladies Respiratoires* 22.1 (2005), p. 163–168 (cf. p. 14).
- [Ebn+99] A. EBNER et al. « EEG instrumentation. The International Federation of Clinical Neurophysiology. » eng. In : *Electroencephalogr Clin Neurophysiol Suppl* 52 (1999), p. 7–10 (cf. p. 18).
- [EE15] Basem ELASUTY et Seif ELDAWLATLY. « Dynamic Bayesian Networks for EEG motor imagery feature extraction ». In : *2015 7th International IEEE/EMBS Conference on Neural Engineering (NER)*. Institute of Electrical et Electronics Engineers (IEEE), 2015 (cf. p. 30).
- [EHG11] Günter EDLINGER, Clemens HOLZNER et Christoph GUGER. « A Hybrid Brain-Computer Interface for Smart Home Control ». In : *Lecture Notes in Computer Science*. Springer Science + Business Media, 2011, p. 417–426 (cf. p. 38–41, 43).
- [EL15] Oana Diana EVA et Anca Mihaela LAZAR. « Comparison of Classifiers and Statistical Analysis for EEG Signals Used in Brain Computer Interface Motor Task Paradigm ». In : *IJARAI International Journal of Advanced Research in Artificial Intelligence on* 4.1 (2015), p. 8–12 (cf. p. 60).
- [EV] J. ECHAUZ et G. VACHTSEVANOS. « Neural network detection of antiepileptic drugs from a single EEG trace ». In : *Proceedings of ELECTRO'94*. Institute of Electrical et Electronics Engineers (IEEE) (cf. p. 30).
- [FD88] L.A. FARWELL et E. DONCHIN. « Talking off the top of your head : toward a mental prosthesis utilizing event-related brain potentials ». In : *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology* 70.6 (1988), p. 510 –523 (cf. p. 31).
- [FRA11] Reza FAZEL-REZAI et Waqas AHM. « P300-based Brain-Computer Interface Paradigm Design ». In : *Recent Advances in Brain-Computer Interface Systems* (2011) (cf. p. 31).
- [GAP10] Bernhard GRAIMANN, Brendan ALLISON et Gert PFURTSCHELLER. « Brain-Computer Interfaces : Revolutionizing Human-Computer Interaction ». In : Berlin, Heidelberg : Springer Berlin Heidelberg, 2010. Chap. Brain Computer Interfaces : A Gentle Introduction, p. 1–27 (cf. p. 9–11, 106).
- [GAR01] Line GARNERO. *Les bases physiques et physiologiques de La Magnétoencéphalographie et de l'Electroencéphalographie*. Rapp. tech. Laboratoire de Neurosciences Cognitives et Imagerie Cérébrale CNRS-UPR640-LENA, 2001 (cf. p. 6).
- [GC01] R. R. GHARIEB et A. CICHOCKI. « Segmentation and tracking of the electroencephalogram signal using an adaptive recursive bandpass filter ». In : *Med Biol Eng Comput* 39.2 (2001), p. 237–248 (cf. p. 26).

- [GCL11] M. Agustina GARCÉS CORREA et Eric LACIAR. « Noise Removal from EEG Signals in Polisomnographic Records Applying Adaptive Filters in Cascade ». In : *Adaptive Filtering Applications* (2011) (cf. p. 61).
- [GEV] G.N. GARCIA, T. EBRAHIMI et J.-M. VESIN. « Support vector EEG classification in the Fourier and time-frequency correlation domains ». In : *First International IEEE EMBS Conference on Neural Engineering, 2003. Conference Proceedings.* () (cf. p. 60).
- [GL08] L. GARCIA-LARREA. « Rôle des potentiels évoqués par stimulation laser dans le diagnostic de la douleur centrale ». In : *Douleur et Analgésie* 21.2 (2008), p. 93–98 (cf. p. 14).
- [GMV09] Carlos GUERRERO-MOSQUERA et Angel Navia VAZQUEZ. « Automatic removal of ocular artifacts from EEG data using adaptive filtering and independent component analysis ». In : *Signal Processing Conference, 2009 17th European. IEEE.* 2009, p. 2317–2321 (cf. p. 26).
