



Université d'Ottawa - University of Ottawa

**PERMISSION DE REPRODUIRE
ET DE DISTRIBUER LA THÈSE**

**PERMISSION TO REPRODUCE AND
DISTRIBUTE THE THESIS**

NOM DE L'AUTEUR / NAME OF AUTHOR:	BENOIT, Charles
ADRESSE POSTALE / MAILING ADDRESS:	74-110 STEWART OTTAWA ON K1N6J6
GRADE / DEGREE:	ANNÉE D'OBTENTION / YEAR GRANTED
M.A.Sc. (Electrical Engineering)	2003
TITRE DE LA THÈSE / TITLE OF THESIS: RECONNAISSANCE AUTOMATIQUE DE MODULATION DE SIGNAUX À ACCÈS MULTIPLES RÉPARTIES DANS LE TEMPS	

L'auteur permet, par la présente, la consultation et le prêt de cette thèse en conformité avec les règlements établis par le bibliothécaire en chef de l'Université d'Ottawa. L'auteur autorise aussi l'Université d'Ottawa, ses successeurs et cessionnaires, à reproduire cet exemplaire par photographie ou photocopie pour fins de prêt ou de vente au prix coûtant aux bibliothèques ou aux chercheurs qui en feront la demande.

The author hereby permits the consultation and the lending of this thesis pursuant to the regulations established by the Chief Librarian of the University of Ottawa. The author also authorizes the University of Ottawa, its successors and assignees, to make reproductions of this copy by photographic means or by photocopying and to lend or sell such reproductions at cost to libraries and to scholars requesting them.

Les droits de publication par tout autre moyen et pour vente au public demeureront la propriété de l'auteur de la thèse sous réserve des règlements de l'Université d'Ottawa en matière de publication de thèses.

The right to publish the thesis by other means and to sell it to the public is reserved to the author, subject to the regulations of the University of Ottawa governing the publication of theses.

N.B. LE MASCULIN COMPREND ÉGALEMENT LE FÉMININ

6 Mars 2003

DATE

Charles Benoit

(AUTEUR)

SIGNATURE

(AUTHOR)



Université d'Ottawa • University of Ottawa



Université d'Ottawa - University of Ottawa

FACULTÉ DES ÉTUDES SUPÉRIEURES ET
POSTDOCTORALES

FACULTY OF GRADUATE AND
POSTDOCTORAL STUDIES

BENOÎT, Charles F.

AUTEUR DE LA THÈSE - AUTHOR OF THESIS

M.A.Sc. (Génie électrique)

GRADE - DEGREE

École d'ingénierie et technologie de l'information

FACULTÉ, ÉCOLE, DÉPARTEMENT - FACULTY, SCHOOL, DEPARTMENT

TITRE DE LA THÈSE - TITLE OF THE THESIS

Reconnaissance automatique de modulation de signaux à accès multiples
répartis dans le temps

Jean-Yves Chouinard et Claude D'Amours

DIRECTEUR DE LA THÈSE - THESIS SUPERVISOR

EXAMINATEURS DE LA THÈSE - THESIS EXAMINERS

M. Bouchard

R. Goubran

J.-M. De Koninck, Ph.D.

LE DOYEN DE LA FACULTÉ DES ÉTUDES
SUPÉRIEURES ET POSTDOCTORALES

SIGNATURE

DEAN OF THE FACULTY OF GRADUATE
AND POSTDOCTORAL STUDIES

RECONNAISSANCE AUTOMATIQUE
DE MODULATION DE SIGNAUX À ACCÈS MULTIPLES
RÉPARTIS DANS LE TEMPS

par

Charles Benoît

Thèse soumise à la
Faculté des études supérieures et postdoctorales
conformément aux exigences du grade de
Maître ès sciences appliquées
en génie électrique

Thèse de maîtrise

Institut de génie électrique et de génie informatique d'Ottawa-Carleton
École d'ingénierie et de technologie de l'information
Département de génie électrique
Faculté de génie
Université d'Ottawa
Mars 2003

© Charles Benoît, 2003



National Library
of Canada

Acquisitions and
Bibliographic Services

395 Wellington Street
Ottawa ON K1A 0N4
Canada

Bibliothèque nationale
du Canada

Acquisitions et
services bibliographiques

395, rue Wellington
Ottawa ON K1A 0N4
Canada

Your file *Votre référence*

Our file *Notre référence*

The author has granted a non-exclusive licence allowing the National Library of Canada to reproduce, loan, distribute or sell copies of this thesis in microform, paper or electronic formats.

The author retains ownership of the copyright in this thesis. Neither the thesis nor substantial extracts from it may be printed or otherwise reproduced without the author's permission.

L'auteur a accordé une licence non exclusive permettant à la Bibliothèque nationale du Canada de reproduire, prêter, distribuer ou vendre des copies de cette thèse sous la forme de microfiche/film, de reproduction sur papier ou sur format électronique.

L'auteur conserve la propriété du droit d'auteur qui protège cette thèse. Ni la thèse ni des extraits substantiels de celle-ci ne doivent être imprimés ou autrement reproduits sans son autorisation.

0-612-79327-3

Canada

À ma compagne,

Vickie

*You see, wire telegraph is a kind of a very long cat.
You pull his tail in New York and his head is meowing in
Los Angeles. Do you understand this? And radio operates exactly
the same way: you send signals here, they receive them there.
The only difference is that there is no cat.*

Albert Einstein

Résumé

Les dernières décennies ont témoigné de l'émergence et de l'accroissement en popularité des systèmes personnels de communication sans fil. Il en résulte une augmentation de la congestion du spectre, rendant d'autant plus nécessaire l'élaboration de méthodes facilitant la surveillance spectrale. Cette thèse propose des algorithmes permettant la reconnaissance automatique de signaux radio-électriques AMRT, cette forme de multiplexage temporel étant très répandue dans les systèmes de communication sans fil d'aujourd'hui. La reconnaissance des signaux implique l'identification du type de modulation et l'extraction de paramètres caractérisant le système de transmission. Les résultats des simulations, comprenant principalement des signaux réels de type GSM, sont présentés dans un canal additif gaussien. L'identification de la modulation GMSK est effectuée à un taux de réussite de 90.8 % pour un SNR de 5 dB alors qu'un taux de classification de 95.6 % est démontré pour la reconnaissance du système GSM.

Remerciements

L'accomplissement de ce travail n'aurait été possible sans l'appui et l'implication, directe ou indirecte, de plusieurs personnes. J'aimerais leur exprimer ma gratitude dans les paragraphes suivants.

Je tiens tout d'abord à remercier mes deux co-directeurs de thèse, le Dr. Jean-Yves Chouinard et le Dr. Claude D'Amours pour m'avoir dirigé tout au long de ce travail. Leur expertise, mais également leur camaraderie, ont su rendre cette expérience très enrichissante à plusieurs niveaux.

J'aimerais également remercier le Dr. François Patenaude et le Dr. John Lodge du Centre de recherches sur les communications pour l'attribution du contrat de recherche ayant mené à cette thèse. Leur expertise du sujet a également grandement contribué au bon déroulement du projet.

Je suis tout autant reconnaissant envers ma famille pour leur support tout au long de mon séjour à l'université.

Finalement, j'aimerais remercier ma compagne Vickie pour son amour et sa complicité. Je m'en voudrais également de ne pas souligner toute la joie rayonnée par Flint.

Table des matières

Résumé.....	iii
Remerciements	iv
Table des matières.....	v
Liste des figures.....	ix
Liste des tableaux.....	xiv
Liste des abréviations	xvi
Liste des symboles	xix
1 Introduction	1
1.1 Objectifs de ce travail	2
1.2 Organisation du document.....	2
2 Reconnaissance du type de modulation.....	4
2.1 Modèle du canal de communication	4
2.2 Approche de décision théorique	6
2.2.1 Théorie de l'estimation	6
2.2.1.1 Estimation basée sur le critère de vraisemblance maximale.....	7
2.2.1.2 Estimation basée sur le critère de probabilité a posteriori maximale	9
2.2.1.3 Approche de décision théorique et la reconnaissance automatique du type de modulation.....	10
2.2.2 Algorithmes de classification suivant le critère de vraisemblance maximale	11

TABLE DES MATIÈRES

2.2.2.1	Classificateur de signaux QAM et PSK.....	11
2.2.2.2	Classificateur de signaux QAM.....	11
2.2.2.3	Test de rapport de vraisemblance	12
2.2.2.4	Test de rapport de probabilité séquentiel	13
2.2.2.5	Classificateur à hypothèses multiples	13
2.2.2.6	Classificateur à matrice d'antennes	14
2.2.3	Algorithmes de classification suivant le critère de probabilité a posteriori maximale	14
2.2.3.1	Classificateur de signaux PSK basé sur la phase.....	14
2.2.3.2	Classificateur de Bayes MCMC	16
2.3	Approche de reconnaissance statistique de tendance	16
2.3.1	Classificateurs linéaires	17
2.3.1.1	Classificateur linéaire basé sur le domaine temporel.....	18
2.3.1.2	Classificateur linéaire basé sur le domaine temporel et fréquentiel	18
2.3.1.3	Classificateur linéaire basé sur des paramètres statistiques.....	19
2.3.2	Classificateurs à arbres de décision	19
2.3.2.1	Arbre de décision pour signaux numériques.....	19
2.3.2.2	Arbre de décision pour signaux analogiques et numériques.....	21
2.3.3	Classificateurs à réseaux de neurones artificiels.....	24
2.3.3.1	Classificateur ANN hiérarchique.....	24
2.3.3.2	Classificateur ANN basé sur les domaines temporel et fréquentiel.....	25
2.3.3.3	Classificateur ANN basé sur les domaines fréquentiel.....	26
2.3.4	Classificateur basé sur des moments ou corrélations d'ordre supérieur ...	26
2.3.4.1	Classificateur hiérarchique	26
2.3.4.2	Classificateur de modulation à porteuse simple et multiples.....	28
2.3.4.3	Classificateur basé sur des moments de 2 ^e et 4 ^e ordre	28
2.3.4.4	Classificateur à corrélation d'ordre supérieur.....	28
2.3.5	Autres approches proposées.....	29
2.3.5.1	Classificateur utilisant la transformée par ondelets	29
2.3.5.2	Classificateur basé sur la forme de la constellation.....	30
2.3.5.3	Classification basée sur les chaînes de Markov cachées	31

2.4	Conclusions.....	32
3	Modulations à phase continue et signaux AMRT	33
3.1	Méthodes de modulations à phase continue (CPM)	33
3.1.1	Méthodes de modulation à phase continue	33
3.1.2	Modulation par déplacement minimal de phase (MSK)	36
3.1.3	Modulation par déplacement de phase à filtre gaussien (GMSK)	37
3.2	Description des systèmes radio-mobiles AMRT	41
3.2.1	Description du système GSM	41
3.2.1.1	Introduction au système GSM	41
3.2.1.2	Description des canaux physiques	42
3.2.1.3	Description des canaux logiques.....	47
3.2.2	Autres systèmes radio-mobiles AMRT.....	49
3.3	Sommaire	50
4	Algorithmes de reconnaissance des signaux	52
4.1	Description du programme principal	52
4.2	Signaux enregistrés et méthode d'analyse	53
4.3	Reconnaissance de la méthode de modulation	62
4.3.1	Description de l'algorithme de reconnaissance automatique du type de modulation	63
4.3.2	Performance de l'algorithme de reconnaissance automatique de modulation	73
4.4	Identification du système de transmission.....	76
4.4.1	Description de l'algorithme d'identification du système de transmission	76
4.4.1.1	Identification du signal GSM.....	80
4.4.1.2	Identification de la trajectoire d'un signal GSM	88
4.4.2	Performance de l'algorithme de reconnaissance du système de transmission	91
4.4.3	Extension des méthodes proposées aux signaux AMRT	95
4.5	Comparaison des méthodes développées aux méthodes existantes.....	96
4.5.1	Identification de la méthode de modulation.....	96

4.5.2	Identification du système de transmission	98
4.6	Conclusions.....	98
5	Évaluation du temps de calcul des algorithmes.....	100
5.1	Évaluation de la complexité de calcul	100
5.2	Évaluation du temps de calcul des algorithmes	104
5.2.1	Temps de calcul des algorithmes développés en <i>MATLAB</i>	104
5.2.2	Temps de calcul des algorithmes développés en langage <i>C</i>	106
5.2.3	Temps de calcul des algorithmes sur la puce <i>C67XX</i>	108
5.2.3.1	Temps de calcul des algorithmes sur la puce <i>C67XX</i>	110
5.2.4	Comparaison des temps de calcul pour les différentes implémentations	113
5.3	Conclusion	115
6	Conclusion.....	117
6.1	Résultats de la thèse.....	117
6.1.1	Reconnaissance du type de modulation	117
6.1.2	Reconnaissance du système de transmission	118
6.1.3	Temps de calcul des algorithmes	118
6.2	Contributions de la thèse.....	118
6.3	Suggestions de travaux futurs de recherche.....	119
Annexe A Modèles <i>Simulink</i> des paramètres discriminants.....		120
Annexe B Référence technique du <i>Signal Master</i>.....		125
Bibliographie		127

Liste des figures

Figure 2.1 : Illustration du modèle de canal à bruit blanc, additif et gaussien.	4
Figure 2.2 : Modèle d'estimation de K paramètres suivant le critère de vraisemblance maximale.....	8
Figure 2.3 : Diagramme d'un système de reconnaissance statistique de tendance.....	17
Figure 2.4 : Arbre de décision pour modulations numériques [KJC99]. La CMHD est une distribution Margineau-Hill croisée. Le sous-système de gauche fait l'extraction des paramètres alors que celui de droite effectue la classification.....	20
Figure 2.5 : Arbre de décision pour modulations analogiques et numériques [DBP99]. μ_{42}^f est le coefficient de kurtose.....	22
Figure 2.6 : Arbre de décision évolué pour modulations analogiques et numériques [DBP00].....	23
Figure 2.7 : Réseau de neurones artificiels pour modulations analogiques et numériques [AN98].....	25
Figure 2.8 : Schéma du classificateur hiérarchique basé sur des statistiques d'ordre supérieur [SS00].....	27
Figure 2.9 : Schéma bloc du classificateur de modulations numériques [HH99]. $ HWT $ est le module de la transformée par ondelets de Haar.	29
Figure 2.10 : Classification par reconnaissance de constellation de signaux [Mob99, Mob00].....	30
Figure 2.11 : Classificateur de modulations numériques basé sur la forme de la constellation [Mob99, Mob00].	31
Figure 3.1 : Ondes (signaux élémentaires) 1REC (fonction rectangulaire de durée T_s)..	36

LISTE DES FIGURES

Figure 3.2 : Densité spectrale de puissance de l'enveloppe complexe de la modulation MSK [Cou00]. R_b est le débit de bits normalisé.....	37
Figure 3.3 : Réponse impulsionnelle du filtre gaussien pour différentes valeurs de BT..	39
Figure 3.4 : Trajectoire de phase d'un signal MSK et GMSK correspondant à la séquence d'information $x = [1\ 1\ 0\ 0\ 1\ 0\ 1\ 0\ 1\ 0\ 1\ 0\ 1\ 1]$	40
Figure 3.5 : Densité spectrale de puissance des modulations MSK et GMSK.	41
Figure 3.6 : Canal physique du système GSM 900.....	43
Figure 3.7 : Relation entre les trajectoires (montante ou descendante) du GSM.	44
Figure 3.8 : Intervalles de temps du GSM (multitrames, supertrames et hypertrame).	45
Figure 3.9 : Intervalles de temps du GSM (intervalles de temps, trames et multitrames).	46
Figure 3.10 : Intervalle de temps normal GSM. Le bloc T représente trois bits mis à zéro placés au début et à la fin de l'intervalle de temps alors que le bit S représente un fanion. La période de garde permet de compenser pour la différence de temps de propagation entre l'unité mobile et la station de base.....	48
Figure 3.11 : Intervalles de temps de commande.	49
Figure 4.1 : Densité spectrale de puissance, enveloppe et représentation polaire de signaux AM (AM musique et AM voix respectivement).	55
Figure 4.2 : Densité spectrale de puissance, enveloppe et représentation polaire de signaux FM (FM musique, FM voix stéréo et FM voix mono respectivement).....	56
Figure 4.3 : Densité spectrale de puissance, enveloppe et représentation polaire de signaux FSK (FSK AMPS, FSK Madisson Paging et FSK Motorola respectivement).	57
Figure 4.4 : Densité spectrale de puissance, enveloppe et représentation polaire de signaux FSK (FSK OPP, FSK Pager et FSK Traffic respectivement).	58
Figure 4.5 : Densité spectrale de puissance, enveloppe et représentation polaire de signaux GSM (GSM base, GSM mobile ayant 1 utilisateur et GSM mobile ayant 4 utilisateurs respectivement).	59
Figure 4.6 : Procédure de calcul du pourcentage de classification.	62
Figure 4.7 : Organigramme du système de reconnaissance automatique de modulation.	64

LISTE DES FIGURES

Figure 4.8 : Paramètre K pour diverses modulations à enveloppe non constante.	65
Figure 4.9 : Paramètre K pour diverses modulations à enveloppe constante.	66
Figure 4.10 : Coefficient de kurtose pour diverses modulations de phase.	68
Figure 4.11 : Coefficient de kurtose pour diverses modulations de phase.	69
Figure 4.12 : Fréquence instantanée normalisée d'un signal de type "Madisson Paging" à modulation FSK.	70
Figure 4.13 : Fréquence instantanée normalisée d'un signal GSM à trajectoire descendante.	71
Figure 4.14 : Variance de la dérivée de la fréquence instantanée pour les modulations GMSK et FSK.	72
Figure 4.15 : Variance de la dérivée de la fréquence instantanée pour les modulations GMSK et FM.	72
Figure 4.16 : Organigramme de la classification du GSM et du type de liaison (montante ou descendante).	77
Figure 4.17 : Signal GSM mobile comportant un utilisateur temporel.	78
Figure 4.18 : Signal GSM mobile avec deux utilisateurs temporels.	79
Figure 4.19 : Signal GSM de la station de base.	80
Figure 4.20 : Signal GSM de la station de base pour un SNR de 5 dB.	82
Figure 4.21 : Valeur absolue de la fonction d'autocorrélation d'un signal GSM de la station de base sans bruit. Seul l'indice positif de la fonction est illustré.	82
Figure 4.22 : Corrélation croisée entre deux intervalles de temps GSM normaux et entre un intervalle de temps GSM normal et un intervalle de temps FCCH.	84
Figure 4.23 : Détection d'un signal GSM par la méthode d'analyse temporelle.	85
Figure 4.24 : Spectre du carré de l'amplitude d'un signal GSM sans bruit.	86
Figure 4.25 : Débit de bits pour un signal GSM à trajectoire descendante.	87
Figure 4.26 : Débit de bits pour des signaux GSM à trajectoire montante.	88

LISTE DES FIGURES

Figure 4.27 : Diagramme expliquant la variation de puissance des signaux GSM à trajectoire montante. 89

Figure 4.28 : Spectre de l'intervalle de temps de correction fréquentielle (FCCH). 90

Figure 4.29 : Changement de phase de l'intervalle de temps de correction fréquentielle. 91

Figure 4.30 : Pourcentage de classification du système de transmission en fonction du temps d'analyse pour des signaux GSM pour un rapport signal-à-bruit de 15 dB... 93

Figure 4.31 : Pourcentage de classification du système de transmission en fonction du temps d'analyse pour des signaux GSM pour un rapport signal-à-bruit de 5 dB. 94

Figure 4.32 : Pourcentage de classification du système de transmission en fonction du SNR pour des signaux GSM et une durée d'analyse de 3.2 ms..... 94

Figure 4.33 : Pourcentage de classification, à partir de la méthode d'autocorrélation, des systèmes GSM, USDC et iDEN en fonction de la taille des échantillons. 96

Figure 4.34 : Comparaison de la performance de l'algorithme développé à celui présenté dans [Lie84]. 98

Figure 5.1 : Temps de calcul de l'algorithme développé en MATLAB. 105

Figure 5.2 : Temps de calcul de l'algorithme développé en C. 107

Figure 5.3 : Organigramme de la méthode utilisée pour la détermination du temps de calcul sur la puce C67XX. 109

Figure 5.4 : Temps de calcul des paramètres discriminants sur la puce C67XX..... 113

Figure 5.5 : Temps de calcul des paramètres discriminants lorsque ceux-ci sont développés en MATLAB, en langage C et sur la puce C67XX. 114

Figure A.1 : Modèle Simulink du paramètre statistique de l'enveloppe du signal, K .. 120

Figure A.2 : Modèle Simulink du coefficient de kurtose de la fréquence instantanée centrée et normalisée, μ_{42}^f 121

Figure A.3 : Modèle Simulink du paramètre de la variance de la dérivée de la fréquence instantanée normalisée, $\sigma_{f_n}^2$ 122

Figure A.4 : Modèle Simulink de l'estimation du débit de bits..... 122

LISTE DES FIGURES

Figure A.5 : Modèle Simulink pour l'estimation d'un intervalle de temps GSM par la méthode d'autocorrélation du signal..... 123

Figure A.6 : Modèle Simulink pour l'estimation d'un intervalle de temps GSM dans le domaine du temps. 124

Figure B.1 : Schéma-bloc illustrant l'interaction entre le DSP, le FPGA et les autres composantes périphériques du Signal Master..... 126

Liste des tableaux

Tableau 3.1: Ondes (signaux élémentaires) fréquemment utilisées en modulation CPM.	35
Tableau 3.2 : Bandes de fréquences du système GSM.	42
Tableau 3.3 : Paramètres de l'interface radio des systèmes radio-mobiles USDC et iDEN.	50
Tableau 4.1 : Signaux réels traités dans l'algorithme de reconnaissance automatique de modulation et de système.....	54
Tableau 4.2 : Pourcentage de classification du type de modulation pour un rapport signal-à-bruit de 15 dB et une durée d'analyse des signaux de 3.2 ms.	74
Tableau 4.3 : Pourcentage de classification du type de modulation pour un rapport signal-à-bruit de 5 dB et une durée d'analyse des signaux de 3.2 ms.	74
Tableau 4.4 : Pourcentage de classification du type de modulation pour un rapport signal-à-bruit de 15 dB et un nombre d'échantillons fixe de 1024.....	75
Tableau 4.5 : Pourcentage de classification du type de modulation pour un rapport signal-à-bruit de 5 dB et un nombre d'échantillons fixe de 1024.....	75
Tableau 4.6 : Pourcentage de classification du système de transmission pour un rapport signal-à-bruit de 15 dB et une durée d'analyse de 3.2 ms.	92
Tableau 4.7 : Pourcentage de classification du système de transmission pour un rapport signal-à-bruit de 5 dB et une durée d'analyse de 3.2 ms.	92
Tableau 4.8 : Comparaison des résultats obtenus aux résultats de méthodes publiées....	97
Tableau 5.1 : Complexité de calcul des paramètres discriminants du type de modulation.	102
Tableau 5.2 : Complexité de calcul des paramètres discriminant du type de système. ...	103

LISTE DES TABLEAUX

Tableau 5.3 : Temps de calcul (ms) de l'algorithme développé en MATLAB.	105
Tableau 5.4 : Temps de calcul (en ms) de l'algorithme développé en langage C.	107
Tableau 5.5 : Temps de calcul (ms) et nombre de cycles effectués par le DSP pour réaliser des FFTs de longueurs variées sur des échantillons réels et complexes.	110
Tableau 5.6 : Temps de calcul (ms) des paramètres discriminants sur le C67XX à l'aide de 1024 échantillons (3.2 ms) d'un signal.	111
Tableau 5.7 : Temps de calcul (ms) sur le C67XX des paramètres discriminants à l'aide de 1536 échantillons (4.8 ms) d'un signal.	112
Tableau 5.8 : Temps de calcul (ms) sur le C67XX des paramètres discriminants à l'aide de 2048 échantillons (6.4 ms) d'un signal.	112

Liste des abréviations

Abréviation	Définition
ADMP	“Average Data Maximum Phase”
ALRT	“Average Likelihood Ratio Test”
AM	“Amplitude Modulation”
AMPS	“Advanced Mobile Phone Service”
AMR	“Automatic Modulation Recognition”
AMRC	Accès multiple à répartition de codes
AMRT	Accès multiple à répartition dans le temps
ANN	“Artificial Neural Network”
AR	“Autoregressive”
ASK	“Amplitude Shift Keying”
AWGN	“Additive White Gaussian Noise”
BFSK	“Binary Frequency Shift Keying”
BPSK	“Binary Phase Shift Keying”
CDMA	“Code Division Multiple Access”
CDMA-IS95	Norme intérimaire du système de transmission radio-mobile AMRC
CDPD	“Cellular Digital Packet Data”
CEPT	Conférence Européenne des Administrations des Postes et des Télécommunications
CMHD	“Cross Margineau-Hill Distribution”
CNR	Rapport porteuse-à-bruit (“Carrier-to-Noise Ratio”)
CPFSK	“Continuous Phase Frequency Shift Keying”
CPM	“Continuous Phase Modulation”
CRC	Centre de recherches sur les communications

LISTE DES ABRÉVIATIONS

CW	“Continuous Wave”
DECT	“Digital European Cordless Telephone”
DFT	“Discrete Fourier Transform”
DQPSK	“Differential Quadrature Phase Shift Keying”
DSB	“Double Sideband”
DSB-SC	“Double Sideband Suppressed Carrier”
DSP	“Digital Signal Processor”
ETSI	“European Telecommunications Standards Institute”
FCCH	“Frequency Correction Channel”
FDD	“Frequency Division Duplex”
FDMA	“Frequency Division Multiple Access”
FFT	“Fast Fourier Transform”
FM	“Frequency Modulation”
FPGA	“Field Programmable Gate Array”
FSK	“Frequency Shift Keying”
GLRT	“General Likelihood Ratio Test”
GMSK	“Gaussian Minimum Shift Keying”
GSM	“Global System for Mobile communications”
HMM	“Hidden Markov Model”
HOC	“Higher Order Correlation”
HWT	“Haar Wavelet Transform”
iDEN	Système radio-mobile “Integrated Digital Enhanced Network” de <i>Motorola</i>
IFFT	“Inverse Fast Fourier Transform”
LPC	“Linear Predictive Coding”
LRC	“Raised Cosine pulse of length L”
LREC	“Rectangular frequency pulse of length L”
LSRC	“Spectral Raised Cosine of length L”
MAP	Maximum a posteriori
MASK	“M-ary Amplitude Shift Keying”
MCMC	“Markov Chain Monte Carlo”

LISTE DES ABRÉVIATIONS

MFSK	“M-ary Frequency Shift Keying”
ML	“Maximum Likelihood”
MLP	“Multi-Layer Perceptron”
MPAM	“M-ary Pulse Amplitude Modulation”
MPSK	“M-ary Phase Shift Keying”
MSK	“Minimum Shift Keying”
OFDM	“Orthogonal Frequency Division Multiplexing”
OOK	“On Off Keying”
PAM	“Pulse Amplitude Modulation”
PDF	“Probability Density Function”
PH&D-GLRT	“Phase and Data General Likelihood Ratio Test”
PM	“Phase Modulation”
PSK	“Phase Shift Keying”
QAM	“Quadrature Amplitude Modulation”
QFSK	“Quadrature Frequency Shift Keying ”
QPSK	“Quadrature Phase Shift Keying”
SDR	“Software Defined Radio”
SIMD	“Single-Instruction, Multiple-Data”
SNR	Rapport signal-à-bruit (“Signal-to-Noise Ratio”)
SPRT	“Sequential Probability Ratio Test”
SSB	“Single Sideband”
TCH	“Traffic Channel”
TDMA	“Time Division Multiple Access”
TFM	“Tamed Frequency Modulation”
USDC	“US Digital Cellular”
V.29	Norme internationale: “CCITT Modem Recommendation V.29”
V.32	Norme internationale: “CCITT Modem Recommendation V.32”
WT	“Wavelet Transform”

Liste des symboles

Symbole	Description
B	largeur de bande 3-dB d'un filtre
β	paramètre de la fonction $g(t)$ de type LSRC
c_m	m -ième coefficient d'une série de Fourier
$cum(\cdot)$	opérateur de cumulants
C_n	cumulants d'ordre n
Δf	déviations de fréquence
$\frac{\partial}{\partial \psi_i}$	dérivée partielle par rapport à Ψ_i
$d(\mathbf{X})$	fonction de décision du vecteur \mathbf{X}
e	base des logarithmes naturels
E_s	énergie d'un symbole
$E[X]$	espérance mathématique de la variable aléatoire X
η	efficacité spectrale de la modulation
f	fréquence
f_c	fréquence de l'onde porteuse
f_n	fréquence au temps discret n
$f(t)$	fréquence instantanée au temps t
$f_i(t)$	fonction orthonormale au temps t
f_{\max}	fréquence instantanée maximale
$f_n(t)$	fréquence instantanée normalisée

LISTE DES SYMBOLES

$f_N(t)$	fréquence instantanée centrée et normalisée
$\dot{f}_n(t)$	dérivée de la fréquence instantanée normalisée au temps t
$\mathbb{F}\{\cdot\}$	opérateur de la transformée de Fourier
$\mathbb{F}^{-1}\{\cdot\}$	opérateur de la transformée de Fourier inverse
$g(t)$	fonction modulante de la trajectoire de phase au temps t
γ	rapport porteuse-à-bruit
γ_{\max}	maximum de la densité spectrale de puissance
h	indice de modulation
$h(t)$	réponse impulsionnelle au temps t
H_i	i -ième hypothèse
$I_0[\cdot]$	fonction de Bessel modifiée de première espèce et d'ordre zéro
K	paramètre statistique de l'enveloppe du signal
$\Lambda(\Psi)$	fonction de vraisemblance
$l(\Psi)$	terme du logarithme de probabilité a posteriori à maximiser
L	durée de l'onde $g(t)$ (multiple de T_s)
m_a	moyenne des fréquences instantanées
μ_X	moyenne de la variable aléatoire X
μ_{42}^a	coefficient de kurtose de l'amplitude instantanée
μ_{42}^f	coefficient de kurtose de la fréquence instantanée
M	niveau de la séquence d'information
∇_{ψ}	opérateur de dérivée partielle
$n(t)$	bruit additif au temps t
N	nombre d'échantillons
$O(\cdot)$	opérateur de l'ordre de complexité
Ψ	vecteur des paramètres du signal
Ψ_i	i -ième élément du vecteur des paramètres du signal
$\hat{\Psi}$	estimé du vecteur des paramètres du signal
$p(\cdot)$	opérateur de fonction de densité de probabilité

LISTE DES SYMBOLES

π	constante d'Archimède (3.14159265358979)
P	mesure de la symétrie du spectre
$\phi(t)$	phase instantanée au temps t
ϕ_0	angle initial de la porteuse
$q(t)$	fonction représentant l'intégration de $g(t)$ au temps t
$Q(\cdot)$	fonction Q standard (fonction Q de Marcum généralisée)
$Q[x]$	opérateur pour estimation du carré de l'enveloppe du signal x
$r(t)$	signal reçu au temps t
$\mathbf{r} = [r_1, \dots, r_N]$	vecteur des coefficients du signal reçu
R_b	débit de bits
$R_X(m)$	fonction d'autocorrélation de la variable aléatoire X
$s(t)$	signal transmis au temps t
$s_l(t)$	équivalent complexe en bande de base de $s(t)$
$S_X(f)$	densité spectrale de puissance de $x(t)$
σ	écart-type
σ_a	écart-type de l'amplitude instantanée
σ_{aa}	écart-type de l'amplitude absolue
σ_{af}	écart-type de la fréquence instantanée absolue
σ_{ap}	écart-type de la phase absolue
σ_{dp}	écart-type de la phase directe
$\sigma_{\dot{f}_n}^2$	variance de la dérivée de la fréquence instantanée normalisée
T_s	durée d'un symbole
\mathbf{W}	vecteur de poids
$x(t)$	message au temps t
$x_I(t)$	composante en phase de $x(t)$
x_n	symbole transmis au temps discret n
$x_Q(t)$	composante en quadrature de $x(t)$

LISTE DES SYMBOLES

\bar{x}	séquence d'information
$\xi(t)$	enveloppe d'un signal au temps t

Chapitre 1

Introduction

La reconnaissance automatique de modulation (AMR) est un domaine non-coopératif de la théorie des communications traitant de la signalisation du type de modulation d'un signal de communication reçu. Cet aspect de la théorie des communications suscite depuis maintenant deux décennies une attention internationale.

Ce domaine possède plusieurs rôles dans les champs d'applications militaires et civiles. Ceux-ci incluent la confirmation de signal, l'identification d'interférence, la surveillance spectrale, l'analyse de menace militaire et autres [LP00]. Plus récemment, un nouveau champ d'application est le système de radio défini par logiciel (*software defined radio*, SDR) rendant possible la reconfiguration par logiciel du transmetteur-récepteur d'une radio numérique. Ce remplacement des circuits analogiques par des circuits numériques permet d'altérer le type de modulation afin de l'adapter à divers systèmes et conditions variables dans le temps [UIK00].

Le problème de la reconnaissance automatique de modulation peut en général être abordé par une approche de décision théorique ou par une approche de reconnaissance statistique de tendance. Ces deux méthodes diffèrent l'une de l'autre par leur façon d'extraire une variable de décision du signal reçu [HH00b]. L'approche de décision théorique utilise les propriétés statistiques du signal directement pour parvenir à une décision alors que pour l'approche de reconnaissance statistique de tendance, la décision

implique tout d'abord l'extraction de "caractéristiques" du signal brut en conjonction avec un schème de décision.

1.1 Objectifs de ce travail

Dans cette thèse, nous abordons le problème de la reconnaissance automatique du type de modulation des signaux radio-mobiles GSM (*Global System for Mobile communications*) et la reconnaissance automatique de systèmes de signaux à accès multiples répartis dans le temps (AMRT). Dans les deux cas, une approche de reconnaissance statistique de tendance est employée pour la résolution du problème. Cela implique le développement, la simulation et la validation d'algorithmes rencontrant les exigences établies par ce travail de recherche. Les multiples étapes de ce cheminement seront franchies par l'accomplissement des objectifs suivants :

1. acquérir des connaissances dans le domaine de la modulation et des systèmes de transmission radio-mobiles;
2. développer des algorithmes effectuant la reconnaissance automatique du type de modulation de signaux radio-mobiles GSM;
3. développer des algorithmes identifiant le type de système de signaux radio-mobiles AMRT;
4. déterminer la complexité et le temps de calcul des algorithmes développés pour valider la possibilité d'une implémentation en temps réel;
5. développer des habiletés dans le domaine du traitement de signal de signaux de communications.

1.2 Organisation du document

L'organisation de cette thèse est la suivante.

Le chapitre 2 présente une revue des méthodes théoriques portant sur l'estimation de paramètres, problème communément rencontré dans plusieurs domaines dont celui de la reconnaissance du type de modulation. Un résumé de la littérature portant sur l'AMR servira ensuite de lien entre les notions théoriques de reconnaissance et l'application pratique de celles-ci.

Le chapitre 3 présente un résumé des méthodes de modulation à phase continue et des systèmes radio-mobiles AMRT. La majeure partie du chapitre est consacrée à la modulation GMSK (*Gaussian Minimum Shift Keying*) et au système GSM puisque ceux-ci sont les principaux types ciblés par les algorithmes de reconnaissance.

Au chapitre 4, on décrit premièrement l'algorithme de reconnaissance du type de modulation suivi d'une description de l'algorithme de reconnaissance du type de système. On présente ensuite les résultats des algorithmes développés dans le cadre de ce travail.

Au chapitre 5, on s'intéresse au temps de calcul requis par ces algorithmes. La complexité de calcul des algorithmes est exposée, suivie du temps de calcul des algorithmes développés sur différentes plates-formes de développement.

Enfin, le chapitre 6 présente les résultats obtenus, les contributions de la thèse ainsi que certaines suggestions pour les travaux futurs.

On retrouve en annexe les modèles *Simulink* utilisés pour déterminer le temps de calcul des algorithmes ainsi qu'une référence technique de la plate-forme de traitement de signal impliquée.

Chapitre 2

Reconnaissance du type de modulation

En général, le problème de la classification du type de modulation peut être abordé par une approche de reconnaissance statistique de *tendance* ou par une approche de décision théorique. Les premières sections de ce chapitre décrivent donc quelques notions théoriques reliées à ces deux méthodes afin d'introduire le concept de la reconnaissance automatique de modulation. Un résumé de la littérature concernant les plus récents algorithmes de reconnaissance est également effectué pour établir un lien entre les notions théoriques et l'application pratique de celles-ci.

2.1 Modèle du canal de communication

Le canal de communication impliqué dans cette analyse suit le modèle mathématique simple du canal à bruit blanc, additif et gaussien (AWGN). Une illustration de ce type de canal se trouve à la figure 2.1.

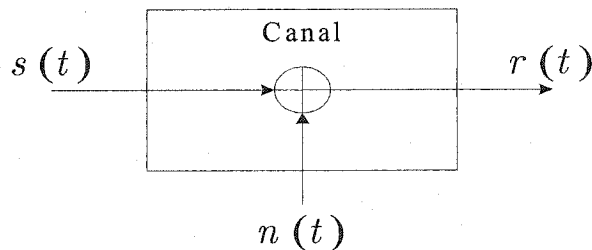


Figure 2.1 : Illustration du modèle de canal à bruit blanc, additif et gaussien.

Le signal à la sortie du transmetteur, $s(t)$ (réel en bande passante), est perturbé par une source de bruit blanc, additif et gaussien dénoté par $n(t)$. Le signal reçu au transmetteur est donc défini comme

$$r(t) = s(t) + n(t) \quad -\infty < t < \infty \quad (2.1)$$

$n(t)$ est le bruit AWGN et possède une densité spectrale de puissance de $N_0/2$ W/Hz et est non corrélé avec $s(t)$. L'expression du signal $s(t)$ prend plusieurs formes telle la forme en quadrature dénotée par

$$s(t) = x_I(t) \cos(2\pi f_c t) - x_Q(t) \sin(2\pi f_c t) \quad (2.2)$$

Cette forme est désirable pour la représentation en bande passante du signal. $x_I(t)$ et $x_Q(t)$ représentent respectivement la partie en phase et en quadrature du signal. Sous la forme complexe, l'équation de $s(t)$ s'écrit maintenant

$$\begin{aligned} s(t) &= \text{Re} \left\{ \left[x_I(t) + jx_Q(t) \right] e^{j2\pi f_c t} \right\} \\ &= \text{Re} \left[s_I(t) e^{j2\pi f_c t} \right] \end{aligned} \quad (2.3)$$

où $s_I(t)$ est l'équivalent complexe en bande de base du signal reçu. Une troisième alternative est une représentation polaire où $s(t)$ est défini par

$$\begin{aligned} s(t) &= \text{Re} \left[a(t) e^{j[2\pi f_c t + \theta(t)]} \right] \\ &= a(t) \cos[2\pi f_c t + \theta(t)] \end{aligned} \quad (2.4)$$

en représentant $s_I(t)$ par

$$s_I(t) = a(t) e^{j\theta(t)} \quad (2.5)$$

où

$$a(t) = \sqrt{x_I^2(t) + x_Q^2(t)} \quad (2.6)$$

$$\theta(t) = \tan^{-1} \frac{x_Q(t)}{x_I(t)} \quad (2.7)$$

$a(t)$ et $\theta(t)$ représentent respectivement l'enveloppe et la trajectoire de phase du signal reçu.

2.2 Approche de décision théorique

L'approche de décision théorique comme critère de classification repose sur l'utilisation de paramètres relevant d'hypothèses ou d'un modèle de probabilité. Des techniques de vraisemblance sont utilisées pour choisir parmi une liste de modulations candidates. Pour ce faire, une description statistique des signaux modulés et du canal de transmission impliqué est nécessaire. Le classificateur résultant est optimal dans le sens qu'il minimise une fonction de coût [HH00A], mais celui-ci souffre d'un haut degré de complexité [SS00] et d'une faible capacité de reconnaître un nombre élevé de types de modulations.

La solution d'équations de vraisemblance que sous-tend l'approche de décision théorique illustre la relation importante existant entre cette méthode de reconnaissance et la théorie de l'estimation. Une description des notions de base de la théorie de l'estimation facilitera donc la description de cette approche d'identification du type de modulation.

2.2.1 Théorie de l'estimation

L'estimation de paramètres est une tâche communément rencontrée dans un système de communication numérique. Par exemple, la synchronisation de symboles est requise au récepteur dans les systèmes où la séquence d'information est transmise de façon synchronisée. Il est essentiel d'estimer la porteuse du signal reçu afin d'effectuer une détection cohérente. En pratique, cette estimation est effectuée au récepteur en continu par une boucle de repérage (*tracking loop*) mettant continuellement à jour le paramètre estimé [Pro00].

Si l'on dénote par Ψ le vecteur renfermant les paramètres à estimer du signal émis $s(t)$, on peut réécrire l'équation (2.1) :

$$r(t) = s(t; \Psi) + n(t) \quad (2.8)$$

Les deux critères communément appliqués à l'estimation du vecteur Ψ sont le critère de vraisemblance maximale (*maximum-likelihood*, ML) et le critère de probabilité a posteriori maximale (*maximum a posteriori probability*, MAP). Ces deux approches sont décrites dans les sections suivantes.

2.2.1.1 Estimation basée sur le critère de vraisemblance maximale

D'après le critère de vraisemblance maximale, le vecteur de paramètres est traité comme étant inconnu mais de nature déterministe. En exprimant $r(t)$ comme un vecteur de coefficients $[r_1 \ r_2 \ \dots \ r_N] \equiv \mathbf{r}$ à partir de l'expansion orthonormale de $r(t)$ en N fonctions orthonormales $\{f_i(t)\}$, la fonction de densité de probabilité conditionnelle des variables aléatoires $[r_1 \ r_2 \ \dots \ r_N]$ est exprimée par $p(\mathbf{r}|\Psi)$. Le critère de maximum de vraisemblance vise donc à trouver l'estimé de Ψ maximisant la quantité $p(\mathbf{r}|\Psi)$.

Le bruit $n(t)$ s'additionnant au signal transmis est supposé de type blanc, gaussien, de moyenne nulle et de variance σ_n^2 . La fonction de densité de probabilité correspondante est

$$p(n) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_n}} e^{-\frac{n^2}{2\sigma_n^2}} \quad (2.9)$$

La fonction de densité de probabilité conditionnelle $p(\mathbf{r}|\Psi)$ est donc exprimée par [Pro00] :

$$p(\mathbf{r}|\Psi) = \left(\frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_n}} \right)^N \exp \left\{ -\sum_{i=1}^N \frac{[r_i - s_i(\Psi)]^2}{2\sigma_n^2} \right\} \quad (2.10)$$

où

$$r_i = \int_{T_0} r(t) f_i(t) dt \quad (2.11)$$

et

$$s_i(\Psi) = \int_{T_0} s(t; \Psi) f_i(t) dt \quad (2.12)$$

L'intervalle d'observation est d'une durée T_0 supérieure à la durée T d'un symbole. En insérant (2.11) et (2.12) dans (2.10), le terme dans l'exposant de (2.10) peut s'écrire :

$$\lim_{N \rightarrow \infty} \frac{1}{2\sigma_n^2} \sum_{i=1}^N [r_i - s_i(\Psi)]^2 = \frac{1}{N_0} \int_{T_0} [r(t) - s(t; \Psi)]^2 dt \quad (2.13)$$

La maximisation de $p(\mathbf{r}|\Psi)$ relativement au vecteur de paramètres Ψ correspond donc à la maximisation de la fonction de vraisemblance

$$\Lambda(\Psi) = \exp \left\{ -\frac{1}{N_0} \int_{t_0} [r(t) - s(t; \Psi)]^2 dt \right\} \quad (2.14)$$

Il est fréquent de travailler avec le logarithme naturel de la fonction de vraisemblance, $\ln \Lambda(\Psi)$, que l'on désigne maintenant comme la fonction de vraisemblance logarithmique.

On dénote par $\hat{\Psi}_{ml}(\mathbf{r})$ l'estimé de Ψ pour lequel la fonction de vraisemblance logarithmique est maximale. $\hat{\Psi}_{ml}(\mathbf{r})$ est donc l'estimé de vraisemblance maximale. Le modèle d'estimation décrit par les équations énumérées jusqu'à présent est illustré à la figure 2.2 où le processus implique l'estimation de K paramètres.

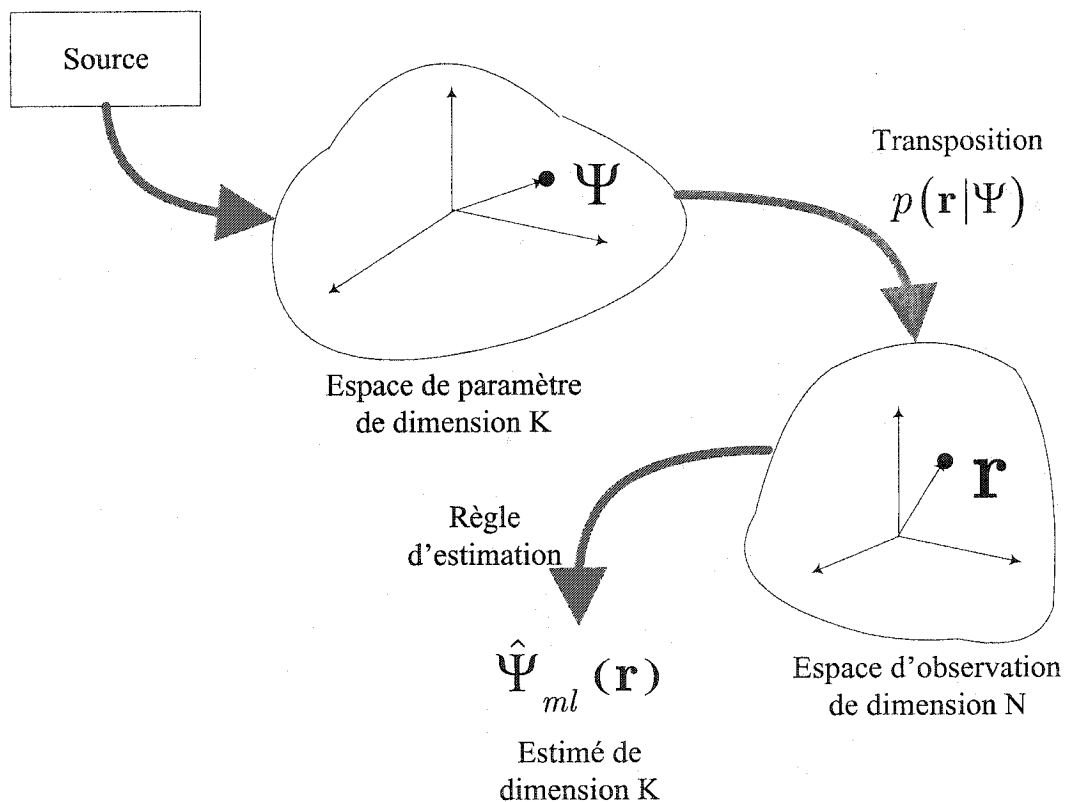


Figure 2.2 : Modèle d'estimation de K paramètres suivant le critère de vraisemblance maximale.

Si l'estimé $\hat{\Psi}_{ml}(\mathbf{r})$ est contenu dans les bornes permises des paramètres du vecteur Ψ et que la fonction de vraisemblance logarithmique, $\ln \Lambda(\Psi)$, possède une dérivée première continue, alors une condition nécessaire est obtenue en effectuant la dérivée de $\ln \Lambda(\Psi)$ par rapport à Ψ et en posant le résultat à zéro [Van68]. Si le vecteur de paramètres Ψ est composé de K éléments, alors cette opération équivaut à

$$\left. \frac{\partial \ln \Lambda(\Psi)}{\partial \psi_i} \right|_{\Psi=\hat{\Psi}_{ml}(\mathbf{r})} = 0 \quad i = 1, 2, \dots, K \quad (2.15)$$

En définissant une matrice d'un opérateur de dérivée partielle

$$\nabla_{\Psi} = \begin{bmatrix} \frac{\partial}{\partial \psi_1} \\ \frac{\partial}{\partial \psi_2} \\ \vdots \\ \frac{\partial}{\partial \psi_K} \end{bmatrix} \quad (2.16)$$

et en substituant (2.16) dans (2.15), l'équation de vraisemblance est formée et définie par

$$\nabla_{\Psi} [\ln \Lambda(\Psi)] \Big|_{\Psi=\hat{\Psi}_{ml}(\mathbf{r})} = 0 \quad (2.17)$$

L'estimé résultant de l'équation de vraisemblance est donc la solution simultanée de K équations.

2.2.1.2 Estimation basée sur le critère de probabilité a posteriori maximale

L'estimation dérivée du critère de probabilité a posteriori maximale, MAP, porte également le nom d'*estimation Bayésienne* [Men95]. D'après le critère d'estimation MAP, le vecteur Ψ contenant les paramètres à estimer est considéré de nature aléatoire et ayant une fonction de densité de probabilité a priori $p(\Psi)$. L'estimé de probabilité a posteriori maximale est la valeur de Ψ maximisant la probabilité conditionnelle $p(\Psi|\mathbf{r})$ définie par l'expression

$$p(\Psi|\mathbf{r}) = \frac{p(\mathbf{r}|\Psi)p(\Psi)}{p(\mathbf{r})} \quad (2.18)$$

Les fonctions de densité de probabilité $p(\Psi|\mathbf{r})$ et $p(\Psi)$ doivent donc être spécifiées préalablement au processus d'estimation. Sous forme logarithmique, l'équation (2.18) est reformulée par

$$\ln p(\Psi|\mathbf{r}) = \ln p(\mathbf{r}|\Psi) + \ln p(\Psi) - \ln p(\mathbf{r}) \quad (2.19)$$

Le terme $\ln p(\mathbf{r})$ ne s'exprimant pas en fonction du vecteur Ψ , l'étape de maximisation de (2.19) est effectuée à partir de l'expression

$$l(\Psi) \triangleq \ln p(\mathbf{r}|\Psi) + \ln p(\Psi) \quad (2.20)$$

Le premier terme exprime la dépendance en terme de probabilité de \mathbf{r} par rapport à Ψ alors que le second terme relève de la connaissance de la distribution de probabilité a priori du signal.

L'estimé a priori maximal $\hat{\Psi}_{map}(\mathbf{r})$ représente le vecteur Ψ pour lequel l'expression de l'équation (2.20) est maximale. En suivant la même méthodologie employée pour la méthode de vraisemblance maximale, il en résulte l'équation MAP que l'on dénote par [Van68] :

$$\left. \frac{\partial l(\Psi)}{\partial \Psi} \right|_{\Psi=\hat{\Psi}_{map}(\mathbf{r})} = \left. \frac{\partial \ln p(\mathbf{r}|\Psi)}{\partial \Psi} \right|_{\Psi=\hat{\Psi}_{map}(\mathbf{r})} + \left. \frac{\partial \ln p(\Psi)}{\partial \Psi} \right|_{\Psi=\hat{\Psi}_{map}(\mathbf{r})} = 0 \quad (2.21)$$

ou par

$$\nabla_{\Psi} [l(\Psi)] \Big|_{\Psi=\hat{\Psi}_{map}(\mathbf{r})} = \nabla_{\Psi} [\ln p(\mathbf{r}|\Psi)] \Big|_{\Psi=\hat{\Psi}_{map}(\mathbf{r})} + \nabla_{\Psi} [\ln p(\Psi)] \Big|_{\Psi=\hat{\Psi}_{map}(\mathbf{r})} = 0 \quad (2.22)$$

2.2.1.3 Approche de décision théorique et la reconnaissance automatique du type de modulation

Se ramenant maintenant à la théorie de la détection, la classification d'un type de modulation peut être vue comme un problème à hypothèses multiples où l'on assigne arbitrairement l'hypothèse H_i au $i^{\text{ème}}$ type de modulation parmi m modulations possibles. Selon le critère de vraisemblance maximale, basée sur la fonction de densité de probabilité conditionnelle $p(\mathbf{r}|H_i)$, le classificateur choisira le $j^{\text{ème}}$ type de modulation lorsque $p(\mathbf{r}|H_j) > p(\mathbf{r}|H_i)$, $j \neq i$, $j, i = 1 \dots m$.

Il est donc nécessaire, lorsque l'approche de décision théorique est employée, de définir une équation de vraisemblance pour toutes les modulations candidates. Cependant, la représentation mathématique complète de ces équations de vraisemblance est parfois très complexe, même pour de simples types de modulations [KP88]. Cette approche est également non robuste en présence d'erreurs de phase, de fréquence, de synchronisation temporelle et en présence de distributions non-gaussiennes du bruit [SS00].

Les sections suivantes présentent un résumé de la littérature des algorithmes d'identification suivant l'approche de décision théorique. Comme mentionné ci-haut, en raison de la complexité des équations de vraisemblance, les types de modulations identifiées sont limités presque entièrement aux modulations de phase PSK et QAM. On note également que ces classificateurs assument la connaissance a priori de plusieurs paramètres dont le rapport signal-à-bruit, le débit de symboles, la fréquence porteuse, etc.

2.2.2 Algorithmes de classification suivant le critère de vraisemblance maximale

2.2.2.1 Classificateur de signaux QAM et PSK

Sills [Sil99] propose une méthode de classification cohérente basée sur le critère de maximum de vraisemblance. Le signal est classifié en formant des rapports de vraisemblance à partir du signal à la sortie d'un filtre adapté. Cette méthode implique la connaissance de tous les paramètres du signal (e.g. débit de symboles, fréquence porteuse, phase porteuse, forme d'impulsion, rapport signal-à-bruit, décalage temporel).

Les signaux classifiés sont le BPSK, le QPSK, le 8-PSK, le 16-QAM, le 32-QAM et le 64-QAM et un taux de réussite supérieur à 90% est réalisé à un SNR supérieur ou égal à 10 dB. Une simulation de classification non-cohérente est également effectuée dans le cas où la phase porteuse est inconnue. Il en résulte une perte de 3 dB comparativement à la détection cohérente.

2.2.2.2 Classificateur de signaux QAM

La dérivation d'une formule générique de probabilité d'erreur d'un classificateur de modulation basée sur le critère de maximum de vraisemblance est présentée dans

[WM00]. Cette méthode requiert les données en phase et en quadrature du signal reçu dans une situation idéale, soit lorsqu'on a connaissance de tous les paramètres du signal et de la puissance du bruit.

L'analyse de la performance asymptotique démontre que toute constellation finie peut être classifiée avec un taux d'erreur nul lorsque le nombre de données tend vers l'infini. Ce classificateur idéal présente donc une borne supérieure pour la performance de tout classificateur opérant sous conditions non-idéales.

Les constellations analysées sont le 16-QAM, le V.29 (16-QAM), le 32-QAM et le 64-QAM. Un taux de réussite supérieur à 90% est obtenu pour un rapport signal-à-bruit (SNR) de 10 dB pour des simulations incluant 1000 symboles.

2.2.2.3 Test de rapport de vraisemblance

Hong et Ho [HH00A] présentent un classificateur de signaux BPSK et QPSK appliquant un test de rapport de vraisemblance généralisé (GLRT). La particularité de cet algorithme est qu'il ne suppose pas une amplitude constante du signal, situation possiblement causée par de l'affaiblissement. En effet, le récepteur estime l'amplitude inconnue du signal par le critère de maximum de vraisemblance.

Les simulations démontrent la performance supérieure de ce classificateur comparativement à un classificateur assumant une amplitude constante du signal (77% versus 74% à un SNR de -9 dB pour un échantillon de 100 symboles). À un SNR de -1 dB, le pourcentage de classification est de 94%. On note une faible dégradation de la performance dans l'utilisation de la valeur d'amplitude estimée comparativement à la valeur réelle.

Dans l'étude réalisée, on suppose la connaissance du débit de symboles, de la fréquence porteuse, de la phase porteuse, de la puissance du bruit et de la puissance nominale du signal.

De façon similaire, deux tests de rapport de vraisemblance basés sur le test GLRT et le test de rapport de vraisemblance moyen (ALRT) sont présentés dans [PAP00]. Le premier est le test GLRT de données et de phase (Ph&D-GLRT) et le second est le test de phases maximales et donnée moyenne (ADMP).

Les paires de modulation identifiées par simulations sont le 16QAM-16PSK, le V.29-16PSK et le 16QAM-V.29. On suppose une synchronisation temporelle ainsi que la connaissance du débit de symboles et de la fréquence porteuse. Pour un échantillon de 100 symboles, un taux de classification supérieur à 99% est démontré pour un SNR de 10 dB. La performance de ces algorithmes est supérieure à ceux basés sur le test ALRT pour la classification de modulations à enveloppe non-constante.

2.2.2.4 Test de rapport de probabilité séquentiel

Un algorithme de classification basé sur le test de rapport de probabilité séquentiel (SPRT) est présenté dans [LK97]. Ce test statistique fait l'usage d'un nombre d'échantillons aléatoires et implique le calcul d'un rapport de vraisemblance.

On suppose à la fois une synchronisation temporelle et que les paramètres de communication ont été mesurés précisément à l'aide de préprocesseurs. Les avantages de cette méthode sont un contrôle du taux d'erreur par l'ajustement de l'intervalle de décision, un faible délai de décision ainsi qu'un faible niveau de complexité numérique.

Les simulations de la classification des modulations 8-PSK et 16-PSK démontrent un gain de 3 dB pour toutes valeurs de SNR comparé à un test de taille d'échantillon fixe (pour un taux de réussite d'identification de 99%). D'autre part, la distinction des modulations 8-PSK, V.29 (7200 bps) et 8-QAM (étoile) affiche un taux de réussite moyen supérieur à 90% à un SNR de 8 dB. Finalement, un taux supérieur à 95% est démontré pour la différenciation des types de modulation BPSK, QPSK, 8-PSK, 16-PSK, V.29 (7200 bps), V.29 (9600 bps), 16-QAM, 32-QAM, 64-QAM, 128-QAM et 256-QAM à un SNR de 10 dB.

2.2.2.5 Classificateur à hypothèses multiples

Marchand, Lacoume et Le Martret [MLL98] présentent un classificateur QAM (4-QAM, 16-QAM et 64-QAM). Le modèle implique l'extraction d'un paramètre caractéristique du signal et une comparaison avec un paramètre théorique selon le critère de maximum de vraisemblance (ML). La variable discriminante est un vecteur contenant des cumulants cycliques (une combinaison de cumulants cycliques de deuxième et

quatrième ordres). Il faut noter que l'incertitude de la puissance du signal n'affecte en rien le critère de décision.

Les simulations démontrent que le classificateur n'est pas fiable pour des échantillons contenant moins de 1024 symboles. Un taux de réussite supérieur à 88% est présenté pour 4096 symboles à un SNR de 5 dB. Pour des SNRs inférieurs à 5 dB, la performance se détériore grandement, même pour un grand nombre d'échantillons. Les erreurs de classification sont causées principalement par la confusion entre les types 16-QAM et 64-QAM.

2.2.2.6 Classificateur à matrice d'antennes

Une nouvelle méthode de classification utilisant une matrice d'antennes de deux éléments est présentée dans [HH01]. En combinant soigneusement les signaux des deux antennes, la matrice d'antennes peut améliorer le SNR augmentant ainsi la précision d'identification.