- [GP+10] C. GOUY-PAILLER et al. « Nonstationary Brain Source Separation for Multiclass Motor Imagery ». In : *Biomedical Engineering, IEEE Transactions* 57.2 (2010), p. 469–478 (cf. p. 21, 53).
- [Gra+02] B GRAIMANN et al. « Visualization of significant ERD/ERS patterns in multichannel EEG and ECoG data ». In : *Clinical Neurophysiology* 113.1 (2002), p. 43–47 (cf. p. 73).
- [Ham10] Brahim HAMADICHAREF. « AUC confidence bounds for performance evaluation of Brain-Computer Interface ». In : *2010 3rd International Conference on Biomedical Engineering and Informatics.* Institute of Electrical et Electronics Engineers (IEEE), 2010 (cf. p. 99).
- [HE10] Mehrnaz Kh. HAZRATI et Abbas ERFANIAN. « An online EEG-based brain–computer interface for controlling hand grasp using an adaptive probabilistic neural network ». In : *Medical Engineering & Physics* 32.7 (2010), p. 730–739 (cf. p. 42, 55).
- [Hel+96] Gunther HELLMANN et al. « Extensible biosignal (EBS) file format : simple method for {EEG}data exchange ». In : *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology* 99.5 (1996), p. 426–431 (cf. p. 20).
- [Her+08] P. HERMAN et al. « Comparative Analysis of Spectral Approaches to Feature Extraction for EEG-Based Motor Imagery Classification ». In : *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering* 16.4 (2008), p. 317–326 (cf. p. 28).
- [Hin+04] T. HINTERBERGER et al. « An EEG-Driven Brain-Computer Interface Combined With Functional Magnetic Resonance Imaging (fMRI) ». In : *IEEE Transactions on Biomedical Engineering* 51.6 (2004), p. 971–974 (cf. p. 30).
- [Hol+09] C. HOLZNER et al. « Using a P300 Brain Computer Interface for Smart Home Control ». In : *IFMBE Proceedings.* Springer Science + Business Media, 2009, p. 174–177 (cf. p. 37, 38, 41).

- [Hor+15] E. HORTAL et al. « SVM-based Brain–Machine Interface for controlling a robot arm through four mental tasks ». In : *Neurocomputing* 151 (2015), p. 116–121 (cf. p. 30).
- [HP08] KL HARMAN et C POTTER. « Wideband High-Resolution Filterbank Firmware : Acceptance Testing and Excision Filtering ». In : (2008) (cf. p. 66).
- [HT13] H. HIGASHI et T. TANAKA. « Simultaneous Design of FIR Filter Banks and Spatial Patterns for EEG Signal Classification ». In : *Biomedical Engineering, IEEE Transactions on* 60.4 (2013), p. 1100–1110 (cf. p. 26).
- [HU13] Yasunari HASHIMOTO et Junichi USHIBA. « EEG-based classification of imaginary left and right foot movements using beta rebound ». In : *Clinical Neurophysiology* 124.11 (2013), p. 2153–2160 (cf. p. 21, 53).
- [Hua+98] N. E. HUANG et al. « The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis ». In : *Proceedings of the Royal Society A : Mathematical, Physical and Engineering Sciences* 454.1971 (1998), p. 903–995 (cf. p. 28).
- [Hun+10] Shao-Hang HUNG et al. « Development of real-time wireless brain computer interface for drowsiness detection ». In : *Proceedings of 2010 IEEE International Symposium on Circuits and Systems*. Institute of Electrical et Electronics Engineers (IEEE), 2010 (cf. p. 30, 33).
- [JDM00] A.K. JAIN, P.W. DUIN et Jianchang MAO. « Statistical pattern recognition : a review ». In : *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.* 22.1 (2000), p. 4–37 (cf. p. 60).
- [Jia+12] L. JIANG et al. « iPhone-based portable brain control wheelchair ». In : *2012 7th IEEE Conference on Industrial Electronics and Applications (ICIEA)*. 2012, p. 1592–1594 (cf. p. 41).
- [Jia+15] Jun JIANG et al. « A novel Morse code-inspired method for multiclass motor imagery brain–computer interface (BCI) design ». In : *Computers in Biology and Medicine* 66 (2015), p. 11–19 (cf. p. 30).