Après avoir estimé la déviation de phase entre les signaux des deux antennes, des rapports de vraisemblance sont utilisés comme critères discriminants. Le taux de classification des modulations BPSK et QPSK est de 90% à un SNR de -7 dB pour un échantillon de 100 symboles. L'utilisation de deux antennes procure un gain de 2 dB à un taux de classification de 95%.

2.2.3 Algorithmes de classification suivant le critère de probabilité a posteriori maximale

2.2.3.1 Classificateur de signaux PSK basé sur la phase

Yang et Soliman [YS97] présentent un algorithme sous optimal pour la détection de signaux MPSK. La procédure d'identification est basée sur l'utilisation de la fonction de densité de probabilité de Tikhonov pour l'approximation de la fonction de densité de probabilité de phase du signal reçu. La fonction de densité de probabilité de Tikhonov pour un signal CW bruité est définie par

$$p(\varphi) = \frac{\exp[2\gamma \cos(\varphi)]}{2\pi I_0[2\gamma]}, \text{ pour } -\pi \leq \varphi \leq \pi \quad (2.23)$$

où φ est la phase, γ est le rapport porteuse-à-bruit (CNR) et $I_0[\cdot]$ est la fonction de Bessel modifiée du premier ordre.

Le classificateur peut différencier les types de modulation CW, BPSK, QPSK et 8-PSK. Les résultats confirment que pour de hautes valeurs de CNR, le classificateur est optimal dans le sens où la fonction de densité de probabilité (pdf) approximative se rapproche de la fonction de densité de probabilité véritable. En effet, un taux de succès de 100% est obtenu pour un CNR de -2 dB lorsque l'on tente de différencier les modulations BPSK et QPSK. À -5 dB, ce taux est supérieur à 90%.

Au lieu d'employer la fonction de Tikhonov pour l'approximation de la pdf de phase du signal reçu [YS97], Yang et Liu [YL98] emploient la pdf de phase exacte exprimée par l'expansion en série de Fourier suivante :

$$p(\varphi) = \frac{1}{\pi} \left\{ 1 + 2 \sum_{m=1}^{\infty} c_m \cos(m\varphi) \right\} \quad (2.24)$$

où les coefficients c_m sont définis par :

$$c_m = \int_{-\pi}^{\pi} p(\varphi) \cos(m\varphi) d\varphi \quad (2.25)$$

L'algorithme de classification ainsi dérivé est asymptotiquement optimal.

Une structure de classification des modulations CW, BPSK, QPSK et 8-PSK basée sur le critère de probabilité *a posteriori* maximale est également exposée. Des simulations présentent un taux de réussite de 100% pour un CNR de -5 dB pour la discrimination des signaux BPSK et QPSK. Ce taux est de 90% pour un CNR de -9 dB. La performance de ce classificateur est nettement supérieure à celle présentée dans [YS97].

Une autre méthode de classification de signaux QAM est proposée dans [SR97]. Cette méthode implique l'analyse de la transformée de Fourier discrète (DFT) de l'histogramme de phase et de la connaissance de la distribution de l'amplitude du signal. Cette méthode suppose un récepteur synchronisé où l'estimé de la fréquence porteuse et du débit de symboles est disponible.

On se sert de la DFT pour faire l'analyse des composantes périodiques de la pdf de phase. La pdf ainsi créée sert à l'élaboration d'une fonction de vraisemblance basée sur la phase. Parallèlement, on se sert d'une autre fonction de vraisemblance calculée de

la pdf de la constellation de magnitude. Les fonctions de vraisemblance de phase et d'amplitude sont dérivées pour chaque type de modulation à identifier tout en supposant la connaissance du SNR du signal et un synchronisme temporel parfait.

Les types de modulations ainsi identifiés sont le BPSK, le QPSK, le 8-PSK, le V.29 Fallback (V.29F, 8-QAM), le V.29 (16-QAM) et le V.32 Fallback (V.32F, 16-QAM). Un taux de réussite d'au-delà de 95% est établi à un SNR de 7 dB.

2.2.3.2 Classificateur de Bayes MCMC

Une généralisation du travail développé par Wei et Mendel [WM00] est présentée dans [LTD01]. Le problème de classification est abordé par une approche plus pratique, c'est-à-dire dans des conditions où le décalage de fréquence, de phase et les composantes résiduelles du canal sont inconnus. La solution du problème de classification repose sur un classificateur de Bayes implémenté par la méthode "Markov Chain Monte Carlo" (MCMC). Cette méthode est utilisée pour la solution d'intégrales multidimensionnelles impliquées dans la maximisation de la fonction de vraisemblance.

En utilisant 250 symboles, les modulations BPSK, 4-PAM, 8-PSK et 16-QAM sont identifiées avec un taux supérieur à 63% pour un SNR de 5 dB lorsqu'il y a décalage de la fréquence porteuse. Une comparaison des résultats démontre que l'algorithme surpasse, en terme de performance, ceux présentés dans [WM00, SS00].

2.3 Approche de reconnaissance statistique de tendance

Le classificateur du type de modulation suivant l'approche de reconnaissance de tendance statistique est composé de deux sous-systèmes [SH92]. Le premier est le sous-système d'extraction dont le rôle est d'extraire des paramètres utiles à partir de données brutes. Le second est le sous-système de reconnaissance de tendance statistique ayant pour rôle l'indication de l'appartenance du signal à un type de modulation. Un diagramme du système de reconnaissance statistique de tendance est illustré à la figure 2.3.

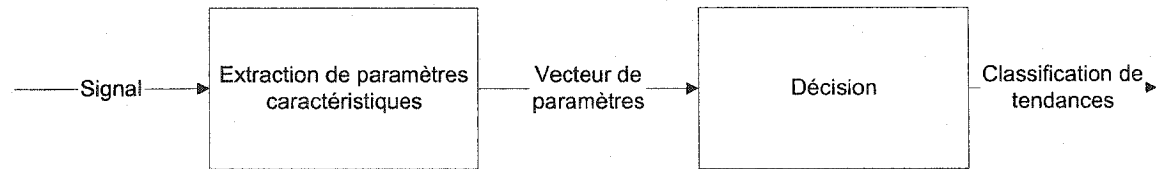


Figure 2.3 : Diagramme d'un système de reconnaissance statistique de tendance.

L'avantage principal de ce type d'algorithme est la simplicité. D'autre part, la sélection d'une série de paramètres caractéristiques (souvent choisis de façon intuitive) pose le plus grand défi dans le processus de reconnaissance [KP88].

Les sections suivantes démontrent les multiples formes prises par un classificateur de tendance statistique. Celles-ci incluent les classificateurs linéaires, les classificateurs à arbre de décision, les réseaux de neurones artificiels et les classificateurs basés sur des statistiques d'ordre supérieur.

2.3.1 Classificateurs linéaires

L'opération d'un classificateur linéaire est basée sur la supposition que les frontières de décision sont linéaires. D'ailleurs, ces bornes de décision peuvent être de dimensions variées : une valeur seuil, une ligne droite, un plan plat, etc.

Si l'on note par $d(\mathbf{X})$ la fonction de décision du vecteur de paramètres de tendance mesuré \mathbf{X} , celle-ci prend la forme générale [TG74] :

$$\begin{aligned} d(\mathbf{X}) &= w_1x_1 + w_2x_2 + \dots + w_nx_n + w_{n+1} \\ &= \mathbf{W}'\mathbf{X} \end{aligned} \quad (2.26)$$

pour une région de dimension n . $\mathbf{X} = (x_1, x_2, \dots, x_n, 1)$ et $\mathbf{W} = (w_1, w_2, \dots, w_n, w_{n+1})$ représentent le vecteur de tendance augmenté et le vecteur de poids respectivement.

Le succès de ce classificateur de tendance repose sur la forme de la fonction $d(\mathbf{X})$ et l'habileté de déterminer ses coefficients de poids [TG74].

Plusieurs méthodes de AMR basées sur des classificateurs linéaires ont été développées au cours des dernières années. Ces méthodes, différentes l'une des autres de par leurs fonctions discriminantes, sont présentées dans les sections suivantes.

2.3.1.1 Classificateur linéaire basé sur le domaine temporel

Druckmann, Plotkin et Swamy démontrent dans [DPS98] la conception d'un algorithme n'utilisant qu'un ou deux paramètres de classification temporelle. Ceux-ci présentent une nouvelle méthode d'extraction de l'enveloppe du signal reçu, non basée sur la transformée de Hilbert, pour offrir plusieurs nouveaux paramètres de classification. Cette approche a pour but la réduction de la complexité de calcul. L'opérateur utilisé pour l'approximation du carré de l'enveloppe est

$$Q[x] = |x_{n-1}^2 - x_n x_{n-2}| \quad (2.27)$$

où x_n représente l'échantillon complexe du signal échantillonné au temps discret n .

Les types de modulations analogiques identifiés sont AM, DSB, SSB et FM. Le taux de réussite moyen varie de 82% à 89% pour un rapport porteuse-à-bruit de 10 dB, alors que la combinaison de deux paramètres pour l'identification fait grimper ce pourcentage à 95%.

2.3.1.2 Classificateur linéaire basé sur le domaine temporel et fréquentiel

Un algorithme faisant la séparation de signaux SSB modulé par la voix et AM-radio de tout autre signal radio se trouvant dans la bande HF est démontré dans [KRQ99]. On suppose que le signal reçu est affecté par de l'affaiblissement sélectif en fréquence et variant dans le temps. L'affaiblissement rend difficile la distinction d'un signal numérique stationnaire d'un signal non-stationnaire modulé par la voix. Une durée minimale d'enregistrement du signal de 500 ms est requise et seule la fréquence porteuse et la largeur de bande sont connues *a priori*. Le système est un classificateur polynomial quadratique faisant usage de dix paramètres caractéristiques de la voix, de l'enveloppe, de la fréquence instantanée ou autres.

Des simulations réalisées impliquent des signaux réels et synthétiques. Avec les signaux synthétiques, une performance supérieure à 90% est enregistrée pour les modulations PSK, FSK et ASK à un rapport signal-à-bruit (SNR) de 10 dB. Les simulations incluant des signaux réels affichent une performance supérieure à 70% pour un SNR non défini.

2.3.1.3 Classificateur linéaire basé sur des paramètres statistiques

La création de fonctions discriminantes est effectuée à l'aide d'une analyse statistique dans [SC99]. Ces fonctions servent à la distinction de signaux de modem, de fac-similé, de données binaires et de signaux voisés d'un canal numérique ayant un débit de 64 kbps. Les simulations incluent des signaux réels et synthétiques.

Les fonctions discriminantes sont des variables résultantes de séquences d'autocorrélation et de moments centraux normalisés du second ordre. Ces fonctions sont d'ailleurs linéaires, pseudoquadratiques ou une combinaison des deux types.

Le classificateur linéaire possède un taux de réussite global de 91.1% alors que la performance du classificateur pseudoquadratique augmente à 98.2%. La mise en cascade des classificateurs (i.e. le classificateur linéaire suivi du classificateur pseudoquadratique) permet l'obtention d'un taux de réussite de 99.54% pour des échantillons d'une durée de 256 ms. Aucune mention du rapport signal-à-bruit de l'environnement n'est faite.

2.3.2 Classificateurs à arbres de décision

Un classificateur de tendance à structure d'arbre de décision effectue une classification par une procédure d'assignation hiérarchique. La structure, ayant l'allure d'un arbre, est caractérisée par des nœuds terminaux représentant chaque classe ainsi que des nœuds non-terminaux indiquant des collections de sous-classes variées.

L'arbre est composé d'une série de questions ordonnées où est effectuée une comparaison avec des valeurs seuils, impliquant donc une période d'entraînement pour la détermination de celles-ci.

Les classificateurs d'arbre de décision développés récemment effectuent la classification de signaux exclusivement numériques ou numériques-analogiques. Ceux-ci sont présentés aux sections suivantes.

2.3.2.1 Arbre de décision pour signaux numériques

Un arbre de décision pour modulations numériques est proposé dans [KJC99]. Une distribution Margenau-Hill croisée est utilisée pour détecter les changements de phase alors qu'une modélisation autorégressive et les variations d'amplitude détectent

respectivement les changements de fréquence et d'amplitude. La distribution Margineau-Hill croisée (CMHD) préserve l'information de phase et est définie par :

$$CMHD_x(t, f) = \frac{1}{2} \int_{-\infty}^{\infty} [x(t + \tau) e^{-j2\pi f\tau} + x(t) e^{-j2\pi f_c(t-\tau)}] e^{-j2\pi f\tau} d\tau \quad (2.28)$$

La figure 2.4 illustre la structure de l'arbre de décision.

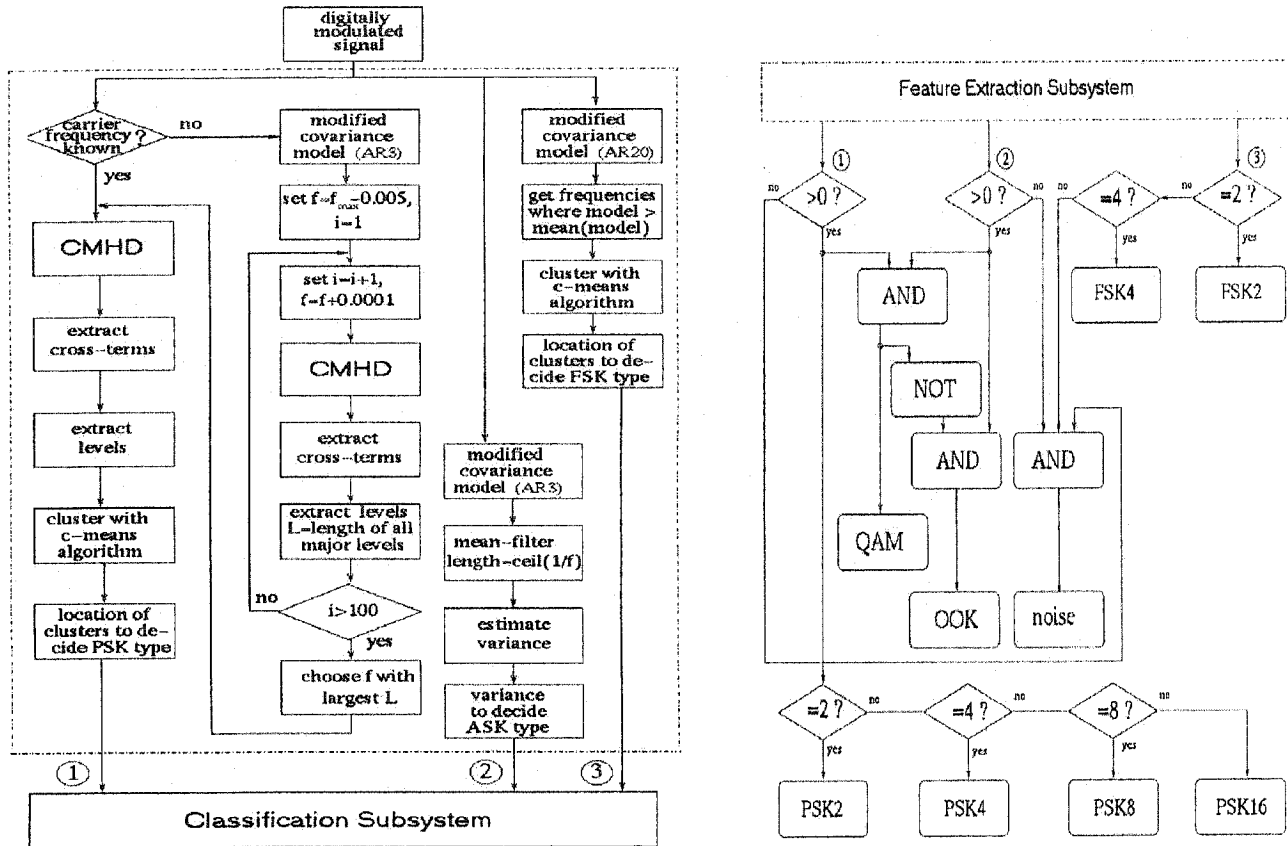


Figure 2.4 : Arbre de décision pour modulations numériques [KJC99]. La CMHD est une distribution Margineau-Hill croisée. Le sous-système de gauche fait l'extraction des paramètres alors que celui de droite effectue la classification.

Les types de modulations identifiées à partir de courts signaux réels sont le OOK, le 2-FSK, le 4-FSK, le 2-PSK, le 4-PSK, le 8-PSK, le 16-PSK et le 8-QAM. Un taux de succès supérieur à 97% est démontré pour un SNR de 10 dB. Il est à noter que l'algorithme fait l'estimation de la fréquence porteuse et ne requiert aucune information *a priori*.

2.3.2.2 Arbre de décision pour signaux analogiques et numériques

Un autre algorithme suivant l'approche d'arbre de décision est présenté dans [DBP99]. L'architecture employée est empruntée de Azzouz et Nandi [AN96, AN98] mais certains paramètres ont été modifiés pour offrir de meilleures performances à un faible SNR. Comme le démontre le diagramme de la figure 2.5, l'algorithme est également constitué d'un estimateur de la fréquence porteuse.

Les classifications produites par l'algorithme sont le CW, le AM, le DSB-SC, le FM, le FSK, le BPSK, le QPSK et le MPSK/QAM/AUTRE (tout autre modulation). Pour la classification de signaux analogiques, les résultats démontrent une dépendance au signal source utilisé. En effet, un signal voisé réel ainsi qu'un signal voisé simulé d'un processus autorégressif de premier ordre sont utilisés pour les modulations analogiques. Les signaux étant de courte durée (100 ms), une arrêt de la voix dirige la classification au type (MPSK/QAM/AUTRE).

Pour les signaux numériques, des résultats supérieurs à 89% sont démontrés à un SNR de 5 dB. La présence d'erreurs de fréquence n'affecte donc pas grandement la performance de ce classificateur.

Une variante de cet arbre de décision est également présenté dans [DBP00]. Comme le montre la figure 2.6, cette structure est en fait une version évoluée de celle illustrée à la figure 2.5.

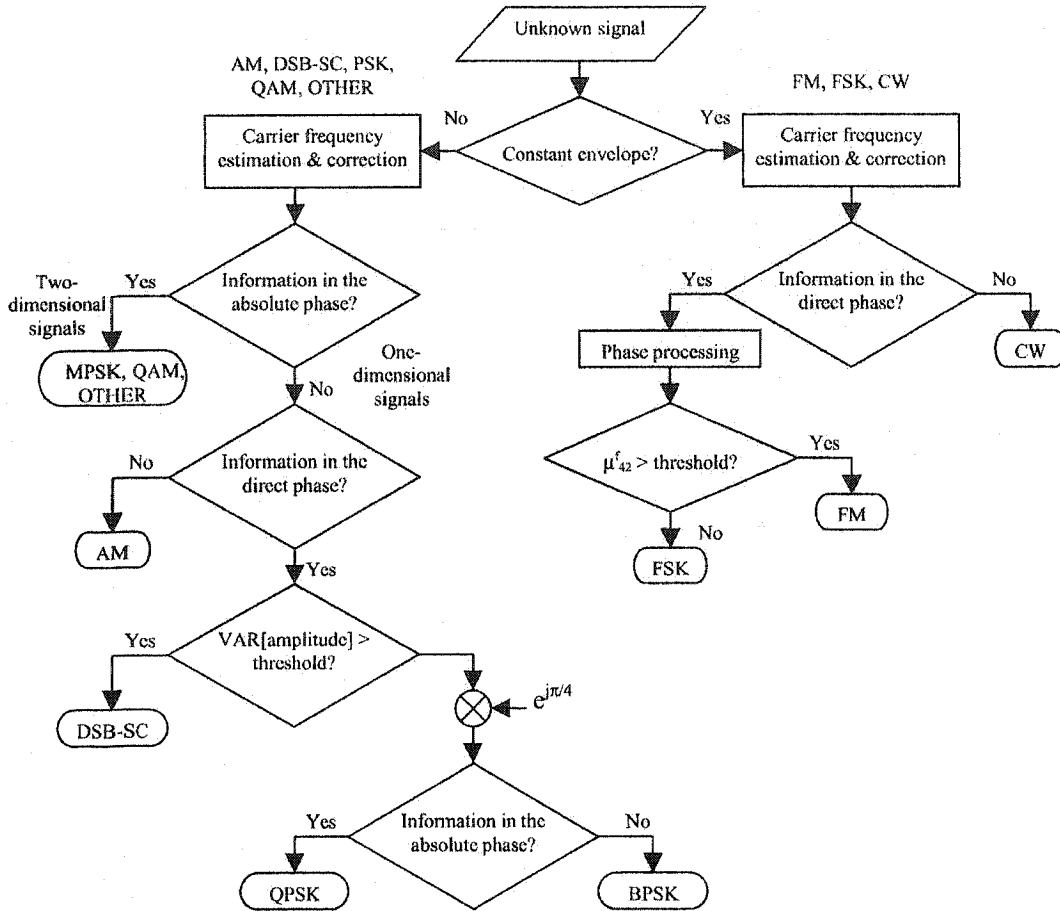


Figure 2.5 : Arbre de décision pour modulations analogiques et numériques [DBP99]. μ_{42}^f est le coefficient de kurtose.

En plus des types énumérés antérieurement, cet algorithme identifie les types de modulation $\pi/4$ -QPSK, MPSK, BRUIT ainsi que les signaux associés à des systèmes commerciaux tels le AM, le FM, le AMPS et le USDC. Cet algorithme peut faire le traitement de signaux en temps réel puisqu'il utilise des segments de courte durée (30 ms) et est un calculateur efficace.

L'algorithme exhibe des résultats supérieurs à 83% à un SNR de 5 dB. Un problème de classification survient également pour un signal AM voisé.

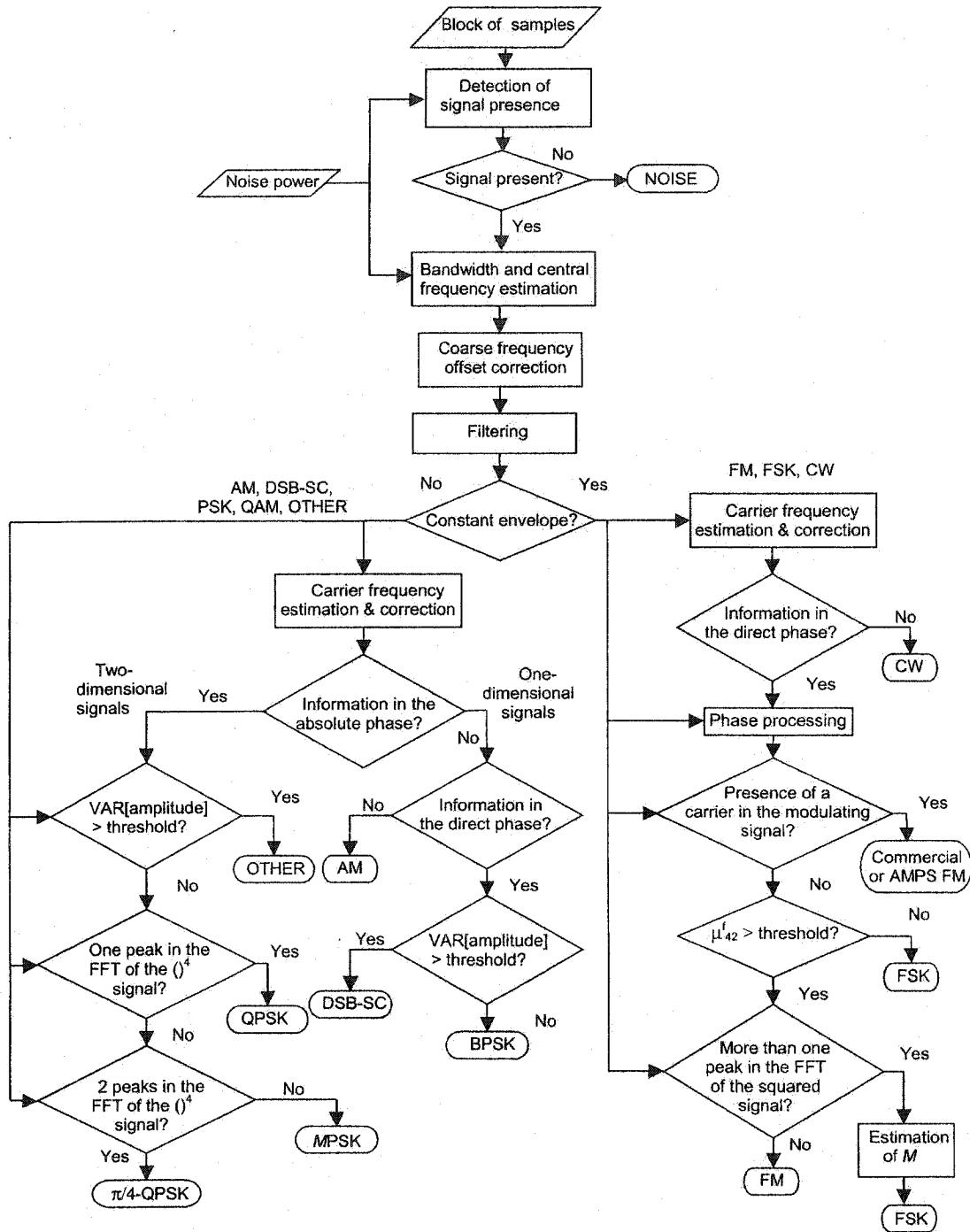


Figure 2.6 : Arbre de décision évolué pour modulations analogiques et numériques [DBP00].

2.3.3 Classificateurs à réseaux de neurones artificiels

Les réseaux de neurones artificiels (ANN) sont des structures de traitement d'information composées de simples processeurs interconnectés par des canaux de communication transportant des données numériques. Chaque processeur implémente un calcul ou une fonction locale.

Depuis le milieu des années 1980, des algorithmes de ANN sophistiqués ont été développés pour diverses applications. Entre autres, des classificateurs robustes aux distorsions des données d'entrée ont été développés. L'utilisation de ces algorithmes est donc intéressante pour la AMR. Les sections suivantes présentent quelques-uns des plus récents articles.

2.3.3.1 Classificateur ANN hiérarchique

Kremer et Shiels [KS97] proposent l'utilisation d'un réseau de neurones artificiels pour la AMR. Le travail effectué est une continuité de la recherche entamée par Ghani et Lamontagne [GL93]. Un total de 21 caractéristiques est utilisé lors du processus de classification, cette étape étant effectuée par un "multi-layer perceptron" (MLP) possédant une couche cachée. L'utilisation d'autres réseaux de neurones artificiels permet ensuite la détermination exacte du type de modulation.

Les modulations identifiées sont AM, FM, ASK, QPSK, BPSK, 1-FSK, 2-FSK et CW pour un SNR variant de 5 dB à 25 dB. Le taux de réussite se situe entre 82% et 100% dans la plupart des cas et est de 33% et 61% pour les types CW et 2-FSK respectivement.

Un MLP est également utilisé dans [WN01] pour la reconnaissance de dix types de modulations : 2-ASK, 4-ASK, BPSK, QPSK, 2-FSK, 4-FSK, 16-QAM, V.29¹, V.32² et 64-QAM. Les éléments discriminants sont des paramètres statistiques et des paramètres spectraux utilisés dans [AN98]. Une performance supérieure à 89% est démontrée à un SNR de -5 dB.

¹ Norme internationale du CCITT "CCITT Modem Recommendation V.29" (9600-bps four wire full-duplex modems similar to Bell 209 for leased lines).

² Norme internationale du CCITT "CCITT Modem Recommendation V.32" (9600/4800 bps full-duplex modems for switched or leased facilities).

2.3.3.2 Classificateur ANN basé sur les domaines temporel et fréquentiel

Un système de reconnaissance de modulation analogique et numérique est présenté par Nandi et Azzouz dans [AN98]. La classification requiert le calcul de plusieurs paramètres, certains d'entre eux faisant appel aux statistiques du signal traité. Cette approche fait appel à trois réseaux artificiels de neurones tel qu'illustré à la figure 2.7.

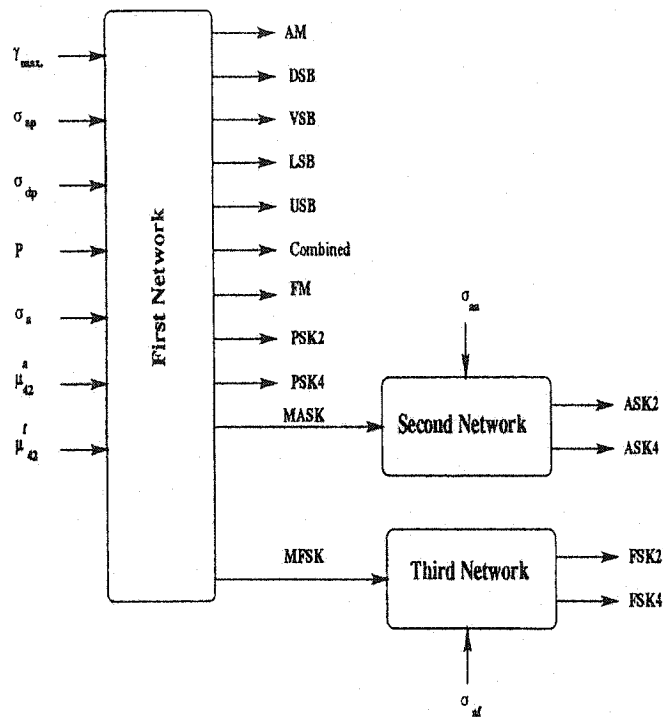


Figure 2.7 : Réseau de neurones artificiels pour modulations analogiques et numériques [AN98].

Ici, γ_{\max} représente la valeur maximale du carré de la DFT (“Discrete Fourier Transform”) de l’amplitude normalisée, σ sont des écarts types de phase, d’amplitude ou de fréquence instantanée et μ_{a2}^a et μ_{a2}^f sont respectivement les coefficients de kurtose de l’amplitude et de l’enveloppe.

Le premier réseau fait la distinction des types de modulation mais non l’estimation du nombre de niveaux des modulations d’amplitude MASK et de fréquence MFSK. Le second réseau sert à distinguer la modulation 2-ASK du 4-ASK, alors que le

troisième fait la distinction entre les modulations 2-FSK et 4-FSK. Un taux de réussite d'au-delà de 96% est réalisé avec un SNR de 15 dB.

2.3.3.3 Classificateur ANN basé sur les domaines fréquentiel

Un algorithme de reconnaissance de modulation fonctionnant en présence de plusieurs signaux mélangés au récepteur est présenté dans [MXL98]. Cette méthode a recours à une modélisation autorégressive (AR) et à un réseau de neurones pour l'identification.

La modélisation AR extrait les paramètres de fréquence instantanée et de largeur de bande pour chaque signal devant être distingué de l'onde reçue. Un réseau de neurones comprenant deux couches agit ensuite comme classificateur.

Les types de modulation distingués sont le BFSK, le BPSK et le CW. Un taux de reconnaissance moyen de 83% est obtenu pour des SNRs variant de 5 dB à 25 dB. Lorsque le SNR est inférieur à 10 dB, le taux de reconnaissance chute à moins de 70%.

2.3.4 Classificateur basé sur des moments ou corrélations d'ordre supérieur

Les signaux de communication possèdent une périodicité cachée induite, entre autres, par la modulation et le codage de la source émettrice. L'utilisation de corrélations d'ordre supérieur est un des moyens utilisés pour mettre en évidence cette périodicité dépendante de la modulation modulant le signal [SB98]. Un avantage de cette méthode est qu'elle est robuste à un décalage fréquentiel [BW98].

2.3.4.1 Classificateur hiérarchique

Une méthode simple et robuste au décalage de phase et de fréquence faisant appel à des cumulants de quatrième ordre est présenté dans [SS00]. Ces statistiques, pouvant être actualisées de façon récursive, caractérisent la forme de la distribution des données bruitées en phase et en quadrature. Comme le montre la figure 2.8, la classification se fait de façon hiérarchique.

Les statistiques utilisées sont des cumulants définis par :

$$\begin{aligned}
 C_{20} &= E[y^2(n)] \\
 C_{40} &= \text{cum}[y(n), y(n), y(n), y(n)] \\
 C_{41} &= \text{cum}[y(n), y(n), y(n), y^*(n)] \\
 C_{42} &= \text{cum}[y(n), y(n), y^*(n), y^*(n)]
 \end{aligned}
 \tag{2.29}$$

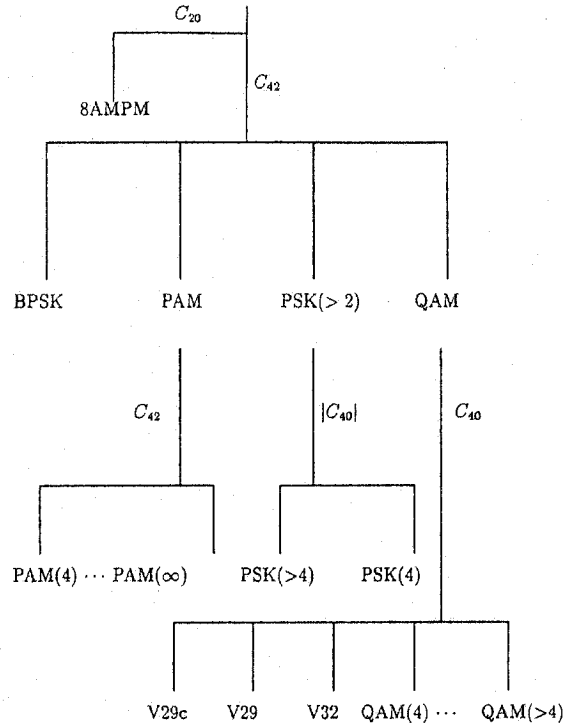


Figure 2.8 : Schéma du classificateur hiérarchique basé sur des statistiques d'ordre supérieur [SS00].

Pour des variables aléatoires de moyenne nulle,

$$\text{cum}(w, x, y, z) = E(wxyz) - E(wx)E(yz) - E(wy)E(xz) - E(wz)E(xy) \tag{2.30}$$

Dans un environnement synchronisé et cohérent, la distinction des types de modulation BPSK, 4-PAM, QAM(4,4) et 8-PSK est effectuée avec un taux de réussite de 98% pour 500 échantillons et un SNR de 5 dB. Le classificateur hiérarchique exhibe un taux supérieur à 88% pour la distinction des modulations BPSK, 4-PAM, 4-PSK, 8-PSK, V.32, V.29, QAM(4,4) et V.29c utilisant 1000 échantillons à un SNR de 10 dB. Le seul problème de classification observé se produit entre les signaux V.29 et QAM(4,4).

2.3.4.2 Classificateur de modulation à porteuse simple et multiples

L'article présenté dans [Akm99] a pour but la présentation d'une méthode de discrimination des modulations à porteuse simple et multiple. Plus précisément, le problème est de distinguer entre des signaux OFDM ("Orthogonal Frequency Division Multiplexing") et des signaux à modulation numérique linéaire.

Le détecteur proposé fait usage de cumulants de quatrième ordre, ceux-ci étant nuls pour des signaux OFDM et non-nuls pour des modulations à porteuse simple. Les simulations ont été effectuées à des SNRs de 0 dB et 10 dB. Les types de modulation différenciés sont : BPSK, QPSK, 8-PSK, 16-QAM, 32-QAM, 64-QAM et 256-QAM de 32-OFDM. Dans le pire cas, la probabilité de détection est de 99% pour la différenciation de 256-QAM et 32-OFDM.

2.3.4.3 Classificateur basé sur des moments de 2^e et 4^e ordre

Le Martret et Boiteau [LB97] présentent une approche basée sur la reconnaissance de tendance statistique. Le système est avant tout une optimisation de celui exposé dans [LB96]. Les types de modulation traités sont le 4-PSK et le 16-QAM.

Le critère de discrimination utilisé est une combinaison de moments de second et quatrième ordre et l'on utilise un modèle stationnaire du signal reçu. Un pourcentage de classification de 99% est démontré pour un SNR de 0 dB et en n'utilisant que 500 symboles.

Une méthode de classification employant la relation entre les moments de 2^e et 4^e ordre et la puissance du signal et du bruit est présenté dans [DWW02]. Les simulations, effectuées dans un environnement cohérent, impliquent 256 échantillons du signal. La distinction des modulations BPSK, 4-ASK, 16-QAM et 8-PSK résulte en un taux de classification de 100% à un SNR de 10 dB. Ce taux est atteint à un SNR de 6 dB pour l'identification des types BPSK, QPSK et 8-PSK.

2.3.4.4 Classificateur à corrélation d'ordre supérieur

Beidas et Weber [BW98] proposent une approche pour la classification non-synchronisé de signaux MFSK. Celle-ci utilise des mesures faites à l'aide de corrélations d'ordre supérieur (HOC) insensibles à un décalage fréquentiel.

Les simulations effectuées ont pour fin d'établir la perte de performance engendrée par ce manque de synchronisme du récepteur. Cette perte s'avère être minimale dans la plupart des cas (moyenne inférieure à 1 dB). Une probabilité de classification correcte supérieure à 93% est démontrée à un SNR de 10 dB. Les modulations impliquées sont 32-FSK, 64-FSK et 128-FSK.

2.3.5 Autres approches proposées

2.3.5.1 Classificateur utilisant la transformée par ondelettes

Hong et Ho élaborent dans [HH99] une méthode de classification basée sur la *transformée par ondelettes* ("wavelet transform"). Puisque les signaux à modulation numérique possèdent différentes propriétés en amplitude, en phase et en fréquence, la transformée par ondelettes est utilisée pour extraire cette information et procéder à l'identification par de simples méthodes. Le diagramme de la figure 2.9 résume la méthode d'identification.

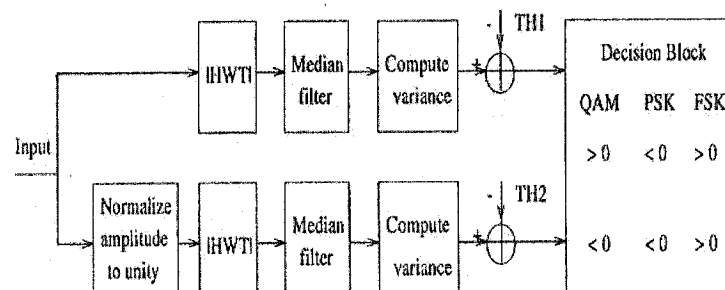


Figure 2.9 : Schéma bloc du classificateur de modulations numériques [HH99]. $|HWT|$ est le module de la transformée par ondelettes de Haar.

Lors des simulations, on suppose la connaissance du CNR et la puissance du bruit (blanc et Gaussien). Les types de modulations numériques identifiés sont 16-QAM, QPSK et QFSK avec un taux de réussite supérieur à 97% pour un CNR d'au moins 5 dB.

Similairement, l'algorithme de classification présenté dans [CLC00] fait appel à la transformée par ondelettes en temps continu et la méthode de codage linéaire prédictif (LPC). En effet, les coefficients des ondelettes, indiquant les variations de fréquence et de phase, sont premièrement obtenus du signal modulé. Les coefficients LPC, obtenus du

modèle LPC des coefficients des ondelettes, servent ensuite de paramètres de classification.

Les types de modulation impliqués sont le BPSK, le QPSK et le FSK. L'algorithme fait aussi la reconnaissance du bruit. Un taux de réussite de 93% est établi pour un SNR de 7 dB. À un SNR de 15 dB, le taux de classification est parfait.

2.3.5.2 Classificateur basé sur la forme de la constellation

Mobasseri [Mob99, Mob00] s'intéresse au problème de classification par l'utilisation de la forme de constellation pour la reconnaissance de modulations numériques. On utilise tout d'abord l'algorithme de regroupement *c-means flou* pour retrouver de façon robuste une constellation inconnue. La constellation ainsi reconstruite est comparée à une librairie de constellations en utilisant le critère de maximum de vraisemblance. Ces étapes sont illustrées aux figures 2.10 et 2.11.

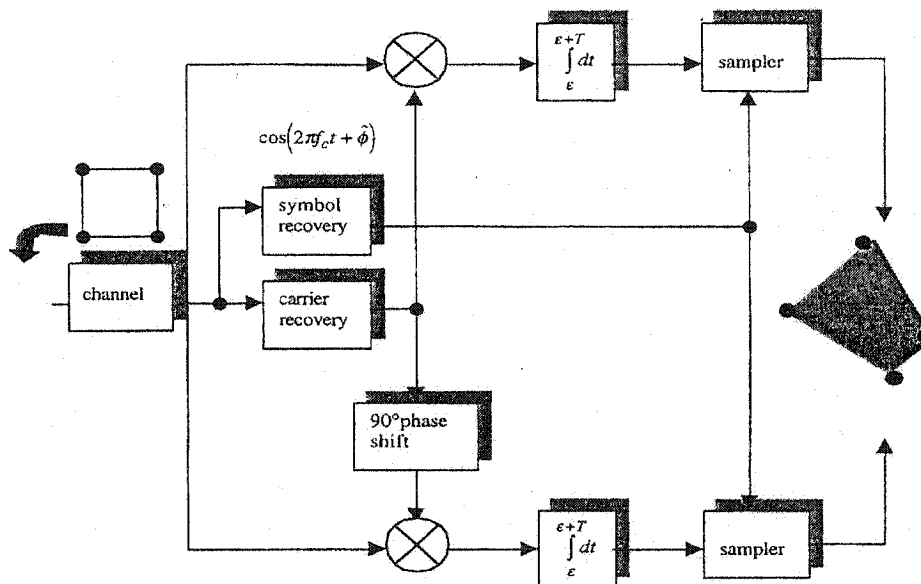


Figure 2.10 : Classification par reconnaissance de constellation de signaux [Mob99, Mob00].

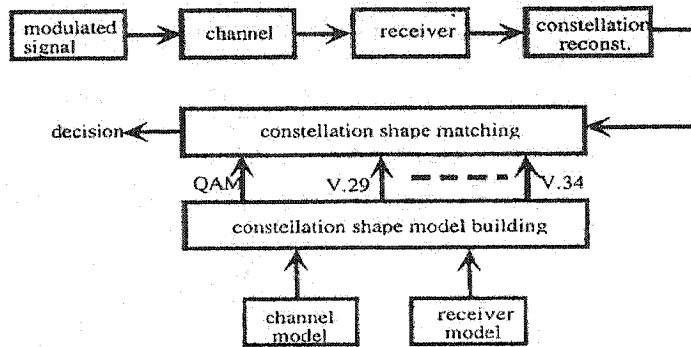


Figure 2.11 : Classificateur de modulations numériques basé sur la forme de la constellation [Mob99, Mob00].

Cet algorithme fait la distinction à 93% entre les modulations 8-PSK et V.29(fallback) pour un SNR de 0 dB. Un taux de réussite excédant 90% est démontré pour les types QPSK, 8-PSK et 16-QAM à un SNR supérieur ou égal à 5 dB. Des simulations réalisées lorsqu’une erreur de phase est introduite affichent bien la robustesse de cet algorithme (93% pour un SNR de 3 dB).

2.3.5.3 Classification basée sur les chaînes de Markov cachées

Un classificateur de modulation basé sur l’utilisation d’une chaîne de Markov cachée (“Hidden-Markov-Model” (HMM)) est proposé dans [SKK97]. Cette approche n’implique aucune connaissance préalable des paramètres de modulation et de transmission. Des caractéristiques sont générées à partir du spectre estimé de la transformation d’ordre m du signal reçu. Les lignes spectrales du spectre observé étant dépendantes du type de modulation employé, une série de vecteurs contenant des paramètres propres aux types de modulation sont générés. La classification de ces vecteurs est ensuite effectuée en utilisant différentes chaînes de Markov pour chaque type de modulation. Les modulations ASK, BPSK, QPSK, MSK, 2-FSK et CW sont identifiées avec un taux de réussite allant de 98% à 100% pour un SNR uniformément distribué de 3 dB à 30 dB.

2.4 Conclusions

Ce chapitre se veut une révision de la littérature publiée au cours des dernières années concernant la AMR. De nouvelles approches furent présentées alors que d'autres sont le résultat du développement d'approches existantes ou encore la généralisation des applications de ces dernières.

En général, il a été démontré que les classificateurs basés sur l'approche de reconnaissance statistique de tendance sont inaptes à offrir une bonne performance à faibles rapports signal-à-bruit. Cependant, ceux-ci peuvent habituellement identifier une plus grande variété de modulations. Les articles couverts démontrent également la performance supérieure exhibée par les classificateurs basés sur l'approche de décision théorique à faibles SNRs. Ces classificateurs peuvent cependant reconnaître un nombre réduit de types de modulation et possèdent un haut niveau de complexité.

Le chapitre suivant présente une revue de la modulation à phase continue (CPM) et de l'aspect de transmission radio de systèmes de télécommunications radio-mobiles AMRT, dont principalement le GSM.

Chapitre 3

Modulations à phase continue et signaux AMRT

Ce chapitre présente une revue des méthodes de modulation à phase continue et plus particulièrement, de la modulation par déplacement de phase à filtre gaussien (GMSK : *Gaussian Minimum Shift Keying*), employée par le système GSM pour la transmission de signaux AMRT (i.e. TDMA : *Time Division Multiple Access*). On introduit par la suite les caractéristiques techniques de trois systèmes de communication radio-mobiles employant la méthode d'accès multiple AMRT, soit les systèmes GSM, USDC (*US Digital Cellular*) et iDEN (*Integrated Digital Enhanced Network*).

3.1 Méthodes de modulations à phase continue (CPM)

3.1.1 Méthodes de modulation à phase continue

La modulation à phase continue CPM (Continuous Phase Modulation) est une méthode de modulation non-linéaire qui résulte en une trajectoire de phase continue. Conséquemment, cette continuité de phase des signaux CPM se traduit par une plus grande efficacité spectrale, c'est-à-dire par un lobe principal du spectre de puissance plus étroit et des lobes secondaires atténués [Sun86]. Il est important de noter que cette caractéristique n'est pas nécessairement obtenue avec tous les types de modulation linéaire. Par exemple, avec la modulation FSK, le signal modulé possède des fréquences distinctes où il y a translation de la porteuse par la quantité :

$$f_n = \frac{1}{2} \Delta f x_n \quad (3.1)$$

où $x_n = \pm 1, \pm 3, \dots, \pm(M-1)$. x_n est la séquence d'information de niveau M alors que Δf est la déviation de fréquence. Cependant, ce changement abrupte de la fréquence du signal modulé d'un instant à l'autre a pour effet de créer des lobes spectraux secondaires à l'extérieur de la bande spectrale du signal [Pro00].

L'expression générale des signaux CPM est donnée par :

$$s(t) = \sqrt{\frac{2E_s}{T_s}} \cos[2\pi f_c t + \phi(t; \bar{x}) + \phi_0] \quad (3.2)$$

où ϕ_0 est l'angle initial de la porteuse, T_s est la durée d'un symbole alors que le vecteur \bar{x} représente la séquence d'information. L'énergie par symbole, E_s , est définie par :

$$E_s = \int_0^{T_s} s^2(t) dt \quad (3.3)$$

$\phi(t; \bar{x})$ est la phase de la porteuse modulée par la séquence d'information :

$$\phi(t; \bar{x}) = 2\pi h \sum_{k=-\infty}^n x_k q(t - kT_s), \quad nT_s \leq t \leq (n+1)T_s \quad (3.4)$$

où h , l'indice de modulation, et $q(t)$ sont définis par :

$$h = \Delta f T_s \quad (3.5)$$

$$q(t) = \int_{-\infty}^t g(\tau) d\tau \quad (3.6)$$

$g(t)$ est une onde normalisée (ou signal élémentaire) de durée LT_s et d'énergie $E_s = 1/2$. La variation maximale de phase d'un intervalle à l'autre est de $(M-1)h\pi$. On retrouve donc plusieurs types de modulations CPM en raison de la flexibilité dans le choix de l'indice de modulation et de la fonction élémentaire $g(t)$. Le tableau 3.1 montre quelques familles de ces fonctions [AAS86]:

LRC (filtre à cosinus surélevé de durée L)	$g(t) = \begin{cases} \frac{1}{2LT_s} \left[1 - \cos\left(\frac{2\pi t}{LT_s}\right) \right], & 0 \leq t \leq LT_s \\ 0 & \text{ailleurs} \end{cases}$
TFM (Modulation de fréquence adoucie)	$g(t) = \frac{1}{8} [g_0(t - T_s) + 2g_0(t) + g_0(t + T_s)]$ $g_0(t) \approx \frac{1}{T_s} \left[\frac{\sin\left(\frac{\pi t}{T_s}\right)}{\frac{\pi t}{T_s}} - \frac{\pi^2}{24} \frac{2 \sin\left(\frac{\pi t}{T_s}\right) - \frac{2\pi t}{T_s} \cos\left(\frac{\pi t}{T_s}\right) - \left(\frac{\pi t}{T_s}\right)^2 \sin\left(\frac{\pi t}{T_s}\right)}{\left(\frac{\pi t}{T_s}\right)^3} \right]$
LSRC (Impulsion rectangulaire de fréquence de longueur L)	$g(t) = \frac{1}{LT_s} \frac{\sin\left(\frac{2\pi t}{LT_s}\right) \cos\left(\beta \frac{2\pi t}{LT_s}\right)}{\frac{2\pi t}{LT_s} \left[1 - \left(\frac{4\beta}{LT_s} t\right)^2 \right]}, \quad 0 \leq \beta \leq 1$
LREC (Impulsion rectangulaire de longueur L)	$g(t) = \begin{cases} \frac{1}{2LT_s}, & 0 \leq t \leq LT_s \\ 0 & \text{ailleurs} \end{cases}$

Tableau 3.1: Ondes (signaux élémentaires) fréquemment utilisées en modulation CPM.

Les équations (3.4) et (3.6) démontrent que même si l'onde $g(t)$ possède des discontinuités (classe de modulation LREC par exemple), l'intégration de celle-ci résulte en une fonction continue. Les modulations CPM ont donc une mémoire introduite par la continuité de la phase. De la mémoire additionnelle est introduite lorsque la durée de l'onde $g(t)$ est supérieure à T_s secondes. Dans le cas échéant, le système de modulation possède une réponse dite totale ("full response system") [Pro00].

Une autre caractéristique importante des modulations CPM est que celles-ci possèdent une enveloppe constante. Un amplificateur de puissance peut donc fonctionner dans un état de saturation sans introduire une distorsion significative [Meh97]. Cette propriété, combinée à une efficacité spectrale, fait de ce type de modulation un choix adéquat dans un contexte de communications cellulaires sans fil.

La section suivante traite de la modulation adoptée par le système GSM, soit la modulation GMSK.

3.1.2 Modulation par déplacement minimal de phase (MSK)

La modulation par déplacement minimal de phase (MSK) fait partie de la classe des modulations de fréquence à phase continue (CPFSK) binaires ($M = 2$). Les modulations CPFSK sont un sous-groupe des modulations CPM faisant appel au type d'onde 1REC, i.e. onde rectangulaire de durée $T_s = 1$ symbole. La durée de l'onde $g(t)$ est donc égale à un intervalle de symbole T_s . La figure 3.1 illustre la fonction élémentaire $g(t)$ ainsi que la fonction $q(t)$ correspondante.

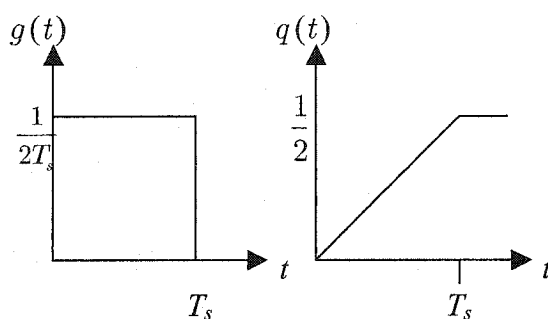


Figure 3.1 : Ondes (signaux élémentaires) 1REC (fonction rectangulaire de durée T_s).

La modulation MSK possède un indice de modulation $h = 0.5$. Le signal modulé oscille à deux fréquences distantes de $\Delta f = 1/2T_s$ Hz. Cette valeur est la limite de la condition d'orthogonalité entre deux signaux sur un intervalle de temps T_s . De cette propriété découle le nom "Minimum Shift Keying". La densité spectrale de puissance de la modulation MSK est illustrée à la figure 3.2 :

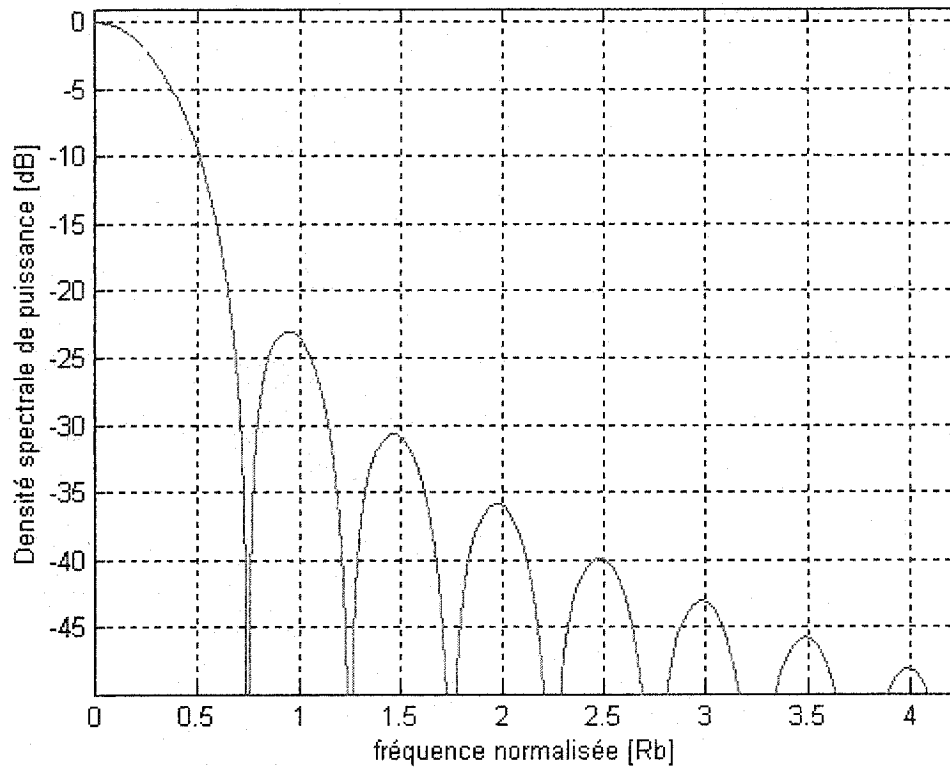


Figure 3.2 : Densité spectrale de puissance de l'enveloppe complexe de la modulation MSK [Cou00]. R_b est le débit de bits normalisé.

La largeur de bande de la modulation MSK est restreinte mais inadéquate dans un environnement radio-moblie où la puissance irradiée dans un canal adjacent doit être atténuée de 60 à 80 dB [HM81].

3.1.3 Modulation par déplacement de phase à filtre gaussien (GMSK)

Hirade et Murota [HM79] introduisent la modulation GMSK en 1979. Celle-ci est une variante de la modulation MSK de par l'insertion d'un filtre passe-bas gaussien avant l'étape de modulation MSK. Ce filtre gaussien possède une largeur de bande étroite à décroissance rapide permettant l'élimination des composantes à hautes fréquences. La réponse impulsionnelle du filtre gaussien est donnée par :

$$h(t) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma T_s}} e^{\frac{-t^2}{2\sigma^2 T_s^2}} \quad (3.7)$$

avec

$$\sigma = \frac{\sqrt{\ln(2)}}{2\pi BT_s} \quad (3.8)$$

B est la largeur de bande 3-dB du filtre alors que σ est une variable dépendante du produit BT_s du filtre, ce dernier pouvant être varié. En prenant la réponse du filtre à une impulsion rectangulaire de durée T_s , centrée à l'origine, nous obtenons la fonction $g(t)$ suivante :

$$g(t) = \frac{1}{2T_s} \left\{ Q \left[\frac{2\pi B \left(t - \frac{T_s}{2} \right)}{\sqrt{\ln 2}} \right] - Q \left[\frac{2\pi B \left(t + \frac{T_s}{2} \right)}{\sqrt{\ln 2}} \right] \right\}, \quad 0 \leq BT_s \leq \infty \quad (3.9)$$

où $Q(\cdot)$ est la fonction Q de Marcum généralisée définie par :

$$Q(t) = \int_t^{\infty} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-x^2/2} dx \quad (3.10)$$

La fonction $g(t)$ du filtre gaussien est illustrée à la figure 3.3 pour différentes valeurs du produit BT_s . On remarque qu'avec un produit BT_s de 0.3 (i.e. largeur de bande normalisée), la durée d'un bit sera étendue sur environ 3 bits, introduisant ainsi de l'interférence intersymbole mais de façon contrôlée. L'ajout d'interférence intersymbole réduit donc la largeur de bande mais augmente la complexité de détection au récepteur.

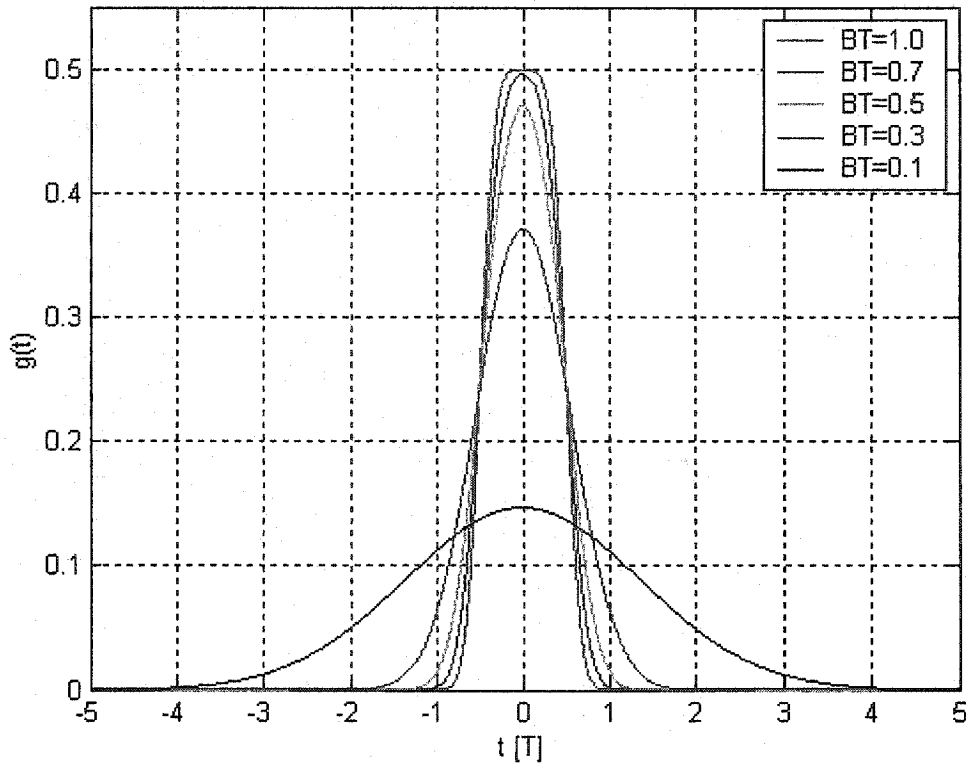


Figure 3.3 : Réponse impulsionnelle du filtre gaussien pour différentes valeurs de BT .