- [JSK08] Vickneswaran JEYABALAN, Andrews SAMRAJ et L Chu KIONG. « Motor imaginary signal classification using adaptive recursive bandpass filter and adaptive autoregressive models for brain machine interface designs ». In : *International Journal of Biological and Medical Sciences* 3.4 (2008), p. 231–238 (cf. p. 26).
- [KA10] Temel KAYIKCIOGLU et Onder AYDEMIR. « A polynomial fitting and k-NN based approach for improving classification of motor imagery BCI data ». In : *Pattern Recognition Letters* 31.11 (2010), p. 1207–1215 (cf. p. 29, 30).
- [Kle+99] G. H. KLEM et al. « The ten-twenty electrode system of the International Federation. The International Federation of Clinical Neurophysiology. » eng. In : *Electroencephalogr Clin Neurophysiol Suppl* 52 (1999), p. 3–6 (cf. p. 8).
- [KMB14] Hossein KAVIANIPOUR, Steffen MUSCHTER et Christian BOHM. « High Performance FPGA-Based DMA Interface for PCIe ». In : *IEEE Trans. Nucl. Sci.* 61.2 (2014), p. 745–749 (cf. p. 82).

- [KO03] Bob KEMP et Jesus OLIVAN. « European data format 'plus' (EDF+), an EDF alike standard format for the exchange of physiological data ». In : *Clinical Neurophysiology* 114.9 (2003), p. 1755–1761 (cf. p. 19).
- [Koe+07] Laurent KOESSLER et al. « Spatial localization of EEG electrodes ». In : *Neurophysiologie Clinique/Clinical Neurophysiology* 37.2 (2007), p. 97–102 (cf. p. 8).
- [Kol+16] Marcin KOŁODZIEJ et al. « Comparison of EEG signal preprocessing methods for SSVEP recognition ». In : *2016 39th International Conference on Telecommunications and Signal Processing (TSP)*. Institute of Electrical et Electronics Engineers (IEEE), 2016 (cf. p. 30).
- [KS11] A. KHORSHIDTALAB et M.J.E. SALAMI. « EEG signal classification for real-time brain-computer interface applications : A review ». In : *Mechatronics (ICOM), 2011 4th International Conference On*. 2011, p. 1–7 (cf. p. 24).
- [KS15] Shitij KUMAR et Ferat SAHIN. « A framework for a real time intelligent and interactive Brain Computer Interface ». In : *Computers & Electrical Engineering* 43 (2015), p. 193–214 (cf. p. 29, 30, 33).
- [KSL13] Tae-Eui KAM, Heung-Il SUK et Seong-Whan LEE. « Non-homogeneous spatial filter optimization for ElectroEncephaloGram EEG-based motor imagery classification ». In : *Neurocomputing* 108.0 (2013), p. 58–68 (cf. p. 41, 43, 65).
- [LaF+13] Karl LAFLEUR et al. « Quadcopter control in three-dimensional space using a noninvasive motor imagery-based brain computer interface ». In : *Journal of Neural Engineering* 10.4 (2013), p. 046003 (cf. p. 32).
- [Lec+08] A. LECUYER et al. « Brain-Computer Interfaces, Virtual Reality, and Video-games ». In : *Computer* 41.10 (2008), p. 66–72 (cf. p. 31).
- [Lef05] J.P. LEFAUCHEUR. « Les potentiels évoqués somesthésiques par stimulation laser ». In : *Correspondances en Nerf & Muscle* III.2 (2005), p. 25–26 (cf. p. 13, 14).
- [LG11a] F. LOTTE et Cuntai GUAN. « Regularizing Common Spatial Patterns to Improve BCI Designs : Unified Theory and New Algorithms ». In : *Biomedical Engineering, IEEE Transactions on* vol. 58 (2011), p. 355–362 (cf. p. 26, 27, 41, 53–56, 60, 73, 103).
- [LG11b] Fabien LOTTE et Cuntai GUAN. « Regularizing Common Spatial Patterns to Improve BCI Designs : Unified Theory and New Algorithms ». In : *IEEE Trans. Biomed. Eng.* 58.2 (2011), p. 355–362 (cf. p. 43).
- [Lia+10] L. D. LIAO et al. « Human cognitive application by using Wearable Mobile Brain Computer Interface ». In : *TENCON 2010 - 2010 IEEE Region 10 Conference*. 2010, p. 346–351 (cf. p. 76).