L'effet du filtre passe-bas gaussien est constaté à la figure 3.4 en observant la trajectoire de phase d'un signal MSK et GMSK. On note que le filtre gaussien adoucit les changements abruptes de phase de la modulation MSK. Cela a pour effet de *stabiliser* les variations de la fréquence instantanée dans le temps et ainsi réduire le niveau des lobes secondaires dans le spectre transmis. Cette propriété est observable à la figure 3.5 où est illustrée la densité spectrale de puissance de la modulation GMSK à un produit $BT_s = 0.3$.

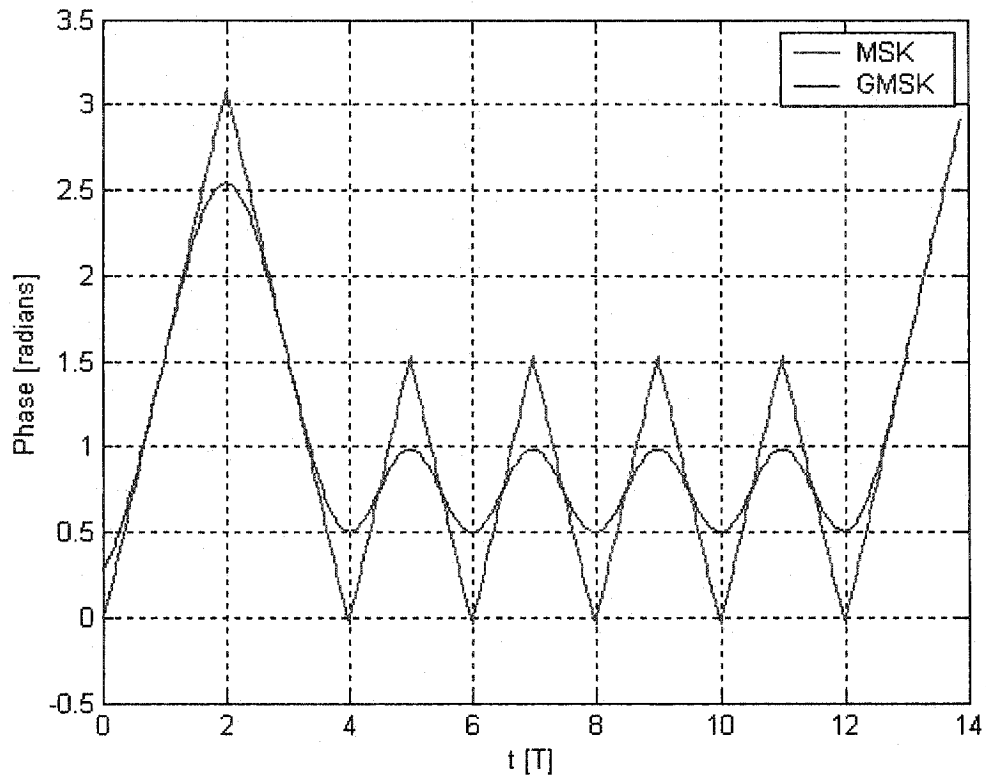


Figure 3.4 : Trajectoire de phase d'un signal MSK et GMSK correspondant à la séquence d'information $x = [1 1 0 0 1 0 1 0 1 0 1 1]$.

La modulation GMSK est très répandue dans les normes de télécommunications sans fil d'aujourd'hui. Notamment, elle est implémentée dans les systèmes DECT ("Digital European Cordless Telephone"), CDPD ("Cellular Digital Packet Data") et GSM. Plus particulièrement, le système GSM fait usage de la modulation GMSK avec un indice de modulation $h = 0.5$ et un produit BT_s de 0.3. Ce choix est un compromis entre l'efficacité spectrale, la complexité de démodulation et le taux d'erreurs par symbole [Meh97].

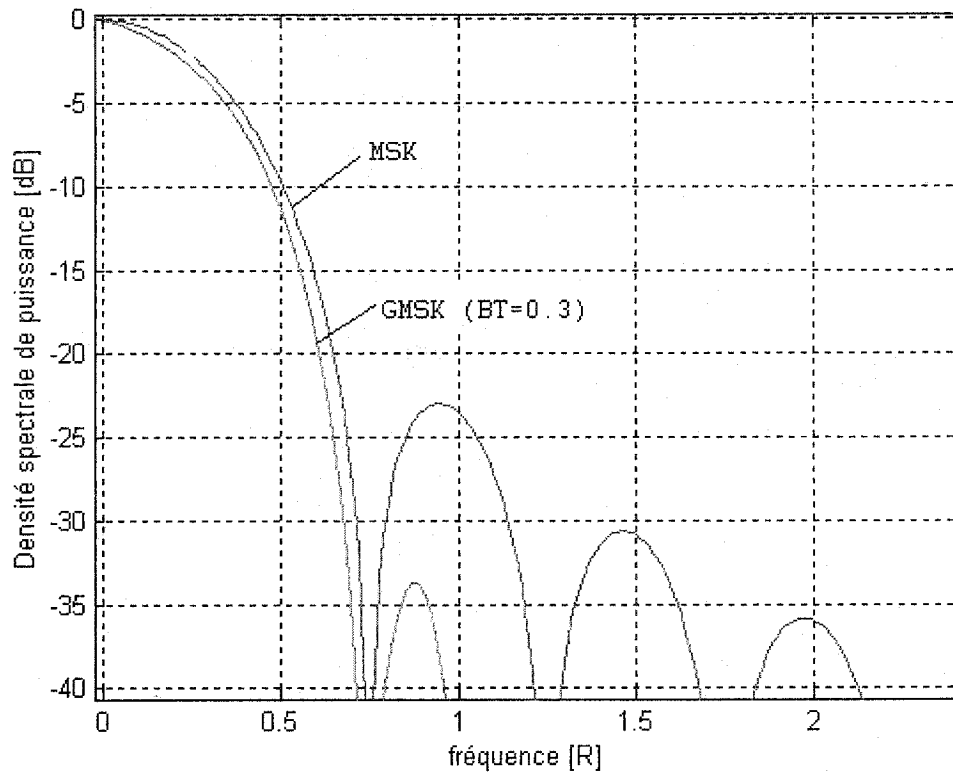


Figure 3.5 : Densité spectrale de puissance des modulations MSK et GMSK.

3.2 Description des systèmes radio-mobiles AMRT

3.2.1 Description du système GSM

3.2.1.1 Introduction au système GSM

Le déploiement commercial du système paneuropéen GSM s'est amorcé en 1991. La création de ce système débuta dès 1982 par la formation du Groupe Spécial Mobile (l'acronyme GSM se référait initialement à ce groupe) par la Conférence Européenne des Administrations des Postes et des Télécommunications (CEPT). En 1989, les responsabilités de la création du système ont été transférées au groupe ETSI ("European Telecommunications Standards Institute") [Goo97].

Le principal objectif technique de la conception du système GSM était de permettre un déplacement sans contraintes entre les pays d'Europe puisque les systèmes analogiques de télécommunications sans fil implantés au début des années 1980 étaient

incompatibles d'un pays à l'autre. Une autre spécification démarquant le système GSM des autres systèmes de l'époque est que celui-ci est purement numérique. Par exemple, le système TDMA nord-américain fonctionne en coexistence avec le système analogique AMPS ("Advanced Mobile Phone Service") [HSJ98].

L'architecture du système GSM est un réseau composé essentiellement de trois sous-systèmes : le sous-système réseau, le sous-système radio ainsi que le sous-système de support d'opération. Un schéma détaillé de l'architecture du système se trouve dans [Meh97]. La présente thèse portant essentiellement sur l'aspect de transmission radio du GSM, la description du réseau, de ses composantes et de ses protocoles sera par conséquent omise. Les sections suivantes décriront donc les éléments de l'interface radio du système GSM.

3.2.1.2 Description des canaux physiques

Le système GSM a initialement été conçu pour utilisation en Europe mais celui-ci est maintenant utilisé à travers le monde. Le tableau 3.2 indique le spectre d'opération mondial du GSM.

Standard	Type	Bande de fréquence (MHz)
Européen	GSM 450	450.4 - 457.6 460.4 - 467.6
	GSM 480	478.8 - 486 488.8 - 496
Européen	GSM 850	824 - 849 869 - 894
Européen	GSM 900	890-915 935-960
Européen	GSM 1800	1710-1785 1805-1885
Nord-Américain	GSM 1900	1850-1910
		1930-1990

Tableau 3.2 : Bandes de fréquences du système GSM.

Le système GSM utilise deux bandes de fréquence de 25 MHz espacées d'une distance variable selon le système d'opération (85 MHz pour GSM 1900 et 45 MHz pour GSM 900). La bande de fréquences basses sert à la transmission du terminal mobile à la station

de base, i.e. liaison montante (“uplink”), alors que la bande haute est utilisée pour la transmission de la station de base au terminal mobile, i.e. liaison descendante (“downlink”), c’est-à-dire en duplexage en fréquence (FDD). Ces bandes de fréquences sont divisées en 125 porteuses ayant chacune une largeur de bande de 200 kHz. Cependant, pour des raisons d’interférence, la première porteuse n’est pas utilisée, signifiant qu’un total de 124 porteuses est disponible pour la transmission radio-mobile [Goo97].

La méthode d’accès multiple utilisée est une combinaison d’accès multiple à répartition dans le temps (TDMA) et d’accès multiple à répartition de fréquence (FDMA). Chaque canal d’une largeur de bande de 200 kHz peut supporter 8 utilisateurs dans le domaine temporel. Un canal physique du système GSM 900 est illustré à la figure 3.6.

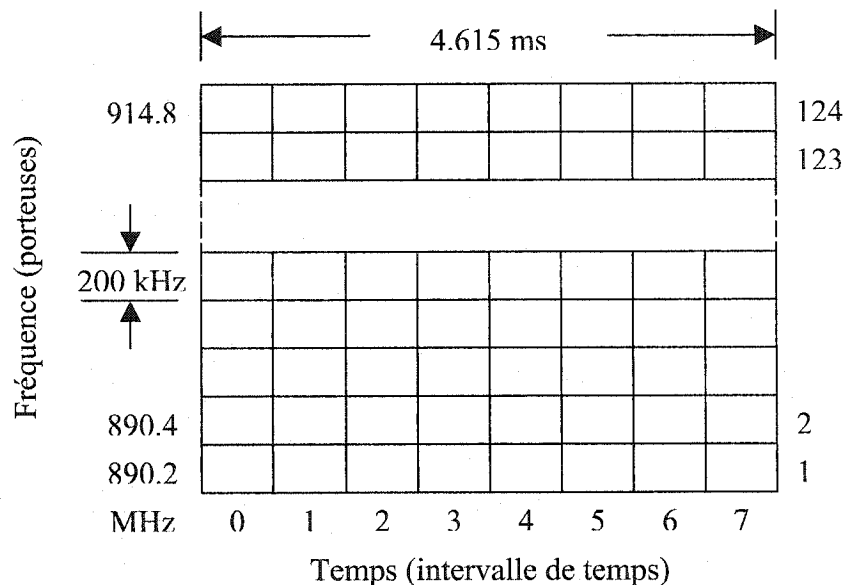


Figure 3.6 : Canal physique du système GSM 900.

L’organisation de la trajectoire montante est dérivée de la trajectoire descendante mais avec un décalage temporel de 3 intervalles de temps. Plus précisément, le décalage est de 3 intervalles de temps moins une correction temporelle causée par la différence des délais de propagation entre les liaisons montantes et descendantes des unités mobiles et la station de base. Cette correction temporelle varie selon la longueur des trajets de propagation. La relation entre les trajectoires est illustrée à la figure 3.7. Cet

arrangement des trames montantes et descendantes évite à l'unité mobile de transmettre et de recevoir des signaux simultanément et facilite également son implémentation [MP92].

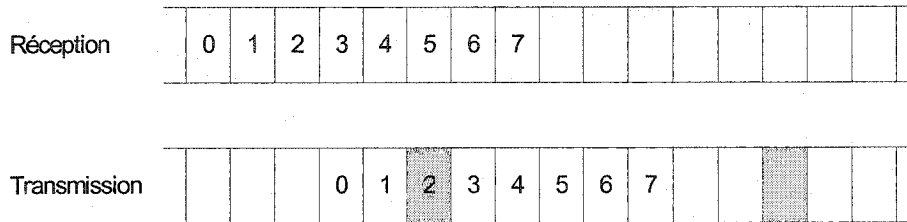


Figure 3.7 : Relation entre les trajectoires (montante ou descendante) du GSM.

Tel qu'indiqué à la figure 3.6, la durée d'une trame GSM est de 4.615 ms. Cette valeur est dérivée de la multitrame de trafic de durée 120 ms contenant 26 trames ($4.615 = (120 / 26)$). De tous les systèmes personnels de télécommunication, le système GSM possède une des structures de synchronisation temporelle les plus élaborées [Goo97]. Le système définit des intervalles de temps allant d'une durée de 900 ns (un quart d'un bit) jusqu'à une durée de 3 h 28 m 53.76 s (hypertrame). Les figures 3.8 et 3.9 illustrent ces intervalles de temps définis par le système GSM.

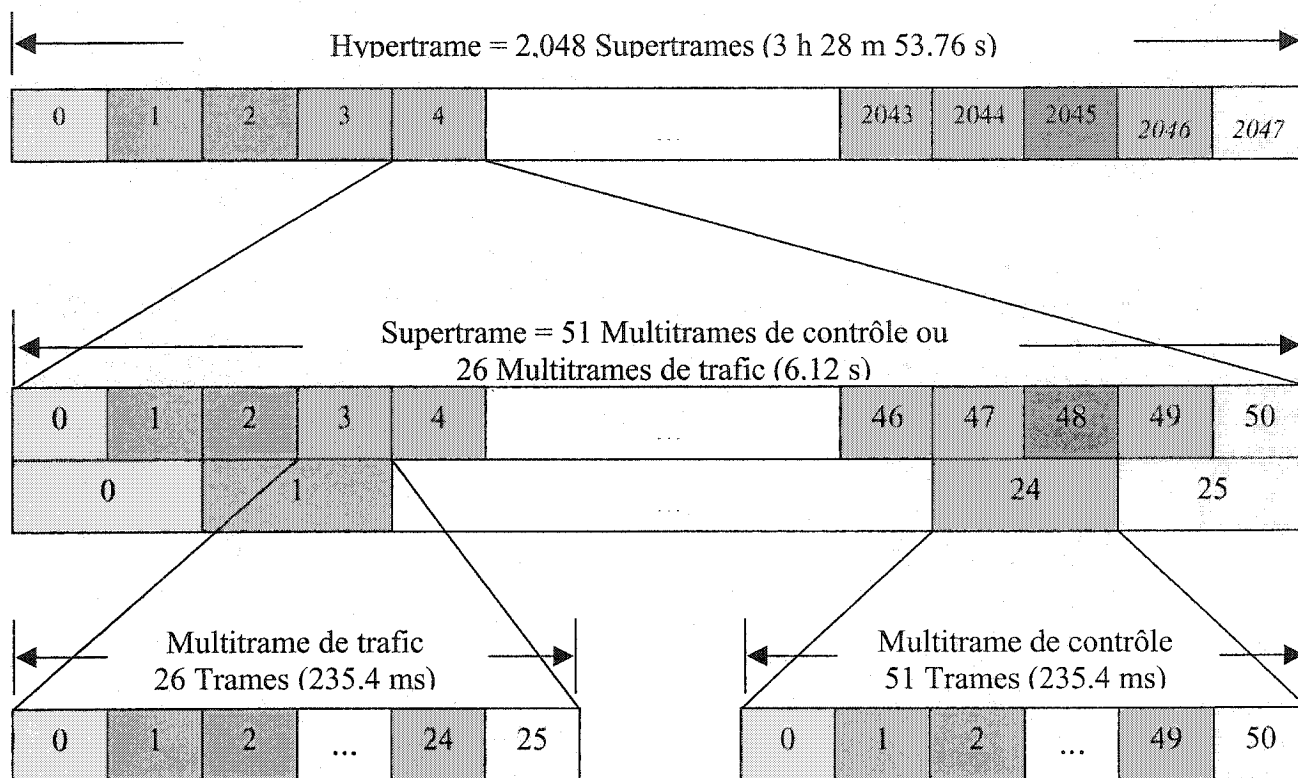


Figure 3.8 : Intervalles de temps du GSM (multitrames, supertrames et hypertrame).

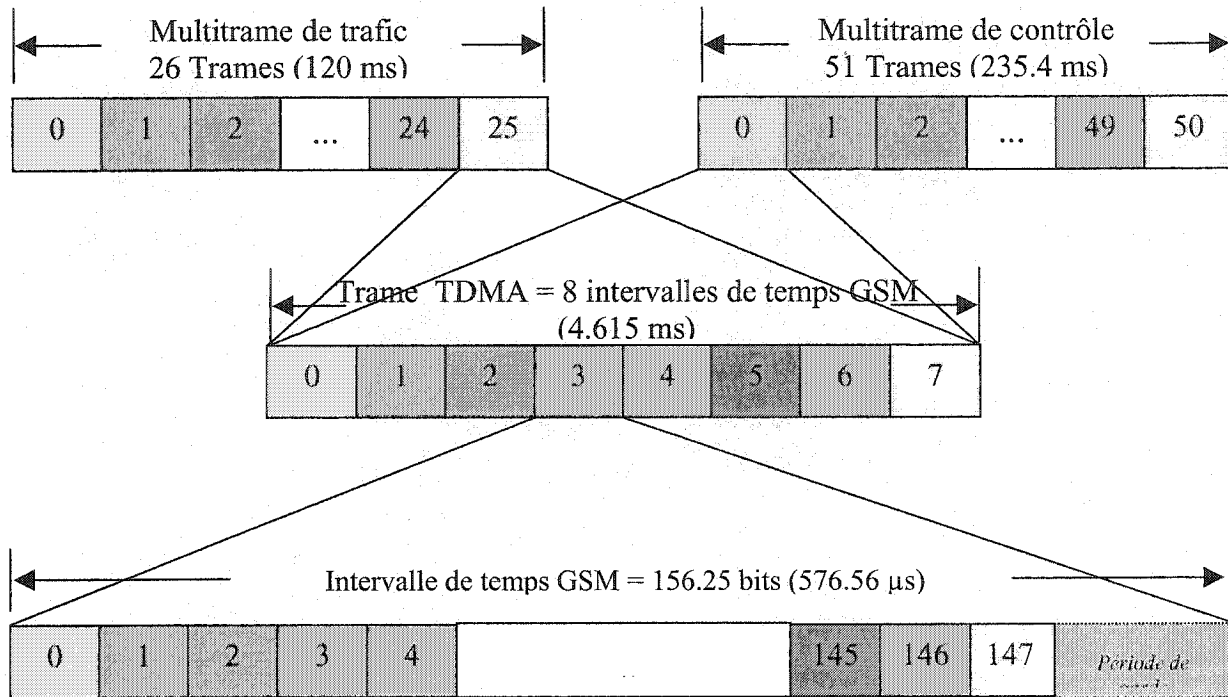


Figure 3.9 : Intervalles de temps du GSM (intervalles de temps, trames et multitrames).

Tel qu'illustré à la figure 3.9, un intervalle de temps (ou *burst*) GSM a une durée de 156.25 bits. On peut donc calculer le débit de bits, R_b , du GSM de la façon suivante [Goo97]:

$$R_b = \frac{26 \text{ trames/multiframe}}{120 \text{ ms/multiframe}} * 8 \frac{\text{intervalles}}{\text{trame}} * 156.25 \frac{\text{bits}}{\text{intervalle}} \quad (3.11)$$

$$R_b = 270.83 \text{ kbits/s}$$

Comme mentionné au début de ce chapitre, le système GSM utilise la modulation GMSK caractérisée par un produit $BT_s = 0.3$. Tel que montré à la figure 3.6, le filtre passe-bas gaussien limite la largeur de bande de chaque porteuse à 200 kHz. Il en résulte alors une efficacité spectrale de modulation, η , de :

$$\eta = \frac{270.83 \text{ kbits/s}}{200 \text{ kHz}} = 1.35 \frac{\text{b/s}}{\text{Hz}} \quad (3.12)$$

Cette valeur est supérieure au système AMPS (0.33 b/s/Hz, canal de contrôle numérique) mais inférieure à l'efficacité de modulation du système USDC à 1.62 b/s/Hz [Goo97].

3.2.1.3 Description des canaux logiques

L'information échangée entre la station de base et le terminal mobile peut consister en des données de l'utilisateur (voix numérisée, données) ou des signaux (ou données) de commande. Différents canaux logiques, représentant le type de données transmises à travers les canaux physiques, sont utilisés selon le type d'information transmise. Ces canaux logiques sont divisés en deux catégories, soient les canaux TCH ("Traffic Channel") et les canaux de commande. Les canaux logiques TCH transportent les données de l'utilisateur telle la voix alors que les canaux logiques de commande supportent les données de signalement ou de synchronisation [Meh97].

Un intervalle de temps GSM a une durée de 156.25 bits, mais le regroupement et la signification de ces bits sont cependant associés au canal logique emprunté. Par exemple, le canal logique TCH et plusieurs autres canaux logiques de commande empruntent la structure d'intervalle de temps normal illustré à la figure 3.10.

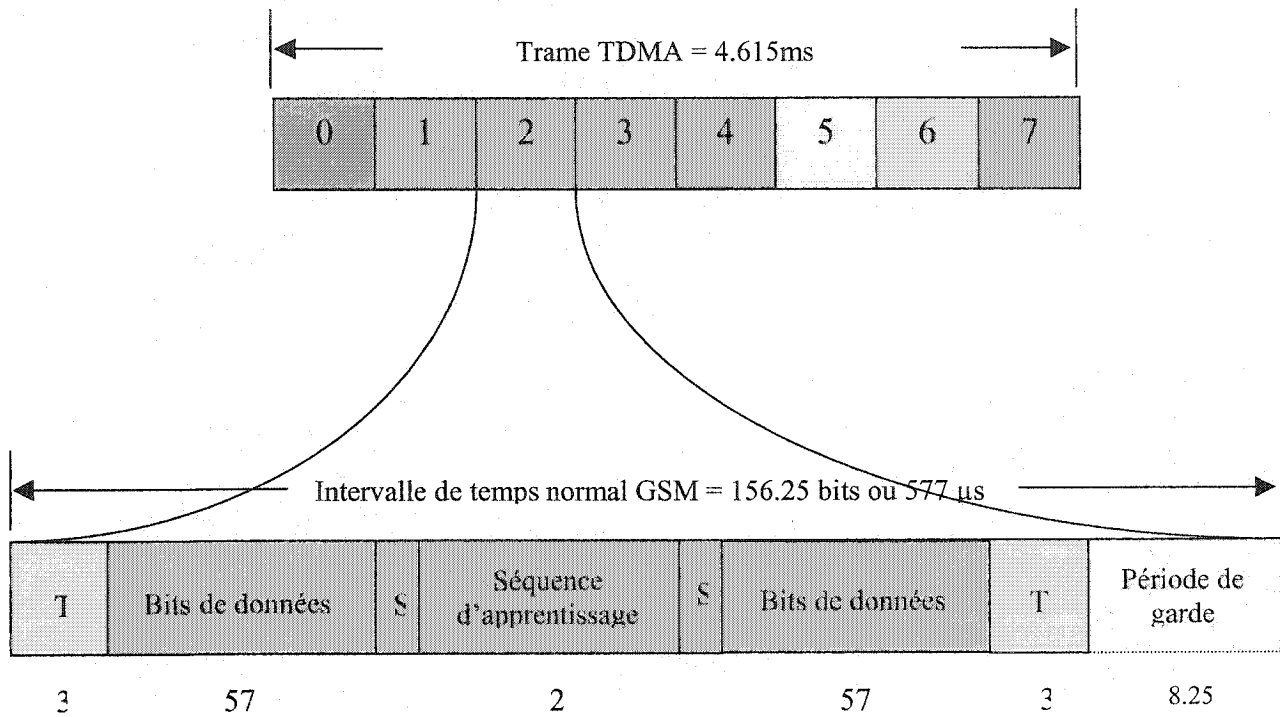


Figure 3.10 : Intervalle de temps normal GSM. Le bloc T représente trois bits mis à zéro placés au début et à la fin de l'intervalle de temps alors que le bit S représente un fanion. La période de garde permet de compenser pour la différence de temps de propagation entre l'unité mobile et la station de base.

Il existe également trois autres types d'intervalles de temps servant aux canaux logiques de commande. La figure 3.11 illustre leur structure.

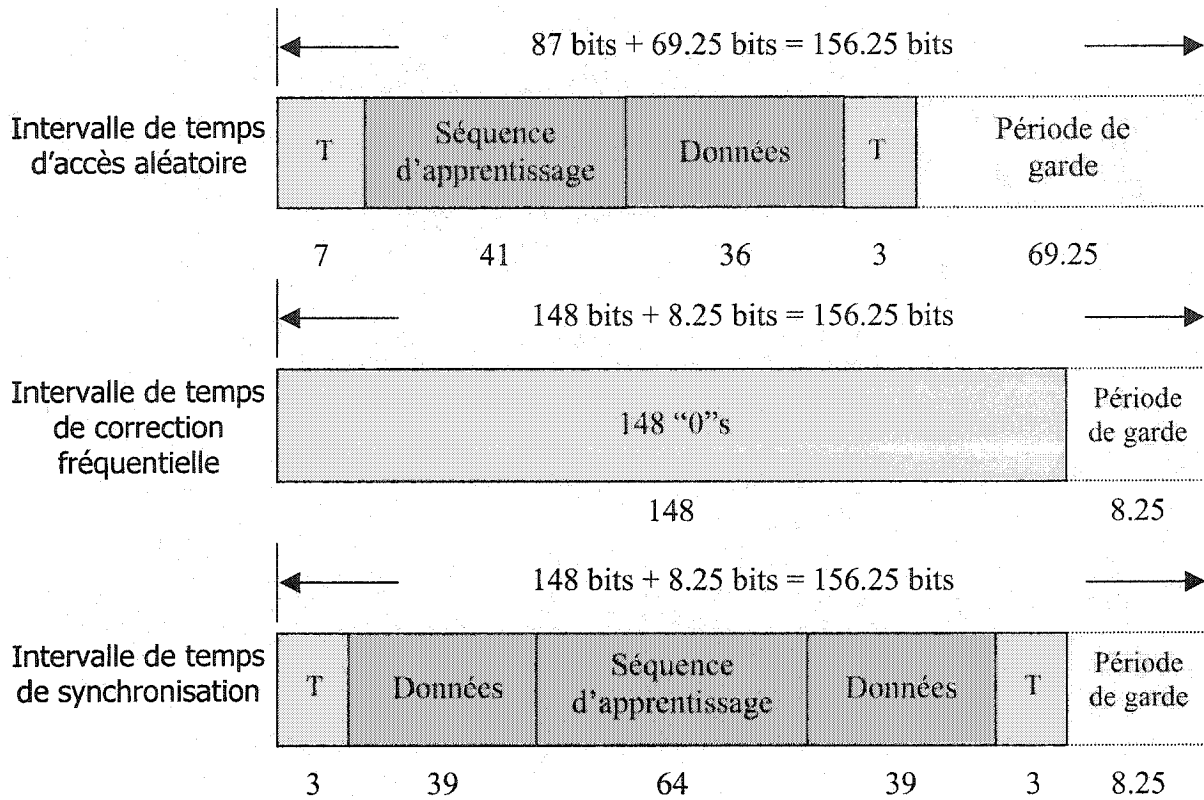


Figure 3.11 : Intervalles de temps de commande.

3.2.2 Autres systèmes radio-mobiles AMRT

Cette section présente une brève description des interfaces radios de systèmes radio-mobiles AMRT utilisés pour l'évaluation de la performance des algorithmes d'identification de système. Le tableau suivant présente donc un résumé des systèmes USDC et iDEN.

	USDC	iDEN
Méthode d'accès multiple	TDMA / FDMA	TDMA / FDMA
Largeur de bande des canaux (kHz)	30	25
Canaux AMRT par canal radio	6	6
Durée d'une trame (ms)	40	90
Modulation	$\pi/4$ DQPSK	M16-QAM
Débit de bits du canal (kbps)	48.6	64
Efficacité spectrale (bps/Hz)	1.62	2.56

Tableau 3.3 : Paramètres de l'interface radio des systèmes radio-mobiles USDC et iDEN.

Comparativement au système GSM, la durée des trames est beaucoup plus élevée (40 et 90 ms comparativement à 4.615 ms). Ces systèmes emploient également des canaux de transmission à faible largeur de bande. Il est donc essentiel pour ceux-ci d'utiliser un type de modulation de niveau supérieur (QPSK et 16-QAM comparativement à GMSK) afin d'obtenir une grande efficacité spectrale.

Similairement au système GSM, un intervalle de temps USDC possède des données de trafic et de contrôle. Il sera démontré au chapitre 4 que la composition des intervalles de temps AMRT est exploitée afin d'identifier le système de transmission. Quant au système iDEN, celui-ci est un système commercial breveté de *Motorola* et peu d'informations détaillées caractérisant ce système de transmission sont disponibles publiquement.

Le chapitre suivant présente les algorithmes développés pour l'identification du type de modulation et du système de transmission de signaux AMRT.

3.3 Sommaire

Ce chapitre décrit les paramètres de l'interface radio de systèmes personnels de communications radio-mobiles AMRT. Nous avons dans un premier temps effectué une révision des modulations CPM, dont la modulation GMSK, et énuméré les caractéristiques rendant possible la transmission de données numériques dans un canal à largeur de bande réduite. Nous avons finalement passé en revue les systèmes radio-mobiles AMRT GSM, USDC et iDEN afin d'exposer la composition des intervalles de temps AMRT et leur organisation temporelle.

Le chapitre suivant présente les algorithmes développés visant à l'identification du type de modulation et du système de transmission de signaux GSM.

Chapitre 4

Algorithmes de reconnaissance des signaux

Ce chapitre présente le résultat des travaux ayant mené au développement d'algorithmes visant à la reconnaissance automatique de modulation et de système de signaux AMRT. Ces algorithmes ont été évalués à l'aide d'enregistrements réels de signaux radioélectriques variés dont des signaux AMRT échantillonnés fournis par le Centre de recherches sur les communications Canada (CRC). Les premières sections offrent tout d'abord une description détaillée des méthodes de reconnaissance retenues et les résultats sont par la suite présentés aux sections suivantes

4.1 Description du programme principal

Les algorithmes développés dans le cadre de cette thèse visent à accomplir la reconnaissance de signaux radioélectriques AMRT (e.g. signaux radio-mobiles GSM). Des analyses temporelles, fréquentielles et statistiques peuvent être effectuées sur les signaux réels enregistrés pour ainsi extraire les caractéristiques du signal. Ces caractéristiques incluent le type de modulation, le débit de bits (dans le cas d'une modulation numérique) et certains paramètres caractérisant le système de transmission.

L'approche désirée pour l'identification d'un signal GSM est d'identifier le type de modulation et les caractéristiques du système de façon indépendante. Un traitement parallèle des résultats peut ensuite être effectué et une décision est prise à partir de ces

deux résultats intermédiaires. Cette méthode renforce d'avantage la validité du résultat obtenu.

Nous verrons cependant à la section 4.3.1 de cette thèse que dans le cas où le signal traité est un signal GSM à trajectoire montante, les décisions du type de modulation et du système de transmission ne peuvent être effectuées de façon indépendante. Il sera démontré que le taux d'occupation de ce type de signal varie grandement. Lorsque ce taux d'occupation est faible, faute d'analyser des échantillons constitués uniquement de bruit, l'algorithme vise d'abord à reconnaître un intervalle de temps GSM pour ensuite faire l'analyse du type de modulation sur cette portion du signal. Pour un signal GSM à trajectoire descendante, la classification est réalisée de façon indépendante car le taux d'occupation de ce type de signal est de 100 %.

La section suivante présente une description des signaux enregistrés servant à l'évaluation de la performance de l'algorithme de reconnaissance. On y présente également la procédure du calcul du pourcentage de classification.

4.2 Signaux enregistrés et méthode d'analyse

Afin d'évaluer la performance des algorithmes de reconnaissance automatique de modulation et de système, une banque de signaux réels est utilisée. Quelques signaux synthétiques (QAM, PSK et CW) sont également utilisés afin d'évaluer la réponse des paramètres discriminants à une plus grande variété de signaux. Le tableau 4.1 affiche les caractéristiques des signaux réels utilisés. Le nombre d'échantillons complexes traités, arrondi à une puissance de deux, correspond à une durée d'analyse de 3.2 ms. Un des objectifs de cette thèse est de viser une durée d'analyse inférieure ou égale à 3.2 ms afin d'effectuer la reconnaissance automatique de manière continue (i.e. en temps réel).

Signaux	Modulation	Fréquence d'échantillonnage (kiloéchantillons/s)	Échantillons complexes traités	
1	AM commercial musique	AM	40	128
2	AM commercial voix	AM	40	128
3	FM commercial musique stéréo	FM	320	1024
4	FM commercial voix stéréo	FM	320	1024
5	FM commercial voix mono	FM	320	1024
6	FSK Pager	FSK	50	256
7	FSK Motorola	FSK	30	128
8	FSK Madisson Paging	FSK	40	128
9	FSK OPP	FSK	50	256
10	FSK AMPS	FSK	80	256
11	FSK Traffic	FSK	30	128
12	GSM (Base)	GMSK	320	1024
13	GSM (Mobile 1 utilisateur)	GMSK	320	1024
14	GSM (Mobile 2 utilisateurs)	GMSK	320	1024
15	GSM (Mobile 4 utilisateurs)	GMSK	640	2048
16	USDC (Base)	$\pi/4$ DQPSK	40	128
17	iDEN (Base)	M16-QAM	40	128

Tableau 4.1 : Signaux réels traités dans l'algorithme de reconnaissance automatique de modulation et de système.

On remarque que plusieurs signaux utilisent la même méthode de modulation. Cependant, l'allure du signal varie grandement selon le système de transmission employé. Les figures 4.1 à 4.6 montrent la densité spectrale de puissance, l'enveloppe ainsi que la représentation polaire de ces signaux.

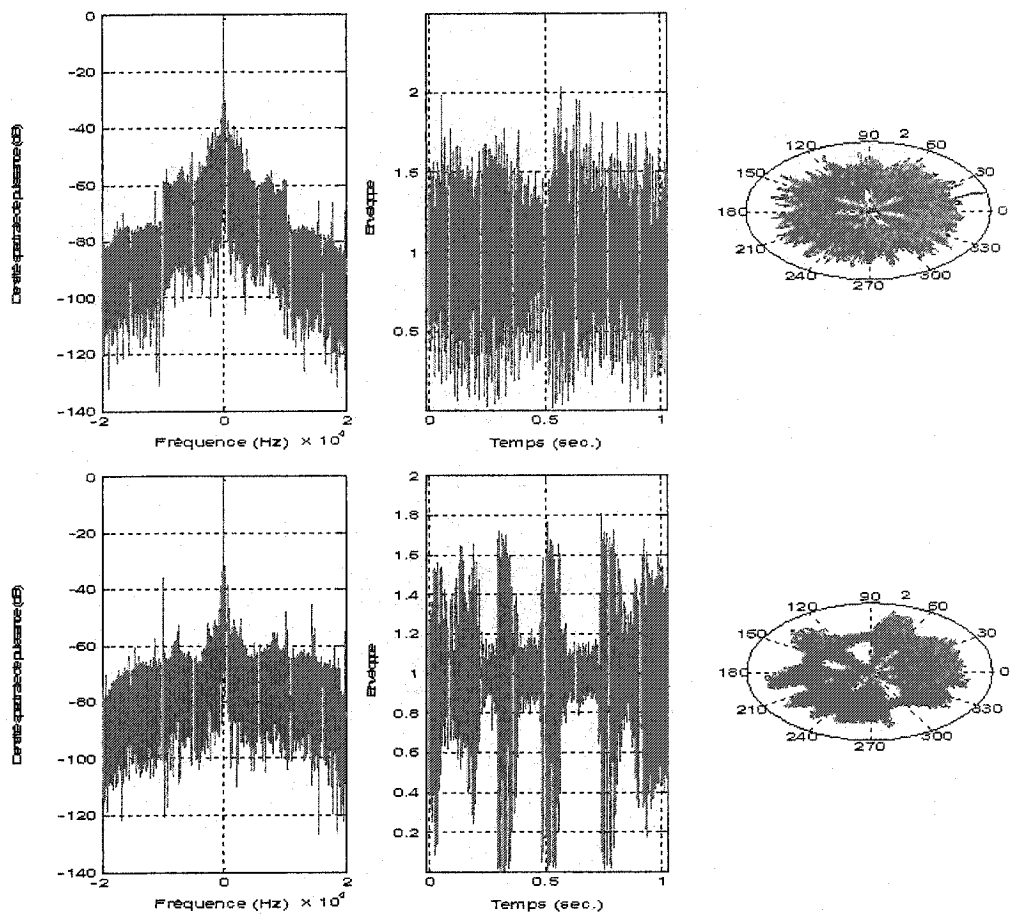


Figure 4.1 : Densité spectrale de puissance, enveloppe et représentation polaire de signaux AM (AM musique et AM voix respectivement).

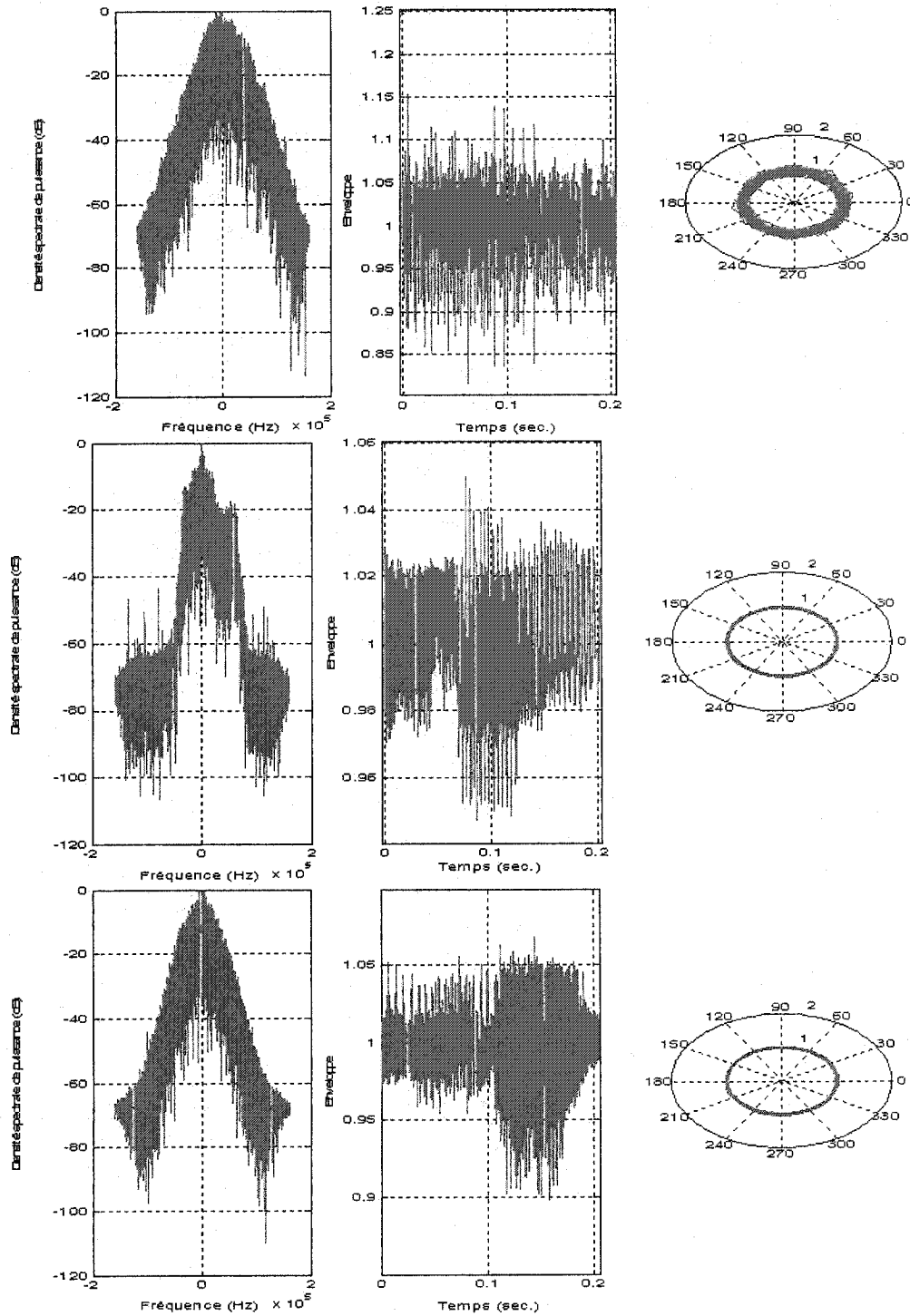


Figure 4.2 : Densité spectrale de puissance, enveloppe et représentation polaire de signaux FM (FM musique, FM voix stéréo et FM voix mono respectivement).

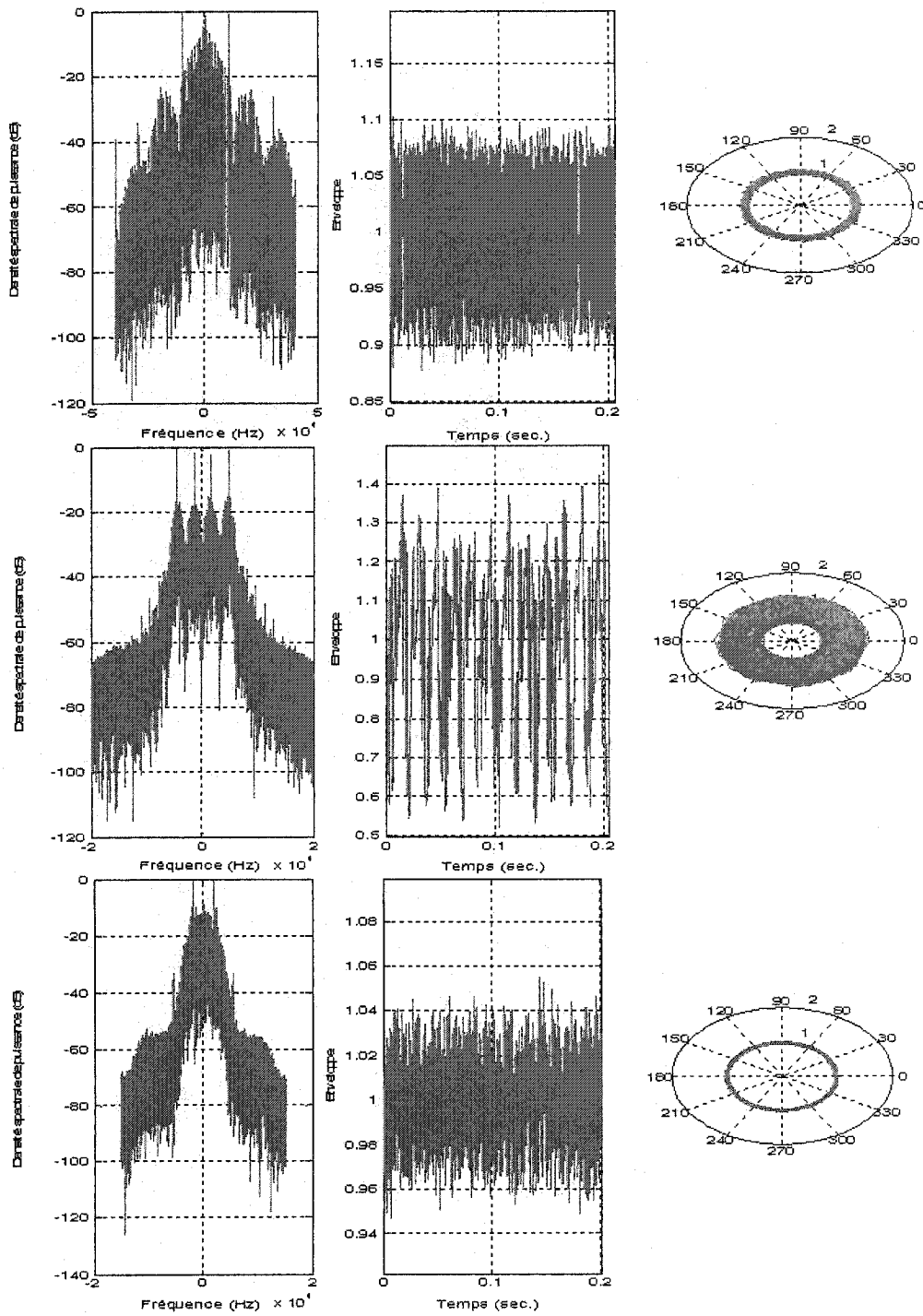


Figure 4.3 : Densité spectrale de puissance, enveloppe et représentation polaire de signaux FSK (FSK AMPS, FSK Madison Paging et FSK Motorola respectivement).

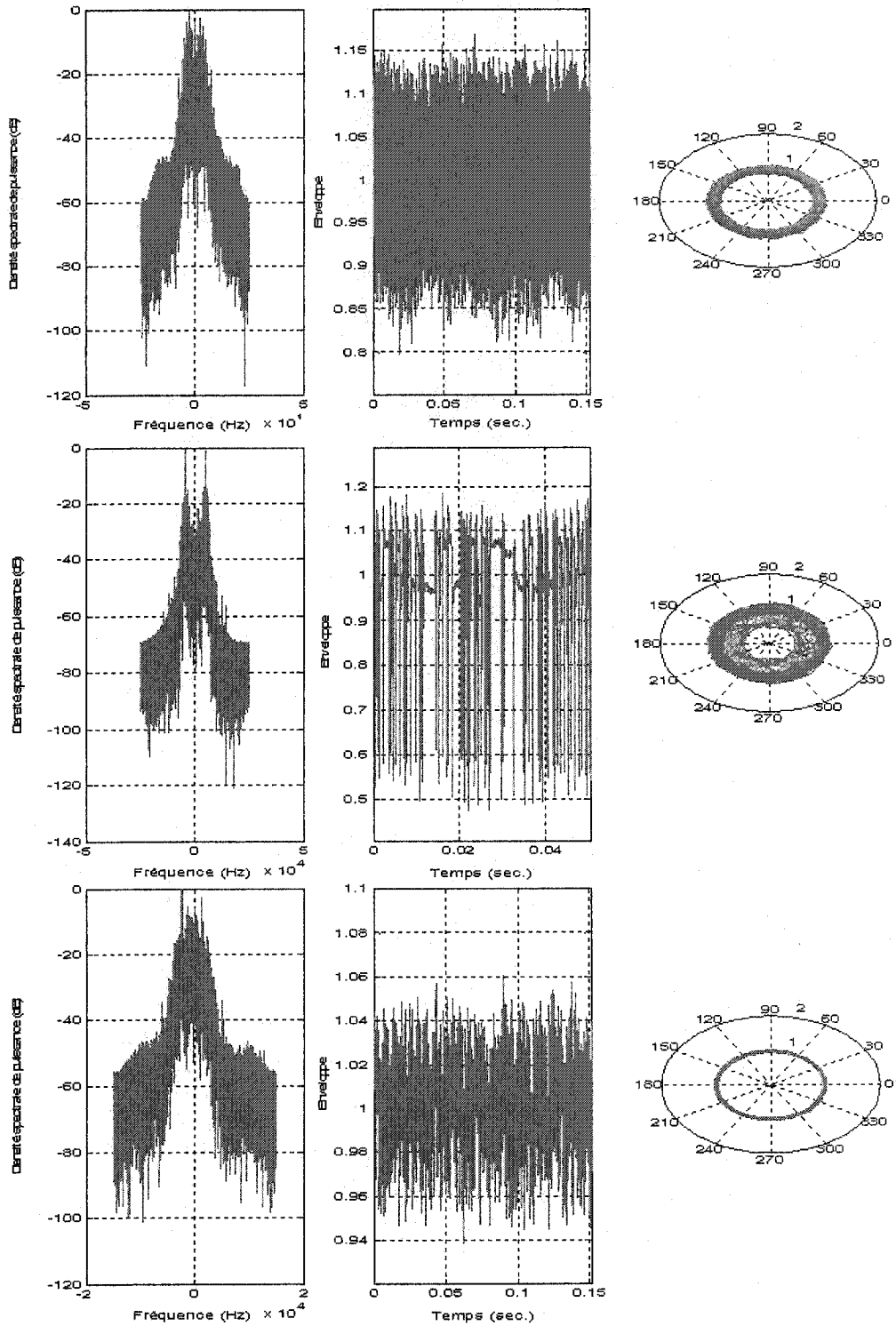


Figure 4.4 : Densité spectrale de puissance, enveloppe et représentation polaire de signaux FSK (FSK OPP, FSK Pager et FSK Traffic respectivement).

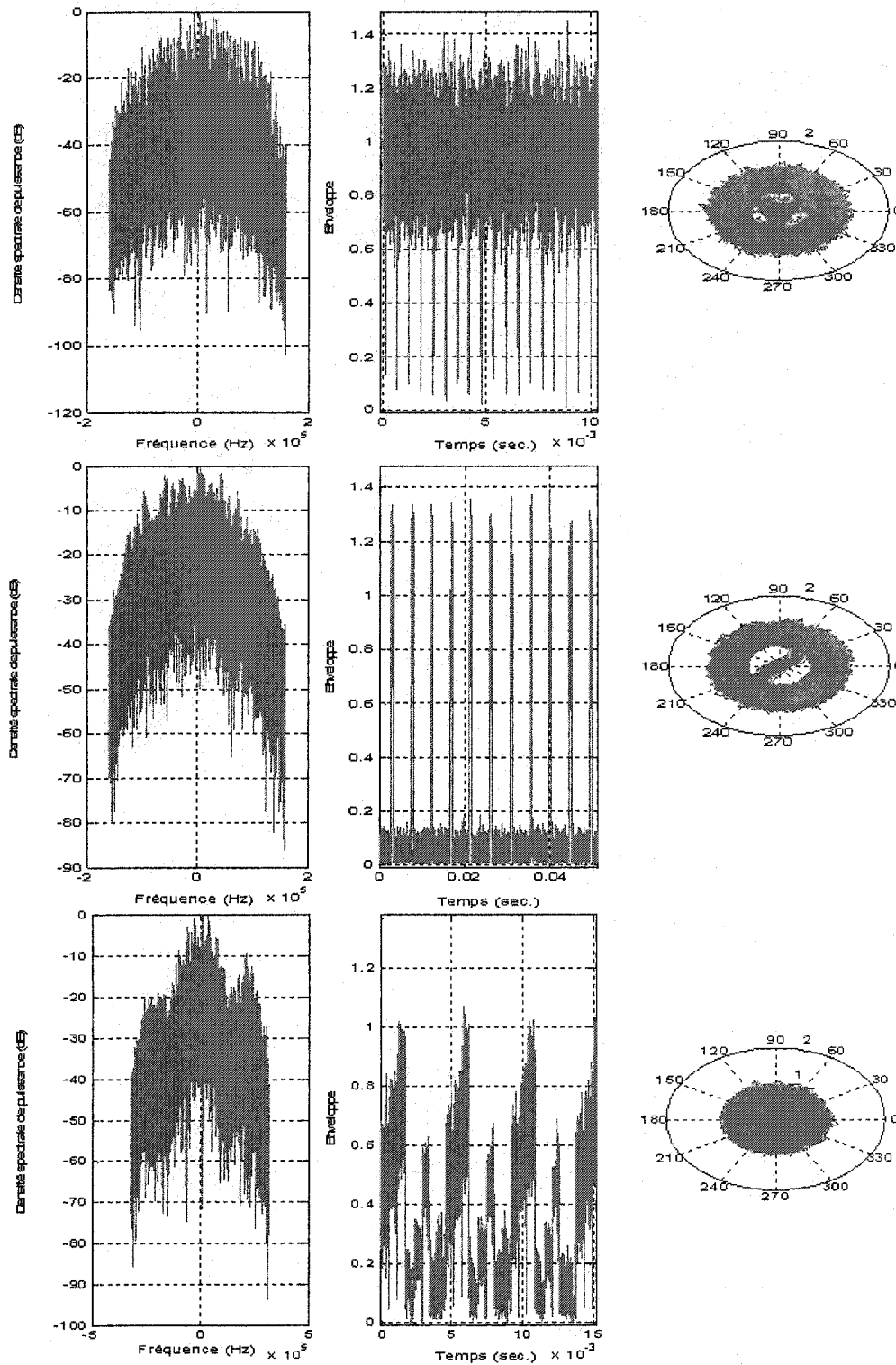


Figure 4.5 : Densité spectrale de puissance, enveloppe et représentation polaire de signaux GSM (GSM base, GSM mobile ayant 1 utilisateur et GSM mobile ayant 4 utilisateurs respectivement).

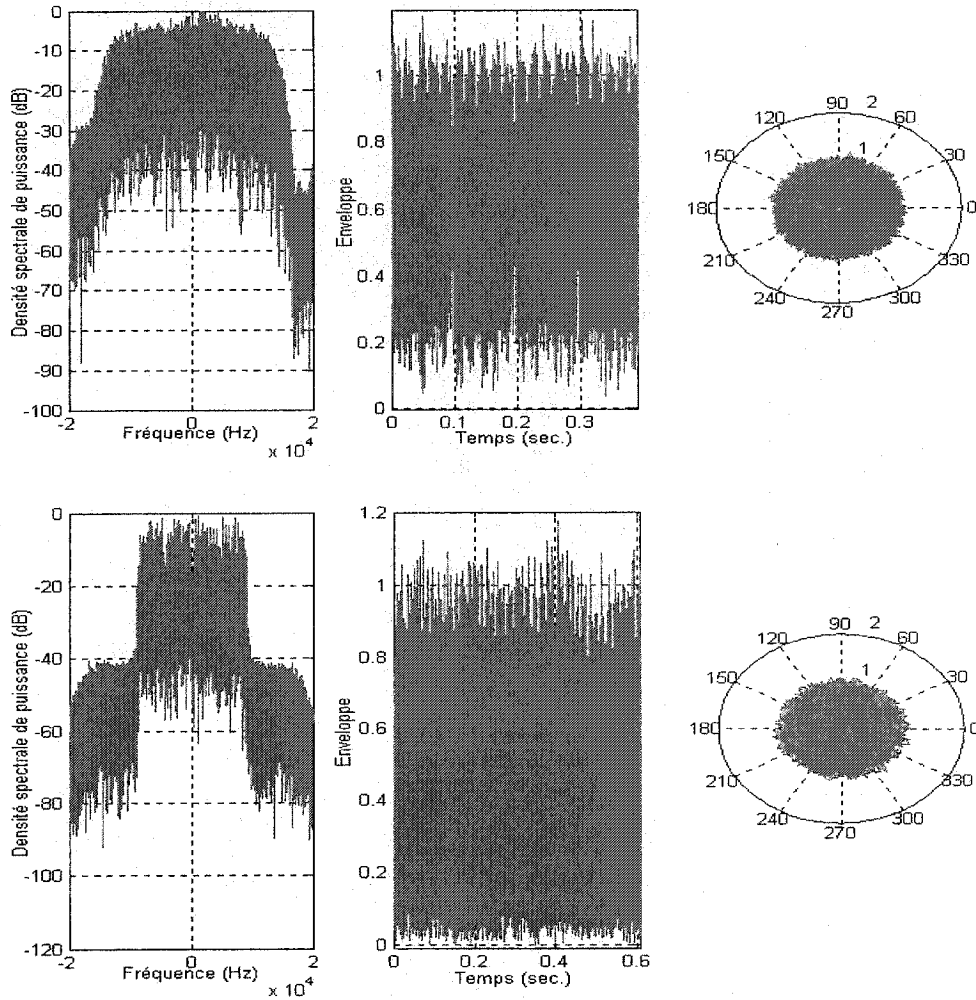


Figure 4.6 : Densité spectrale de puissance, enveloppe et représentation polaire de signaux USDC et iDEN respectivement.

Ces signaux enregistrés sont bruités, c'est-à-dire qu'ils possèdent un niveau de bruit variable selon les des conditions d'enregistrement. Afin de définir un rapport signal-à-bruit pour les simulations, l'amplitude du signal réel est normalisée à un et on y ajoute du bruit blanc, additif et gaussien. En variant l'amplitude de la source de bruit synthétique, on peut obtenir le rapport signal-à-bruit désiré. Le SNR obtenu n'est donc pas tout à fait le SNR véritable puisque le signal réel est déjà affecté par une source de bruit réel.

Ces signaux réels sont généralement composés de 65 536 échantillons complexes. Ces échantillons sont ensuite subdivisés en 500 segments consécutifs de durée équivalente à 3.2 ms (1024 points lorsque la fréquence d'échantillonnage est de 320

kiloéchantillons par seconde). L'analyse est donc effectuée sur 500 segments consécutifs du signal et le résultat de l'algorithme pour chaque segment est considéré pour le calcul du pourcentage de classification. Cette procédure est illustrée à la figure 4.6.

Dans le cas d'un signal GSM mobile, tel qu'indiqué à la figure 4.6, il arrive que la portion du signal analysé soit majoritairement ou entièrement composée de bruit. Dans ces situations, il est difficile de reconnaître les caractéristiques propres au GSM et il s'ensuit une baisse du pourcentage de classification.

Les sections suivantes décrivent les algorithmes retenus pour la reconnaissance du type de modulation et du système de transmission.

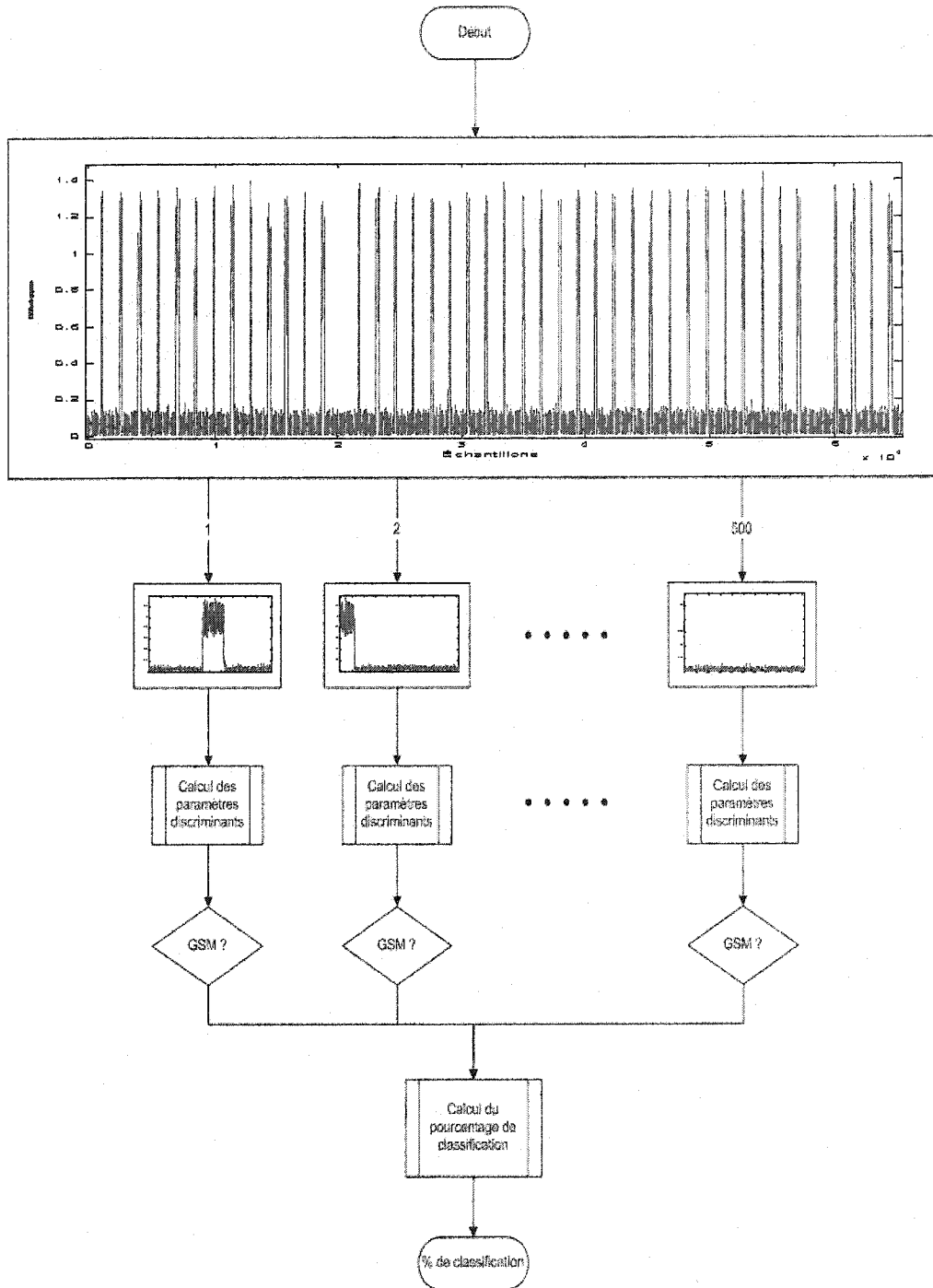


Figure 4.6 : Procédure de calcul du pourcentage de classification.