- [Lil+93] F LILLE et al. « Potentiels évoqués somesthésiques au cours des interventions orthopédiques sur le rachis de l'adulte ». In : *Neurophysiologie Clinique Clinical Neurophysiology* 23.2-3 (1993), p. 179–192 (cf. p. 13).

- [Liu+12] Yinxia LIU et al. « Automatic Seizure Detection Using Wavelet Transform and SVM in Long-Term Intracranial EEG ». In : *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering* 20.6 (2012), p. 749–755 (cf. p. 30).
- [Liu+16] Ye LIU et al. « A Boosting-Based Spatial-Spectral Model for Stroke Patients EEG Analysis in Rehabilitation Training ». In : *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering* 24.1 (2016), p. 169–179 (cf. p. 41).
- [Los08] Ricardo A LOSADA. « Digital Filters with MATLAB® ». In : *The Mathworks Inc* (2008) (cf. p. 63).
- [Lot+07] F LOTTE et al. « A review of classification algorithms for EEG-based brain computer interfaces ». In : *Journal of Neural Engineering* 4.2 (2007), p. 1–13 (cf. p. 29).
- [LPV09] H. LU, K. N. PLATANIOTIS et A. N. VENETSANOPOULOS. « Regularized common spatial patterns with generic learning for EEG signal classification ». In : *2009 Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*. 2009, p. 6599–6602 (cf. p. 59).
- [Mad09] Vijay K. MADISETTI. *The Digital Signal Processing Handbook, Second Edition - 3 Volume Set (Electrical Engineering Handbook)*. CRC Press, 2009 (cf. p. 25).
- [Mak+04] Scott MAKEIG et al. « Mining event-related brain dynamics ». In : *Trends in Cognitive Sciences* 8.5 (2004), p. 204–210 (cf. p. 14).
- [Mas+16] M.H. MASOOD et al. « BRAIN COMPUTER INTERFACE BASED SMART HOME CONTROL USING EEG SIGNAL ». In : *Sci.Int.(Lahore)*, 28(3) (2016), p. 2219–2222 (cf. p. 37–39).
- [MC11] Christian Jutten MARCO CONGEDO. « Quand le cerveau parle aux machines ». In : *DocSciences n 13 Informatique et médecine inria* 13 (2011) (cf. p. 8, 15).
- [McF+97] Dennis J. MCFARLAND et al. « Spatial filter selection for EEG-based communication ». In : *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology* 103.3 (1997), p. 386–394 (cf. p. 24, 25).
- [Mir+15] Felip MIRALLES et al. « Brain Computer Interface on Track to Home ». In : *The Scientific World Journal* 2015 (2015), p. 1–17 (cf. p. 37, 38, 40, 41, 43).
- [Mor+16] Francesco Carlo MORABITO et al. « Deep convolutional neural networks for classification of mild cognitive impaired and Alzheimer’s disease patients from scalp EEG recordings ». In : *2016 IEEE 2nd International Forum on Research and Technologies for Society and Industry Leveraging a better tomorrow (RTSI)*. Institute of Electrical et Electronics Engineers (IEEE), 2016 (cf. p. 30).
- [MOR06] Nicolas MORIZET. « Initiation aux ondelettes ». In : *REE* 9 (2006), p. 90–99 (cf. p. 22).
- [MP95] Jaakko MALMIVUO et Robert PLONSEY. *Bioelectromagnetism : Principles and Applications of Bioelectric and Biomagnetic Fields*. Oxford University Press, 1995 (cf. p. 8).

- [MR98] S. MUKHOPADHYAY et G. C. RAY. « A new interpretation of nonlinear energy operator and its efficacy in spike detection ». In : *IEEE Transactions on Biomedical Engineering* 45.2 (1998), p. 180–187 (cf. p. 70).
- [MSW03] Dennis J MCFARLAND, William A SARNACKI et Jonathan R WOLPAW. « Brain–computer interface (BCI) operation : optimizing information transfer rates ». In : *Biological Psychology* 63.3 (2003), p. 237–251 (cf. p. 114).
- [Nae+06] M. NAEEM et al. « A Seperability of four-class motor imagery data using independent components ». In : *Journal of neural engineering vol. 10* (2006), p. 208–216 (cf. p. 10, 101).