4.3 Reconnaissance de la méthode de modulation

Les récentes techniques développées pour la reconnaissance automatique de modulation ont été exposées au chapitre 2 de cette thèse. Essentiellement, les méthodes de classification prennent la forme de classificateurs linéaires, d'arbres de décision, de

réseaux de neurones artificiels, d'approche de décision théorique, etc.. Les avantages et désavantages de ces types de classificateurs ont été cités au chapitre 2.

L'objectif de la thèse vise à déterminer des méthodes de classification conduisant à un haut rendement de classification (i.e. haut pourcentage de succès), et ce, à de faibles valeurs de rapport signal-à-bruit ainsi qu'à une complexité de calcul relativement faible. Il a été montré au chapitre 2 que les classificateurs linéaires offraient une excellente rapidité d'exécution alors qu'un haut rendement de classification à faible SNR était démontré pour les classificateurs utilisant des statistiques d'ordre supérieur. L'algorithme de reconnaissance automatique de modulation développé dans ce travail peut être classifié comme étant un *classificateur linéaire basé sur des paramètres statistiques*.

4.3.1 Description de l'algorithme de reconnaissance automatique du type de modulation

L'organigramme illustré à la figure 4.7 illustre le processus de classification du type de modulation d'un signal inconnu. L'architecture du classificateur consiste en un arbre de décision suivant une procédure d'assignation hiérarchique dans laquelle sont effectuées des comparaisons avec des valeurs seuils.

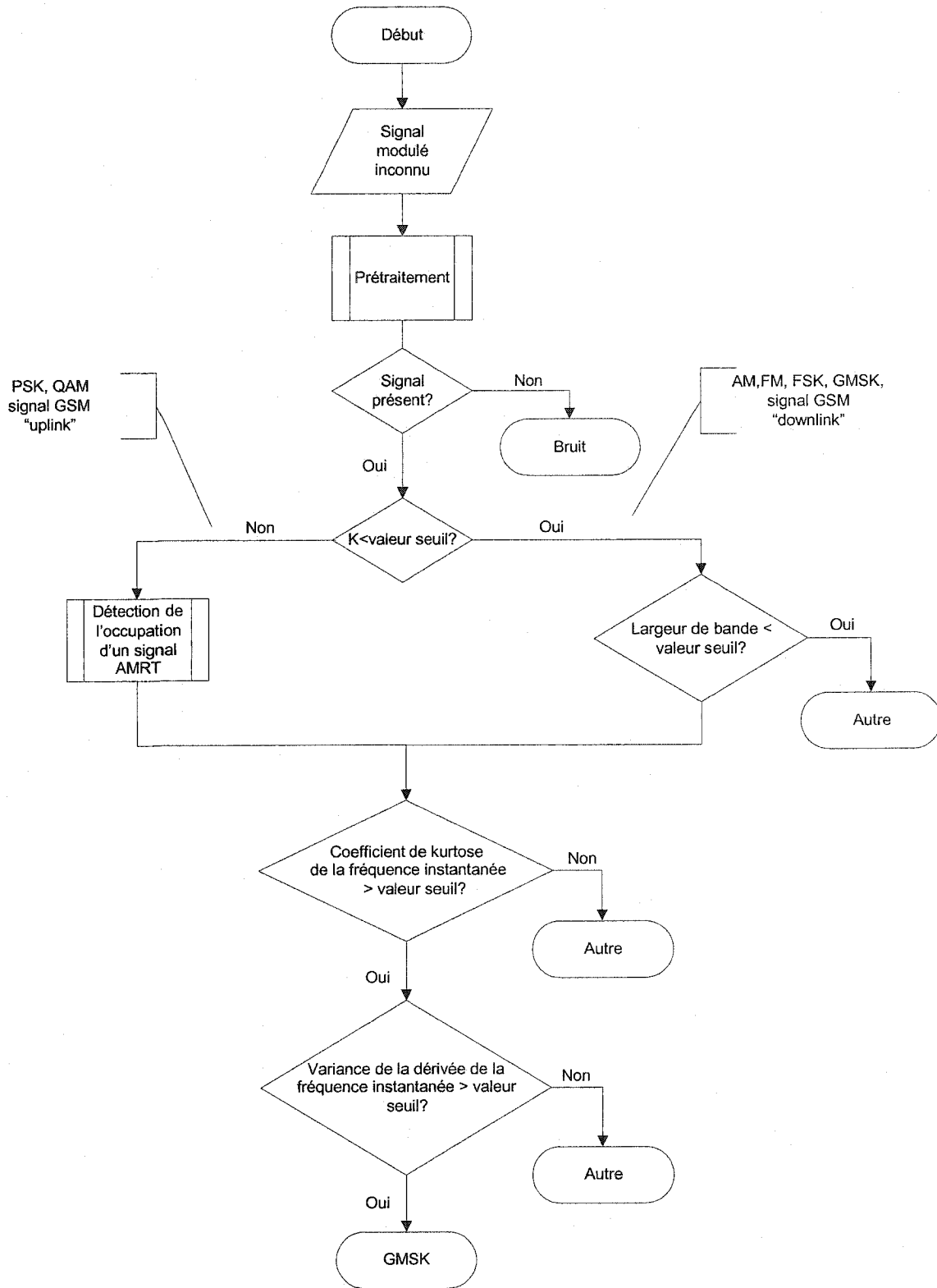


Figure 4.7 : Organigramme du système de reconnaissance automatique de modulation.

Les premières opérations effectuées par le classificateur sont des opérations de prétraitement [BDP00]. Le signal inconnu à l'entrée du classificateur possède une fréquence porteuse et une largeur de bande inconnue. À l'aide de la densité spectrale de puissance du signal, on détermine premièrement si un signal est présent. Si oui, sa largeur de bande est estimée et celui-ci est ensuite filtré à l'aide d'un filtre passe-bas afin de maximiser le SNR du signal traité. Cette analyse implique toutefois la connaissance *a priori* de la puissance du bruit.

Le premier paramètre de classification, K , est un paramètre statistique de l'enveloppe du signal [TM99]. Celui-ci sert à la différentiation entre les signaux à modulation d'angle (FM, FSK, PM, etc.) et les signaux à modulation d'amplitude (AM, QAM, etc.). Le paramètre K est défini par

$$K = E[\xi^2(t)] - 2\{E[\xi(t)]\}^2 \quad (4.1)$$

où $\xi(t)$ représente l'enveloppe du signal. Les figures 4.8 et 4.9 montrent les valeurs du paramètre K pour différents rapports signal-à-bruit et pour différents types de signaux.

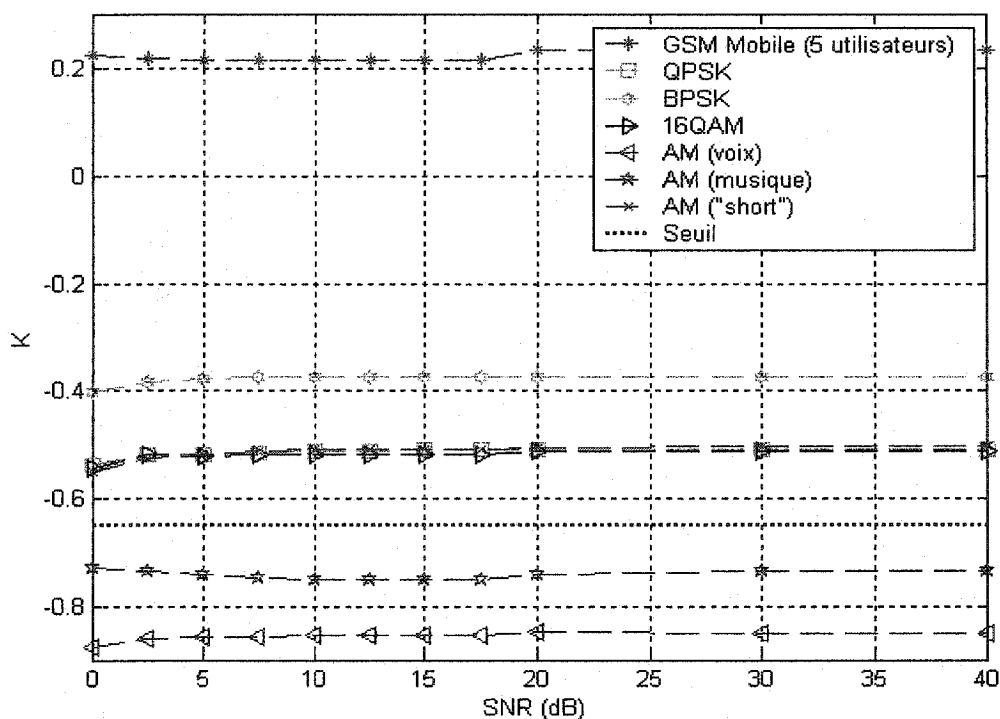


Figure 4.8 : Paramètre K pour diverses modulations à enveloppe non constante.

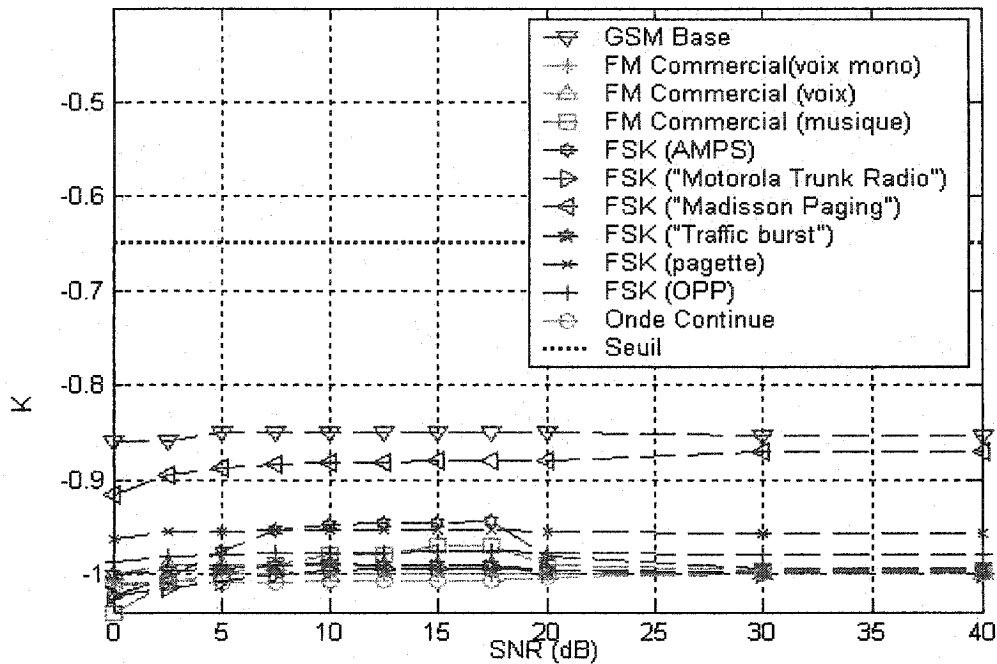


Figure 4.9 : Paramètre K pour diverses modulations à enveloppe constante.

En choisissant une valeur du paramètre K appropriée, il est possible de faire la discrimination entre les modulations à enveloppe constante et celles à enveloppe non constante. Comme il sera démontré à la section 4.4 de cette thèse, un signal GSM à trajectoire montante possède une enveloppe non constante selon le nombre d'utilisateurs AMRT présents. La valeur du paramètre K varie donc en fonction du nombre d'utilisateurs mais également en fonction du niveau de puissance transmis par les terminaux mobiles. À l'opposé, un signal GSM à trajectoire descendante est classifié comme étant à enveloppe constante.

On constate également à partir de la figure 4.8 que les modulations AM possèdent une faible valeur de K (ici $-0.9 < K < -0.5$) suggérant que celles-ci soient à enveloppe constante. On utilise alors la largeur de bande du signal comme autre critère de classification. En effet, un signal à modulation AM possède typiquement une largeur de bande restreinte. On se sert donc de cette propriété pour éviter que ces signaux soient classifiés comme étant à enveloppe constante.

Il faut mentionner que l'analyse des paramètres discriminants est effectuée à l'aide de signaux réels non contaminés par une source d'interférence. La réponse des

paramètres discriminants serait modifiée par l'introduction d'un signal interférent mais ce problème n'est pas abordée dans ce projet de recherche

Le second paramètre de classification, le coefficient de kurtose de la fréquence instantanée μ_{42}^f , sert à la distinction entre les méthodes de modulation de fréquence [TM99]. Ce paramètre fait appel à la distribution statistique de la fréquence instantanée du signal. Par exemple, la modulation FSK possède des valeurs de fréquence instantanée distinctes mais fixes. Alors, sa distribution de fréquence instantanée est différente des modulations d'angle FM et PM car celles-ci possèdent des fréquences instantanées couvrant une plage de valeurs continues autour de la fréquence porteuse. La détermination du paramètre μ_{42}^f se fait en calculant préalablement les variables suivantes :

$$f(t) = \frac{\phi(t + T_s) - \phi(t)}{2\pi T_s} \quad (4.2)$$

$f(t)$ est la fréquence instantanée alors que T_s est la période d'échantillonnage. La fréquence instantanée est ensuite normalisée et centrée de la façon suivante :

$$f_n(t) = \frac{f(t)}{f_{\max}} \quad (4.3)$$

$$f_N(t) = f_n(t) - m_a \quad (4.4)$$

f_{\max} est la fréquence instantanée maximale dans le bloc d'échantillons analysé alors que m_a est la moyenne des fréquences instantanées pour ce bloc d'échantillons. Le paramètre μ_{42}^f , c'est-à-dire le *coefficient de kurtose* [AN96], est ensuite défini par

$$\mu_{42}^f = \frac{E[f_N^4(t)]}{\{E[f_N^2(t)]\}^2} \quad (4.5)$$

À titre de comparaison, le coefficient de kurtose de la distribution normale standard est de 3. Un coefficient de kurtose supérieur à 3 indique une distribution *leptokurtique* (distribution plus pointue que la normale) alors qu'un coefficient inférieur à trois indique une distribution *platykurtique* (distribution plus arrondie que la courbe normale).

Les figures 4.10 et 4.11 illustrent la valeur du coefficient de kurtose de la fréquence instantanée centrée et normalisée pour différentes modulations de phase en fonction du rapport signal-à-bruit.

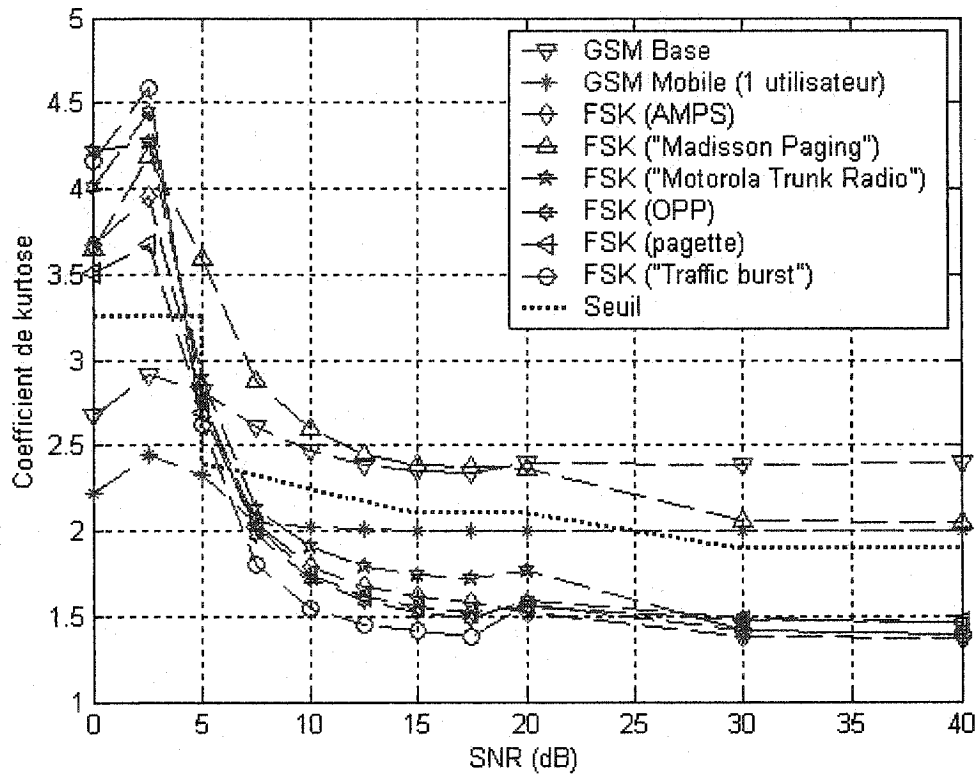


Figure 4.10 : Coefficient de kurtose pour diverses modulations de phase.

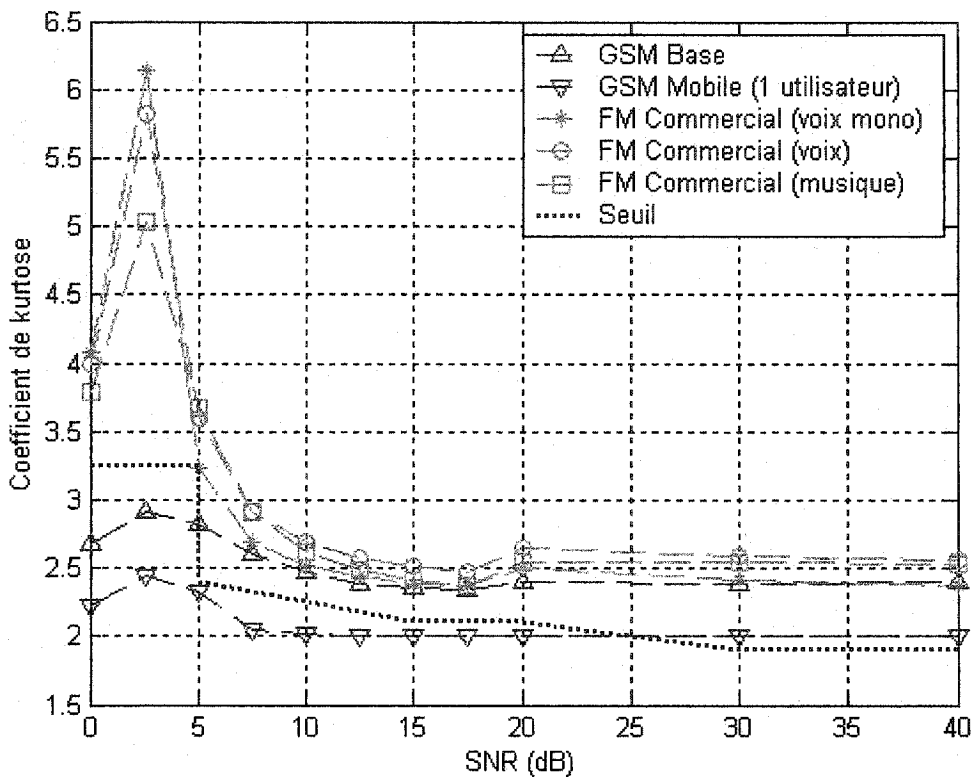


Figure 4.11 : Coefficient de kurtose pour diverses modulations de phase.

Les figures 4.10 et 4.11 illustrent bien la résistance au bruit du coefficient de kurtose lorsque le rapport signal-à-bruit est supérieur à 10 dB. Pour un rapport signal-à-bruit inférieur à 10 dB, la valeur du coefficient de kurtose augmente, suggérant un "adoucissement" de la distribution de la fréquence instantanée. À de tels niveaux de bruit, une discrimination du type de modulation n'est pas possible si le critère de décision est basé uniquement sur le coefficient de kurtose de la fréquence instantanée.

Comme prévu, le coefficient de kurtose pour la modulation GMSK se rapproche de celui obtenu pour les signaux à modulation FM. Il est donc possible de faire la distinction entre les modulations GMSK et FSK car le coefficient de kurtose de cette dernière est raisonnablement inférieure. Cependant, on observe que le type de signal produit par le système "Madisson Paging" utilisant la modulation FSK ne partage pas cette propriété des autres types de signaux à modulation FSK. Il nous faut donc faire appel à un autre paramètre statistique caractérisant les modulations GMSK, FSK et FM.

Les figures 4.12 et 4.13 illustrent l'allure de la fréquence instantanée pour un signal FSK de type "Madisson Paging" et un signal GSM à trajectoire descendante respectivement. Bien que ces deux types de signaux aient relativement le même coefficient de kurtose, on note une différence marquante dans la distribution de la fréquence instantanée. Pour la modulation FSK, la fréquence instantanée est maintenue pour un certain intervalle de temps à des valeurs fixes alors qu'avec la modulation GMSK, la fréquence instantanée oscille de façon quasi aléatoire. À titre de facteur discriminant, on propose le coefficient $\sigma_{f_n}^2$ décrit par l'équation suivante :

$$\sigma_{f_n}^2 = \overline{[f_n(t) - \mu_{f_n}]^2} \quad (4.6)$$

Ce coefficient est en fait la variance de la dérivée de la fréquence instantanée normalisée, $\dot{f}_n(t) \triangleq \frac{df_n(t)}{dt}$, de moyenne μ_{f_n} pour le bloc d'échantillons traités. $f_n(t)$ est la fréquence instantanée normalisée décrite par l'équation (4.3).

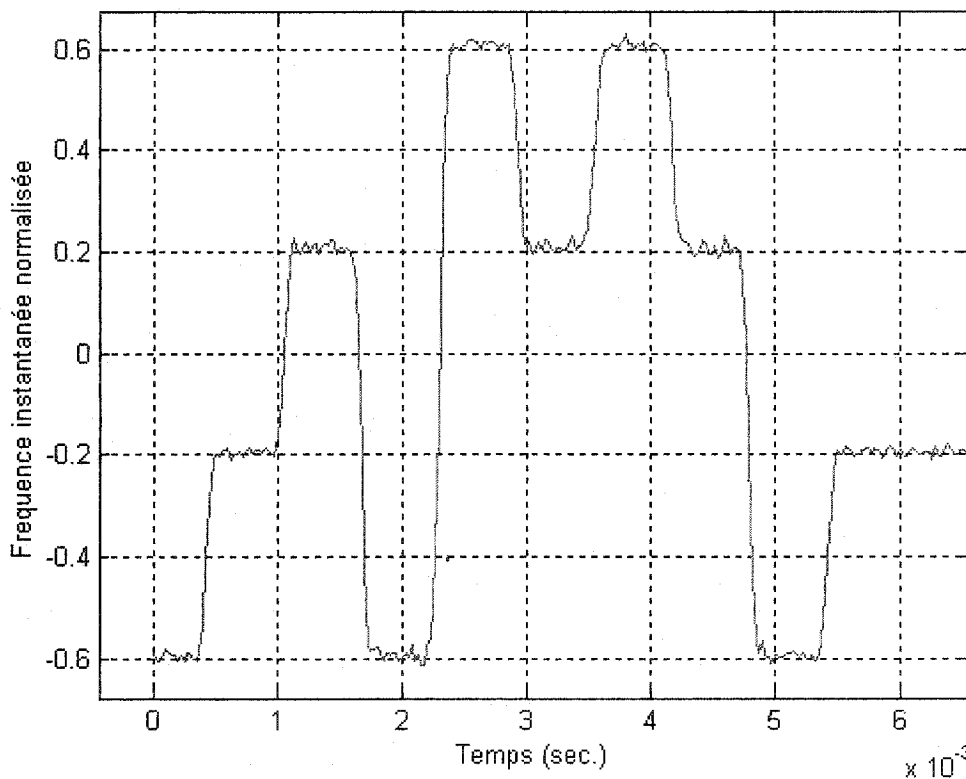


Figure 4.12 : Fréquence instantanée normalisée d'un signal de type "Madisson Paging" à modulation FSK.

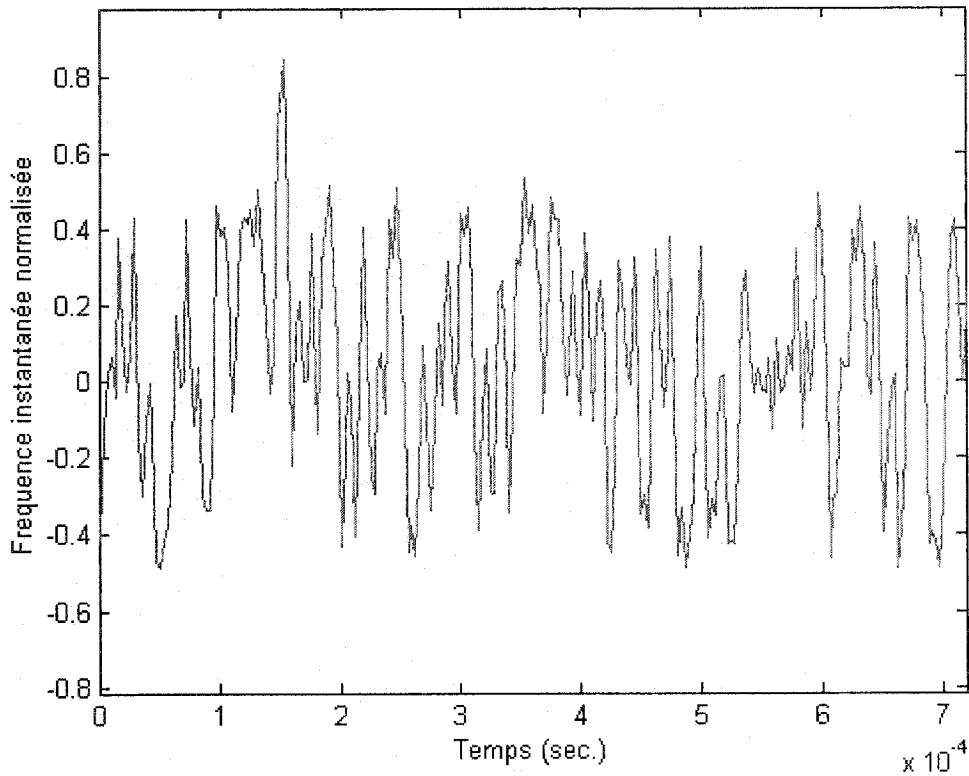


Figure 4.13 : Fréquence instantanée normalisée d'un signal GSM à trajectoire descendante.

Les figures 4.14 et 4.15 montrent les valeurs du coefficient $\sigma_{j_n}^2$ pour différentes valeurs du rapport signal-à-bruit, et ce, pour divers types de modulation.

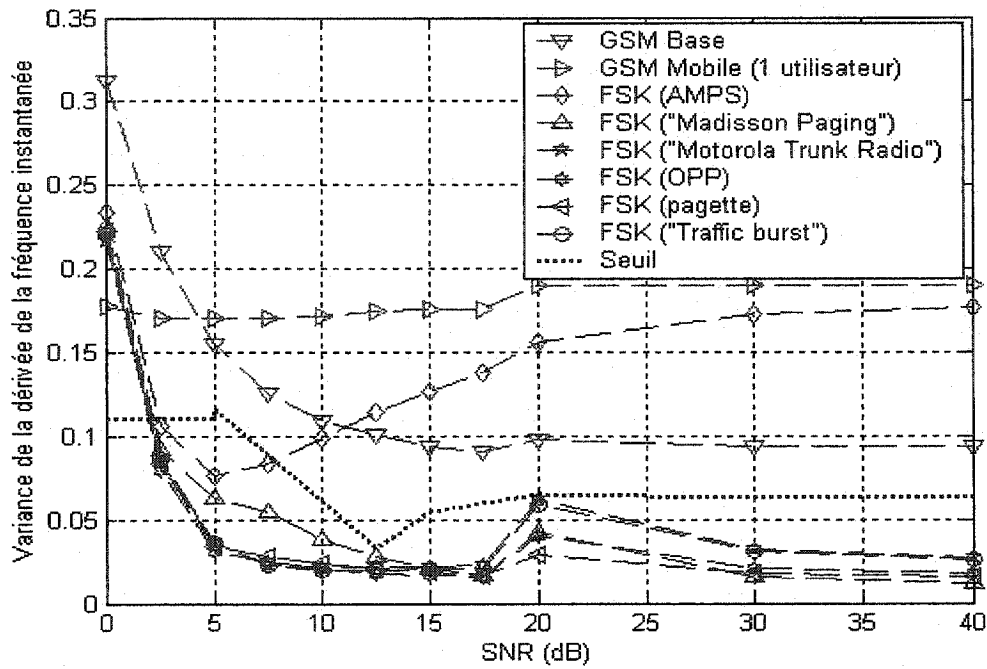


Figure 4.14 : Variance de la dérivée de la fréquence instantanée pour les modulations GMSK et FSK.