- [NAGG12] Luis Fernando NICOLAS-ALONSO et Jaime GOMEZ-GIL. « Brain Computer Interfaces, a Review ». In : *Sensors* 12.12 (2012), p. 1211–1279 (cf. p. 26, 29).
- [Neu+03] C NEUPER et al. « Clinical application of an EEG-based brain–computer interface : a case study in a patient with severe motor impairment ». In : *Clinical Neurophysiology* 114.3 (2003), p. 399–409 (cf. p. 30).
- [NMC98] Jack B. NITSCHKE, Gregory A. MILLER et Edwin W. COOK. « Digital filtering in EEG/ERP analysis : Some technical and empirical comparisons ». In : *Behavior Research Methods, Instruments, & Computers* 30.1 (1998), p. 54–67 (cf. p. 61).
- [Obe+01] B. OBERMAIER et al. « Information transfer rate in a five-classes brain-computer interface ». In : *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering* 9.3 (2001), p. 283–288 (cf. p. 30).
- [Oga+15] Takeshi OGAWA et al. « Brain-machine interfaces for assistive smart homes : A feasibility study with wearable near-infrared spectroscopy ». In : *2015 37th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)*. Institute of Electrical et Electronics Engineers (IEEE), 2015 (cf. p. 39–41).
- [OM88] Maurice Bellanger ODILE MACCHI. « Le filtrage adaptatif transverse ». In : *traitement du signal*. 1988 (cf. p. 25).
- [ON13] A. ONISHI et K. NATSUME. « A new online event related potential based brain-computer interfaces using an ensemble classifier ». In : *Neural Engineering (NER), 2013 6th International IEEE/EMBS Conference on*. 2013, p. 1033–1036 (cf. p. 94, 112).
- [Owe06] K.G. OWEISS. « A Systems Approach for Data Compression and Latency Reduction in Cortically Controlled Brain Machine Interfaces ». In : *IEEE Transactions on Biomedical Engineering* 53.7 (2006), p. 1364–1377 (cf. p. 81).
- [Par+13] Sun-Ae PARK et al. « Evaluation of feature extraction methods for EEG-based brain–computer interfaces in terms of robustness to slight changes in electrode locations ». In : *Medical & Biological Engineering & Computing* 51.5 (2013), p. 571–579 (cf. p. 28).
- [PDS99] Gert PFURTSCHELLER et FH Lopes DA SILVA. « Event-related EEG/MEG synchronization and desynchronization : basic principles ». In : *Clinical neurophysiology* 110.11 (1999), p. 1842–1857 (cf. p. 14, 27).

- [Pen+00] W.D. PENNY et al. « EEG-based communication : a pattern recognition approach ». In : *IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering* 8.2 (2000), p. 214–215 (cf. p. 28).
- [PF09] G. POLO et C. FISCHER. « Monitoring peroperative des potentiels évoqués auditifs précoces dans la chirurgie de décompression microchirurgicale des nerfs crâniens de l’angle pontocérébelleux ». In : *Neurochirurgie* 55.2 (2009), p. 152–157 (cf. p. 12).
- [Pfu+06] G. PFURTSCHELLER et al. « Mu rhythm (de)synchronization and EEG single-trial classification of different motor imagery tasks ». In : *NeuroImage* 31.1 (2006), p. 153–159 (cf. p. 73).
- [Pfu+98] G. PFURTSCHELLER et al. « Separability of EEG signals recorded during right and left motor imagery using adaptive autoregressive parameters ». In : *IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering* 6.3 (1998), p. 316–325 (cf. p. 28).
- [Pic+05] L. PICCINI et al. « A Wearable Home BCI system : preliminary results with SSVEP protocol ». In : *27th Annual International Conference of the Engineering in Medicine and Biology Society*. 2005, p. 5384–5387 (cf. p. 37–39, 42, 43).
- [PN01] G. PFURTSCHELLER et C. NEUPER. « Motor imagery and direct brain-computer communication ». In : *Proceedings of the IEEE* 89.7 (2001), p. 1123–1134 (cf. p. 28).
- [PR12] Daniela Mercedes Martínez PLATA et Ángel Gabriel Andrade REÁTIGA. « Evaluation of energy detection for spectrum sensing based on the dynamic selection of detection-threshold ». In : *Procedia Engineering* 35 (2012), p. 135–143 (cf. p. 69).
- [RB13] Samir RIBIC et Maida BEGANOVIC. « Cross compilation under Lazarus IDE ». In : *2013 21st Telecommunications Forum Telfor (TELFOR)*. Institute of Electrical & Electronics Engineers (IEEE), 2013 (cf. p. 83).
- [RD07] Olivier ROMAIN et Bruce DENBY. « Prototype of a Software-Defined Broadcast Media Indexing Engine ». In : *2007 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing-ICASSP 07*. Institute of Electrical & Electronics Engineers (IEEE), 2007 (cf. p. 65).
- [Rei+15] Johanna Louise REICHERT et al. « Resting-state sensorimotor rhythm (SMR) power predicts the ability to up-regulate SMR in an EEG-instrumental conditioning paradigm ». In : *Clinical Neurophysiology* 126.11 (2015), p. 2068–2077 (cf. p. 29, 30).
- [RFR16] Hannes RIECHMANN, Andrea FINKE et Helge RITTER. « Using a cVEP-Based Brain-Computer Interface to Control a Virtual Agent ». In : *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering* 24.6 (2016), p. 692–699 (cf. p. 32).
- [RG08] A. RAKOTOMAMONJY et V. GUIGUE. « BCI Competition III : Dataset II- Ensemble of SVMs for BCI P300 Speller ». In : *IEEE Transactions on Biomedical Engineering* 55.3 (2008), p. 1147–1154 (cf. p. 9).

- [Rig10] Florence RIGAUDIÈRE. « V-5 : Les potentiels évoqués visuels corticaux (PEV) ». In : *Oeil et physiologie de la vision*. INIST-CNRS, 2010 (cf. p. 12).
- [Roy+10] A S ROYER et al. « EEG Control of a Virtual Helicopter in 3-Dimensional Space Using Intelligent Control Strategies ». In : *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering* 18.6 (2010), p. 581–589 (cf. p. 32).
- [San+10] Claudia SANNELLI et al. « Common spatial pattern patches - An optimized filter ensemble for adaptive brain-computer interfaces ». In : *2010 Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology*. Institute of Electrical et Electronics Engineers (IEEE), 2010 (cf. p. 114).
- [SC07] Saeid SANEI et J. A. CHAMBERS. *EEG Signal Processing*. Wiley-Interscience, 2007 (cf. p. 6, 15, 25, 26, 29).
- [Sch+04] G. SCHALK et al. « BCI2000 : a general-purpose brain-computer interface (BCI) system ». In : *IEEE Transactions on Biomedical Engineering* 51.6 (2004), p. 1034–1043 (cf. p. 31, 44).
- [Sch+05] Alois SCHLÖGL et al. « Characterization of four-class motor imagery EEG data for the BCI-competition 2005 ». In : *J. Neural Eng.* 2.4 (2005), p. L14–L22 (cf. p. 102).
- [SDS12] Donald L SCHOMER et Fernando Lopes DA SILVA. *Niedermeyer's electroencephalography : basic principles, clinical applications, and related fields*. Lippincott Williams & Wilkins, 2012 (cf. p. 69).
- [She+08] Ali SHEIKHANI et al. « Connectivity Analysis of Quantitative Electroencephalogram Background Activity in Autism Disorders with Short Time Fourier Transform and Coherence Values ». In : *2008 Congress on Image and Signal Processing*. Institute of Electrical et Electronics Engineers (IEEE), 2008 (cf. p. 29, 30).
- [Shy+10] K. K. SHYU et al. « Development of a Low-Cost FPGA-Based SSVEP BCI Multimedia Control System ». In : *IEEE Transactions on Biomedical Circuits and Systems* 4.2 (2010), p. 125–132 (cf. p. 14).
- [Shy+13] Kuo-Kai SHYU et al. « Total Design of an FPGA-Based Brain-Computer Interface Control Hospital Bed Nursing System ». In : *Industrial Electronics, IEEE Transactions on, vol. 60* (2013), p. 2731–2739 (cf. p. 77).
- [Sij+99] J. SIJBERS et al. « Restoration of MR-induced artifacts in simultaneously recorded MR/EEG data ». In : *Magnetic Resonance Imaging* 17.9 (1999), p. 1383–1391 (cf. p. 24).
- [SLW10] SIULY, Y. LI et P. WEN. « Analysis and classification of EEG signals using a hybrid clustering technique ». In : *IEEE/ICME International Conference on Complex Medical Engineering*. Institute of Electrical et Electronics Engineers (IEEE), 2010 (cf. p. 28).
- [SLW14] SIULY, Yan LI et Peng (Paul) WEN. « Modified CC-LR algorithm with three diverse feature sets for motor imagery tasks classification in {EEG} based brain computer interface ». In : *Computer Methods and Programs in Biomedicine* 113.3 (2014), p. 767–780 (cf. p. 21).

- [Spe+14] William SPEIER et al. « Integrating Language Information With a Hidden Markov Model to Improve Communication Rate in the P300 Speller ». In : *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering* 22.3 (2014), p. 678–684 (cf. p. 30).
- [St’12] J. ST’ASTNÝ. « A modular hardware platform for brain-computer interface ». In : *2012 International Conference on Applied Electronics*. 2012, p. 287–290 (cf. p. 77).
- [Str+06] U. STREHL et al. « Self-regulation of Slow Cortical Potentials : A New Treatment for Children With Attention-Deficit/Hyperactivity Disorder ». In : *PE-DIATRICES* 118.5 (2006), p. 1530–1540 (cf. p. 14).
- [Swa84] Paul N. SWARZTRAUBER. « FFT algorithms for vector computers ». In : *Parallel Computing* 1.1 (1984), p. 45–63 (cf. p. 89).
- [Tan+12] Michael TANGERMANN et al. « Review of the BCI Competition IV ». In : *Front. Neurosci.* 6 (2012) (cf. p. 53).
- [TBB99] Catherine TALLON-BAUDRY et Olivier BERTRAND. « Oscillatory gamma activity in humans and its role in object representation ». In : *Trends in Cognitive Sciences* 3.4 (1999), p. 151–162 (cf. p. 7).
- [TBG98] Martine TIMSIT-BERTHIER et Andrée GERONO. *Manuel d’interprétation des potentiels évoqués endogènes (P300 et VCN)*. Mardaga, 1998 (cf. p. 14).
- [Uni08] G. UNIVERSITY. *BCI ompetition-Data sets 2a [Online]*. 2008. URL : <http://www.bbci.de/competition/iv/> (cf. p. 101).
- [Ver+10] N. VERMA et al. « A Micro-Power EEG Acquisition SoC With Integrated Feature Extraction Processor for a Chronic Seizure Detection System ». In : *IEEE Journal of Solid-State Circuits* 45.4 (2010), p. 804–816 (cf. p. 30).
- [VG05] A. J. VIERA et J. M. GARRETT. « Understanding interobserver agreement : the kappa statistic ». In : *Fam Med* 37.5 (2005), p. 360–363 (cf. p. 99).
- [Vid+11] C VIDAURRE et al. « Toward Unsupervised Adaptation of LDA for Brain Computer Interfaces ». In : *IEEE Trans. Biomed. Eng.* 58.3 (2011), p. 587–597 (cf. p. 33).
- [Vid73] J J VIDAL. « Toward Direct Brain-Computer Communication ». In : *Annual Review of Biophysics and Bioengineering* 2.1 (1973), p. 157–180 (cf. p. 14).
- [Wal05] P WALSH. « The clinical role of evoked potentials ». In : *Journal of Neurology, Neurosurgery & Psychiatry* 76.suppl_2 (2005), p. 16–22 (cf. p. 11).
- [WBP13] Wei WANG, M. BOLIC et J. PARRI. « pvFPGA : Accessing an FPGA-based hardware accelerator in a paravirtualized environment ». In : *Hardware/Software Codesign and System Synthesis (CODES+ISSS), 2013 International Conference on*. 2013, p. 1–9 (cf. p. 86).
- [Wid+75] B. WIDROW et al. « Adaptive noise cancelling : Principles and applications ». In : *Proceedings of the IEEE* 63.12 (1975), p. 1692–1716 (cf. p. 25, 26).

- [WJL15] Yu-Kai WANG, Tzyy-Ping JUNG et Chin-Teng LIN. « EEG-Based Attention Tracking During Distracted Driving ». In : *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering* 23.6 (2015), p. 1085–1094 (cf. p. 30).
- [Wol+02] Jonathan R WOLPAW et al. « Brain computer interfaces for communication and control ». In : *Clinical Neurophysiology* 113.6 (2002), p. 767–791 (cf. p. 7, 17, 106).
- [Wol+98] J. R. WOLPAW et al. « EEG-based communication : improved accuracy by response verification ». In : *IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering* 6.3 (1998), p. 326–333 (cf. p. 99).
- [YK16] Kyungae YOON et Kiseon KIM. « Multiple kernel learning based on three discriminant features for a P300 speller BCI ». In : *Neurocomputing* (2016) (cf. p. 30).
- [Yua+13] Peng YUAN et al. « A study of the existing problems of estimating the information transfer rate in online brain-computer interfaces ». In : *Journal of neural engineering* vol. 10 (2013), p. 2372–2383 (cf. p. 99, 106, 107).
- [Zan+10] Thorsten O. ZANDER et al. « Enhancing Human-Computer Interaction with Input from Active and Passive Brain-Computer Interfaces ». In : *Brain-Computer Interfaces : Applying our Minds to Human-Computer Interaction*. Sous la dir. de Desney S. TAN et Anton NIJHOLT. London : Springer London, 2010, p. 181–199 (cf. p. 44).
- [ZAO11] Fei ZHANG, Mehdi AGHAGOLZADEH et Karim OWEISS. « A low-power implantable neuroprocessor on nano-FPGA for Brain Machine interface applications ». In : *2011 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*. Institute of Electrical & Electronics Engineers (IEEE), 2011 (cf. p. 81).

Résumé — L’objectif de ces travaux de recherche est l’étude et le développement d’un système ICM embarqué en utilisant la méthodologie de conception conjointe afin de satisfaire ses contraintes spécifiques. Il en a découlé la constitution d’un système ICM complet intégrant un système d’acquisition OpenBCI et un système de traitement à base de FPGA. Ce système pourrait être utilisé dans des contextes variés : médicale (pour les diagnostics précoces des pathologies), technologique (informatique ubiquitaire), industriel (communication avec des robots), ludique (contrôler un joystick dans les jeux vidéo), etc. Dans notre contexte d’étude, la plateforme ICM proposée a été réalisée pour assister les personnes à mobilité réduite à commander les équipements domestiques. Nous nous sommes intéressés en particulier à l’étude et à l’implémentation des modules de filtrage adaptatif et dynamique, sous forme d’un coprocesseur codé en HDL afin de réduire son temps d’exécution car c’est le bloc le plus critique de la chaîne ICM. Quant aux algorithmes d’extraction des caractéristiques et de classification, ils sont exécutés par le processeur Nios-II sous son système d’exploitation en ANSI-C. Le temps de traitement d’un trial par notre système ICM réalisé est de l’ordre de 0.4 s/trial et sa consommation ne dépasse guère 0.7 W.

Mots clés : Interface cerveau machine, Électroencéphalographie (EEG), imagerie motrice, filtrage adaptatif et dynamique, système ICM embarqué, temps réel, co-design (HW/SW).

Abstract — The main purpose of this thesis is to study and develop an embedded brain computer interface (BCI) system using HW/SW methodology in order to satisfy the system specifications. A complete BCI system integrated an acquisition system (OpenBCI) and a hardware platform based on the FPGA achieved. The proposed system can be used in a variety of contexts : medical (for early diagnosis of pathologies, assist people with severe disabilities to control home devices system through thought), technological (ubiquitous computing), industrial(communication with Robots), games (control a joystick in video games), etc. In our study, the proposed ICM platform was designed to control home devices through the thought of people with severe disabilities. A particular attention has been given to the study and implementation of the filtering module, adaptive and dynamic filtering, in the form of a co-processor coded in HDL in order to reduce its execution time since it is the critical block in the returned ICM algorithms. For the feature extraction and classification, algorithms are executed in the Nios-II processor using ANSI-C language. The prototype operates at 150 MHz and performs a real time classification with an execution delay of 0.4 second per trial. The power consumption of the proposed system is about 0.7 W.

Keywords : Brain computer interface (BCI), ElectroEncephaloGraphy (EEG), Motor imagery, EEG preprocessing, embedded BCI system, BCI based FPGA, real time.