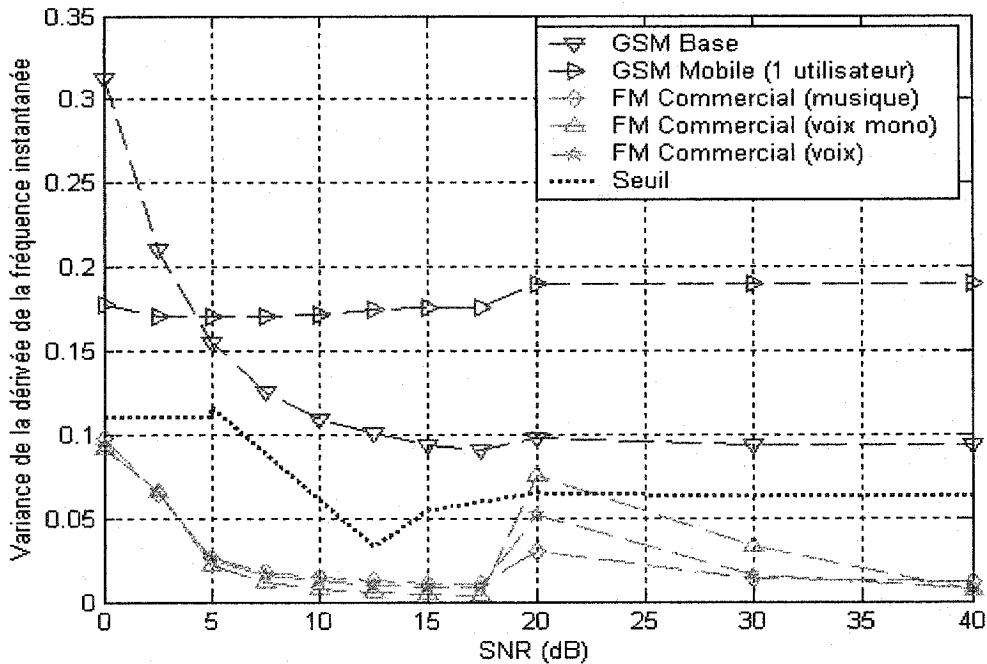


Figure 4.15 : Variance de la dérivée de la fréquence instantanée pour les modulations GMSK et FM.

La fréquence instantanée d'un signal à modulation FM varie lentement avec le temps comparativement aux modulations numériques FSK et GMSK. Cela explique la faible variance de la dérivée de la fréquence instantanée de la modulation FM. Seul le signal FSK AMPS possède une valeur de $\sigma_{f_n}^2$ supérieure aux signaux GSM, mais ces derniers possèdent une valeur du coefficient de kurtose supérieure. La combinaison des coefficients μ_{42}^f et $\sigma_{f_n}^2$ est donc utilisée pour faire la discrimination des types de modulation. La performance de cette classification est démontrée à la prochaine section de ce rapport.

4.3.2 Performance de l'algorithme de reconnaissance automatique de modulation

Les résultats de l'algorithme de reconnaissance automatique de modulation sont présentés aux tableaux 4.2 à 4.5 pour différents rapports signal-à-bruit. Les tableaux 4.2 et 4.3 présentent les résultats alors qu'une durée de 3.2 ms des signaux est traitée. Selon la fréquence d'échantillonnage impliquée, une durée de 3.2 ms représente un nombre d'échantillons variable allant de 128 à 2048 échantillons. Les intervalles de confiance des résultats sont donc différents pour les divers signaux. Les tableaux 4.4 et 4.5 affichent les résultats des simulations impliquant un nombre d'échantillons constant de 1024.

Signaux		Classifié comme étant (%)		
		Autre	Bruit	GMSK
1	AM commercial musique	92.8	0	7.2
2	AM commercial voix	92.8	0	7.2
3	FM commercial musique stéréo	94.4	0	5.6
4	FM commercial voix stéréo	93.4	0	6.6
5	FM commercial voix mono	94	0	6
6	FSK Pager	89	0	11
7	FSK Motorola	94	0	6
8	FSK Madisson Paging	91.6	0	8.4
9	FSK OPP	100	0	0
10	FSK AMPS	100	0	0
11	FSK Traffic	98.4	0	1.6
12	GSM (Base)	3	0	97
13	GSM (Mobile 1 utilisateur)	44.2	23.6	32.2
14	GSM (Mobile 2 utilisateurs)	44.6	0	55.4
15	GSM (Mobile 4 utilisateurs)	12.2	0	87.8

Tableau 4.2 : Pourcentage de classification du type de modulation pour un rapport signal-à-bruit de 15 dB et une durée d'analyse des signaux de 3.2 ms.

Signaux		Classifié comme étant (%)		
		Autre	Bruit	GMSK
1	AM commercial musique	87.8	0	12.2
2	AM commercial voix	82.2	0	17.8
3	FM commercial musique stéréo	100	0	0
4	FM commercial voix stéréo	100	0	0
5	FM commercial voix mono	99.8	0	0.2
6	FSK Pager	96.6	0	3.4
7	FSK Motorola	84.6	0	15.4
8	FSK Madisson Paging	78.4	0	21.6
9	FSK OPP	98	0	2
10	FSK AMPS	77.8	0	22.2
11	FSK Traffic	85.4	0	14.6
12	GSM (Base)	9.2	0	90.8
13	GSM (Mobile 1 utilisateur)	0	100	0
14	GSM (Mobile 2 utilisateurs)	62.8	18	19.2
15	GSM (Mobile 4 utilisateurs)	37.4	0	62.6

Tableau 4.3 : Pourcentage de classification du type de modulation pour un rapport signal-à-bruit de 5 dB et une durée d'analyse des signaux de 3.2 ms.

Signaux		Classifié comme étant (%)		
		Autre	Bruit	GMSK
1	AM commercial musique	100	0	0
2	AM commercial voix	99.2	0	0.8
3	FM commercial musique stéréo	94.4	0	5.6
4	FM commercial voix stéréo	93.4	0	6.6
5	FM commercial voix mono	94	0	6
6	FSK Pager	100	0	0
7	FSK Motorola	100	0	0
8	FSK Madisson Paging	99.8	0	0.2
9	FSK OPP	100	0	0
10	FSK AMPS	100	0	0
11	FSK Traffic	100	0	0
12	GSM (Base)	3	0	97
13	GSM (Mobile 1 utilisateur)	44.2	23.6	32.2
14	GSM (Mobile 2 utilisateurs)	44.6	0	55.4
15	GSM (Mobile 4 utilisateurs)	53.6	0	46.4

Tableau 4.4 : Pourcentage de classification du type de modulation pour un rapport signal-à-bruit de 15 dB et un nombre d'échantillons fixe de 1024.

Signaux		Classifié comme étant (%)		
		Autre	Bruit	GMSK
1	AM commercial musique	100	0	0
2	AM commercial voix	99.6	0	0.4
3	FM commercial musique stéréo	100	0	0
4	FM commercial voix stéréo	100	0	0
5	FM commercial voix mono	99.8	0	0.2
6	FSK Pager	100	0	0
7	FSK Motorola	100	0	0
8	FSK Madisson Paging	99	0	1
9	FSK OPP	100	0	0
10	FSK AMPS	99	0	1
11	FSK Traffic	100	0	0
12	GSM (Base)	9.2	0	90.8
13	GSM (Mobile 1 utilisateur)	0	100	0
14	GSM (Mobile 2 utilisateurs)	62.8	18	19.2
15	GSM (Mobile 4 utilisateurs)	70.2	0	29.8

Tableau 4.5 : Pourcentage de classification du type de modulation pour un rapport signal-à-bruit de 5 dB et un nombre d'échantillons fixe de 1024.

Puisque le pourcentage de classification du type de modulation d'un signal GSM mobile dépend avant tout du taux de réussite de l'identification d'un intervalle de temps GSM, l'identification de la modulation de ce type de signal augmente en fonction du nombre d'utilisateurs actifs. À un haut niveau de bruit, il arrive également qu'un signal GSM mobile ayant peu d'utilisateurs soit partiellement ou entièrement classifié comme du bruit. Dans tous les cas, un pourcentage de fausse alerte plus faible est démontré lorsqu'un plus grand nombre d'échantillons sont traités.

4.4 Identification du système de transmission

L'identification automatique de la modulation du signal reçu est accomplie en effectuant, entre autres, des opérations statistiques sur le signal. Cependant, pour l'identification d'un système de transmission, l'analyse ne doit pas être basée sur le contenu du signal, mais plutôt sur son allure générale, i.e. ses statistiques. L'identification doit donc se faire en analysant les caractéristiques temporelles et fréquentielles du signal. Tel que décrit au chapitre 3 de cette thèse, les systèmes AMRT possèdent une structure de synchronisation temporelle très élaborée, facilitant ainsi leur identification.

L'identification du système GSM portera sur des caractéristiques temporelles et fréquentielles du signal reçu. Cette analyse exploite aussi les propriétés de propagation de signaux radioélectriques dans l'atmosphère.

4.4.1 Description de l'algorithme d'identification du système de transmission

L'organigramme de la figure 4.16 illustre le processus de reconnaissance du système de transmission.

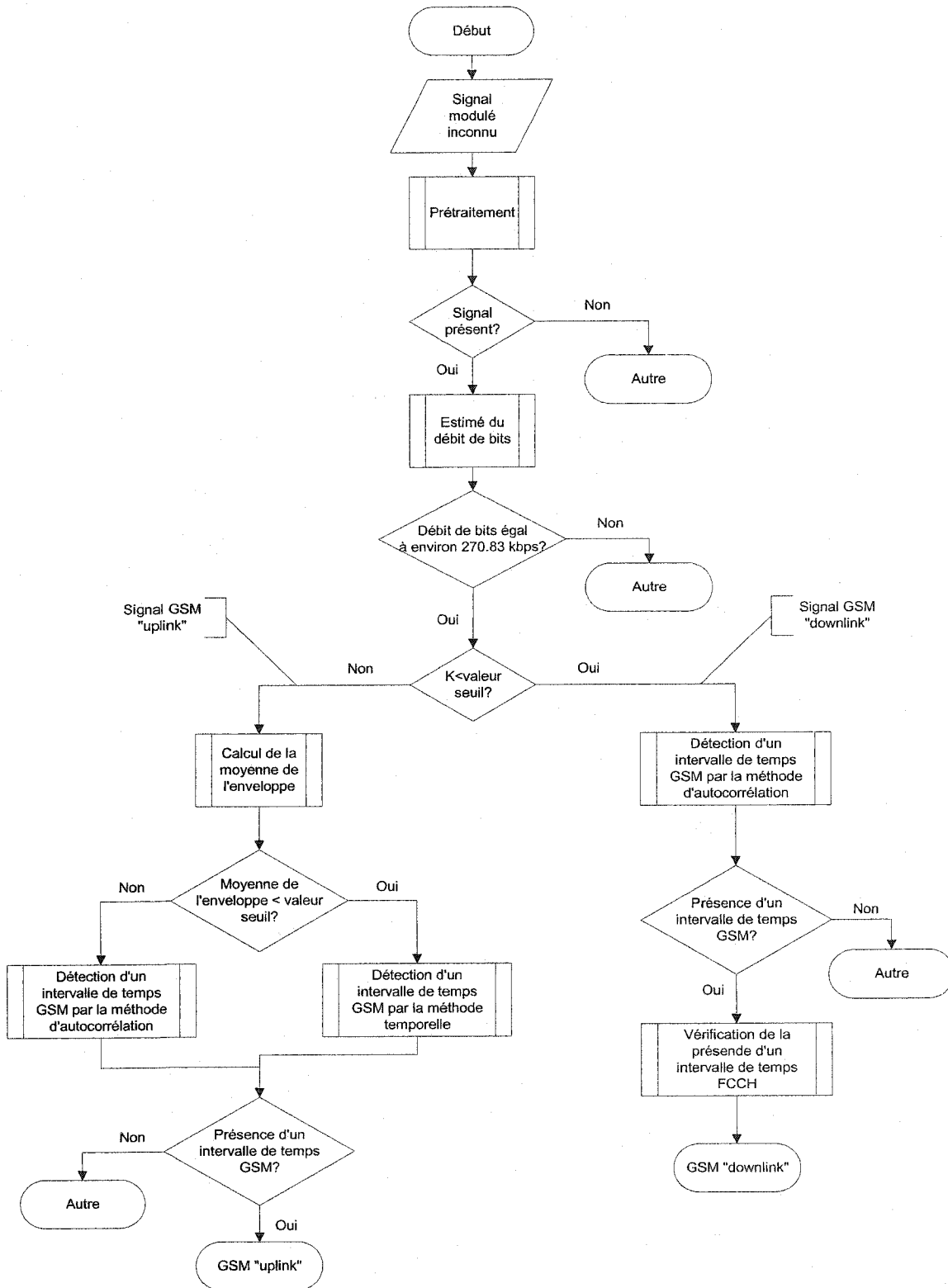


Figure 4.16 : Organigramme de la classification du GSM et du type de liaison (montante ou descendante).

Deux types de signaux GSM sont considérés dans cette analyse : les signaux GSM à liaison montante et les signaux GSM à liaison descendante. Tel que mentionnée au chapitre 3, la méthode d'accès multiple AMRT utilisé par le GSM permet de desservir 8 utilisateurs dans le domaine temporel. Le nombre d'utilisateurs présents dans une région donnée affectera donc l'allure du signal GSM. Par exemple, la figure 4.17 montre un signal GSM mobile comprenant un utilisateur unique alors que la figure 4.18 le montre avec deux utilisateurs temporels.

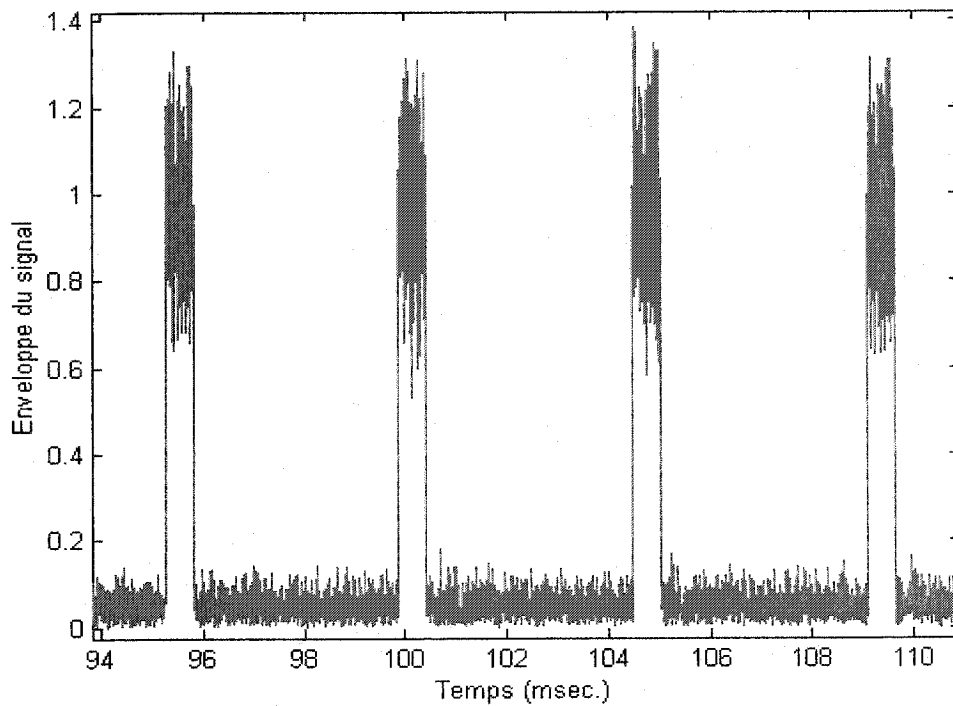


Figure 4.17 : Signal GSM mobile comportant un utilisateur temporel.

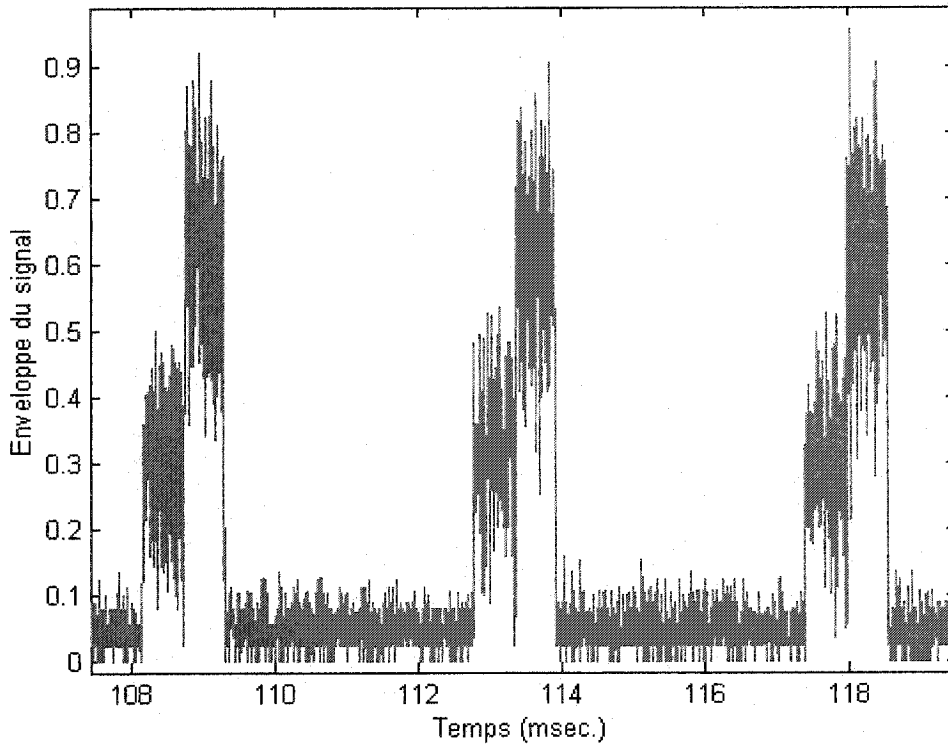


Figure 4.18 : Signal GSM mobile avec deux utilisateurs temporels.

L'algorithme de détection doit donc pouvoir s'adapter à cette variation du taux d'occupation des signaux. On remarque que la durée de chaque impulsion correspond approximativement à un intervalle de temps GSM, soit 577 μ secs, et que la répétition de celles-ci se fait à un intervalle de 4.62 ms, correspondant à la durée d'une trame AMRT du GSM.

Pour un signal GSM provenant d'une station de base, ce phénomène n'est pas observé car les huit intervalles de temps sont toujours occupés. La figure 4.19 illustre ce type de signal.

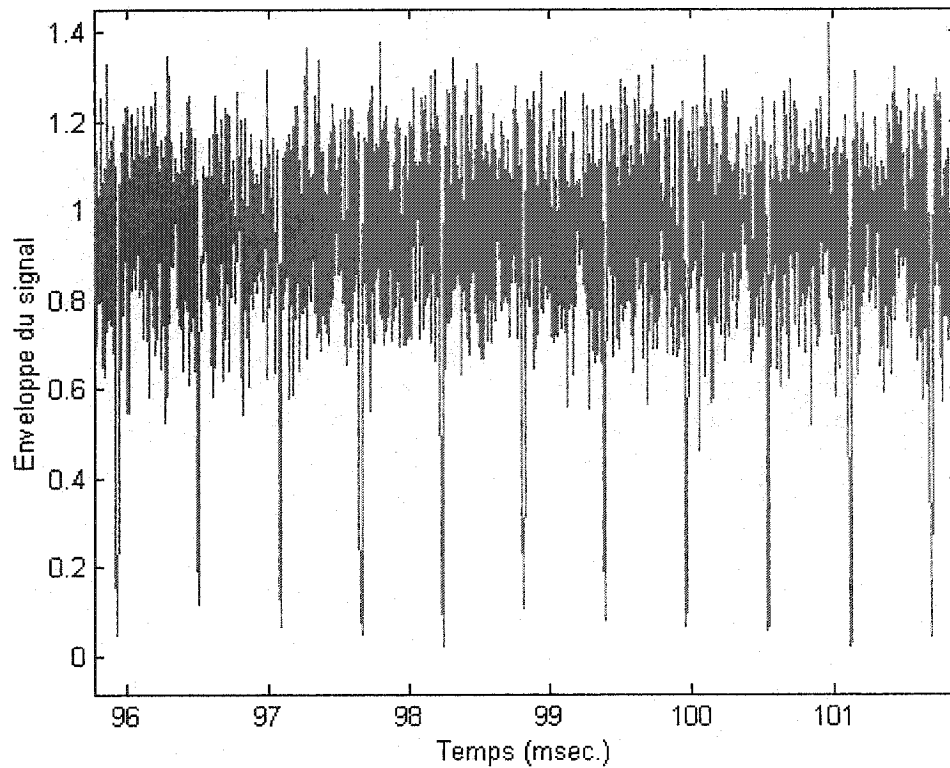


Figure 4.19 : Signal GSM de la station de base.

Les sections suivantes décrivent les étapes de l'identification du système de transmission, tels qu'illustrés dans l'organigramme de la figure 4.16. La section 4.4.1.1 élaborera la procédure d'identification du signal GSM et la section 4.4.1.2 traitera de l'identification de la trajectoire du signal.

4.4.1.1 Identification du signal GSM

L'approche utilisée pour l'identification d'un signal GSM n'est pas la même pour les signaux obtenus d'une transmission suivant une trajectoire montante ou descendante. Tel qu'illustré aux figures 4.17 à 4.19, le signal GSM de la station de base possède une enveloppe relativement constante alors que l'enveloppe du signal GSM mobile varie considérablement selon le nombre d'utilisateurs actifs. L'algorithme fait donc tout d'abord un test relatif au pourcentage des échantillons de l'enveloppe du signal supérieurs à une valeur seuil. Ce test permet de choisir une méthode appropriée au type de liaison (montante ou descendante) traité.

Nous considérons tout d'abord le type de signal GSM provenant d'une station de base. Comme le montre la figure 4.19, chaque intervalle de temps est séparé par une période de garde correspondant à une durée de 8.25 bits, soit 30.46 μ secs, période durant laquelle la puissance du signal est atténuée. L'exploitation de la durée séparant ces baisses de puissance, correspondant à un intervalle de temps GSM (ou 576.92 μ secs), permet d'identifier l'organisation temporelle du système. Une analyse directe dans le domaine temporel semble appropriée, mais lorsque le niveau de bruit est élevé, cette méthode s'avère inadéquate comme l'indique la figure 4.20.

On propose donc d'appliquer des statistiques de second ordre au signal bruité pour exploiter la composition des intervalles de temps GSM de "trafic" (TCH) normaux. Plus précisément, on utilise l'autocorrélation du signal tel que décrit par l'équation suivante :

$$R_x(m) = \begin{cases} \sum_{n=0}^{N-m-1} x_{n+m} x_n^* & , \text{ pour } 0 \leq m \leq N-1 \\ R_x^*(-m) & , \text{ pour } -(N-1) \leq m < 0 \end{cases} \quad (4.7)$$

Ici, N représente le nombre d'échantillons dans la portion du signal traité. Le résultat de cette opération sur la portion du signal de la figure 4.19 est illustré à la figure 4.21. Seul l'indice positif de la fonction est illustré.

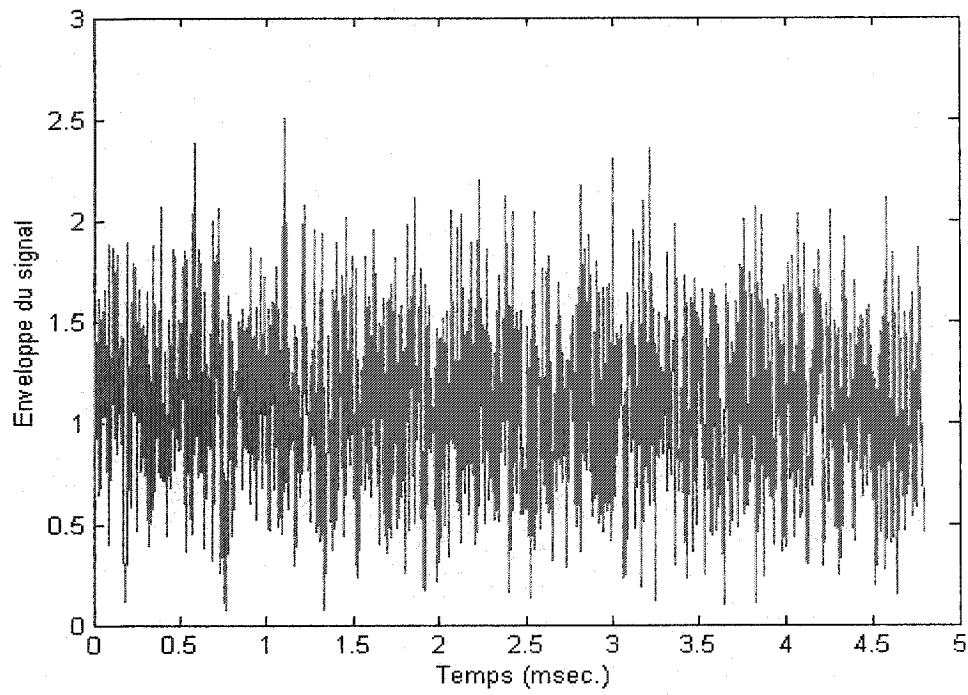


Figure 4.20 : Signal GSM de la station de base pour un SNR de 5 dB.

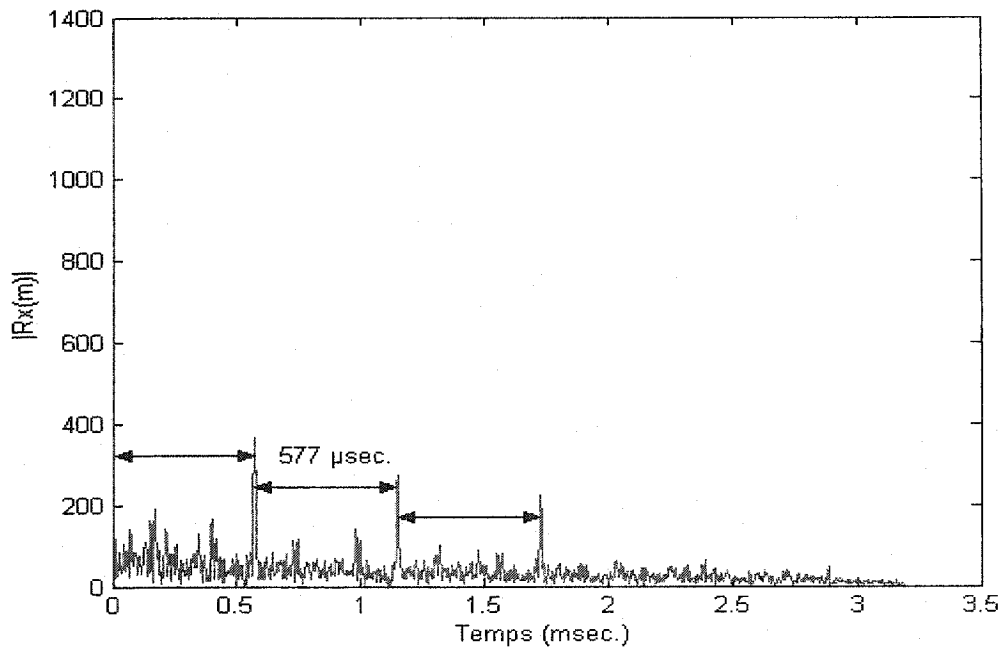


Figure 4.21 : Valeur absolue de la fonction d'autocorrélation d'un signal GSM de la station de base sans bruit. Seul l'indice positif de la fonction est illustré.

Les pics apparaissant dans la fonction d'autocorrélation du signal GSM aux multiples des intervalles de temps de 576.92 μ s relèvent de la composition d'un intervalle de temps GSM normal. En effet, il a été illustré à la figure 3.10 que les intervalles de temps GSM normaux possèdent tous 6 bits de queue ("tail bits") identiques. De plus, tout intervalle de temps utilisant le même canal de transmission possède la même séquence d'apprentissage composée de 26 bits insérés au milieu de l'intervalle de temps. Pour des raisons d'identification, des séquences d'apprentissage distinctes (il existe au total 8 séquences d'apprentissage différentes) sont allouées aux canaux des cellules adjacentes partageant les mêmes fréquences [MP92]. Au total, on retrouve donc 32 bits identiques d'un intervalle de temps à l'autre correspondant à un ratio supérieur ou égal à $32/148 = 0.22$. Ce ratio peut être supérieur car les 116 bits d'information (comportant 2 bits fanion) possèdent une corrélation croisée non nulle d'un intervalle de temps à l'autre (causé par la redondance de la voix par exemple).

Cela explique le haut niveau de corrélation observé aux multiples de 576.92 μ s. La figure 4.22 confirme ces affirmations en illustrant la corrélation croisée entre deux intervalles de temps GSM normaux (TCH) et entre un intervalle de temps GSM TCH et un intervalle de temps de correction fréquentielle FCCH (celui-ci est composé uniquement de 148 "0"s).

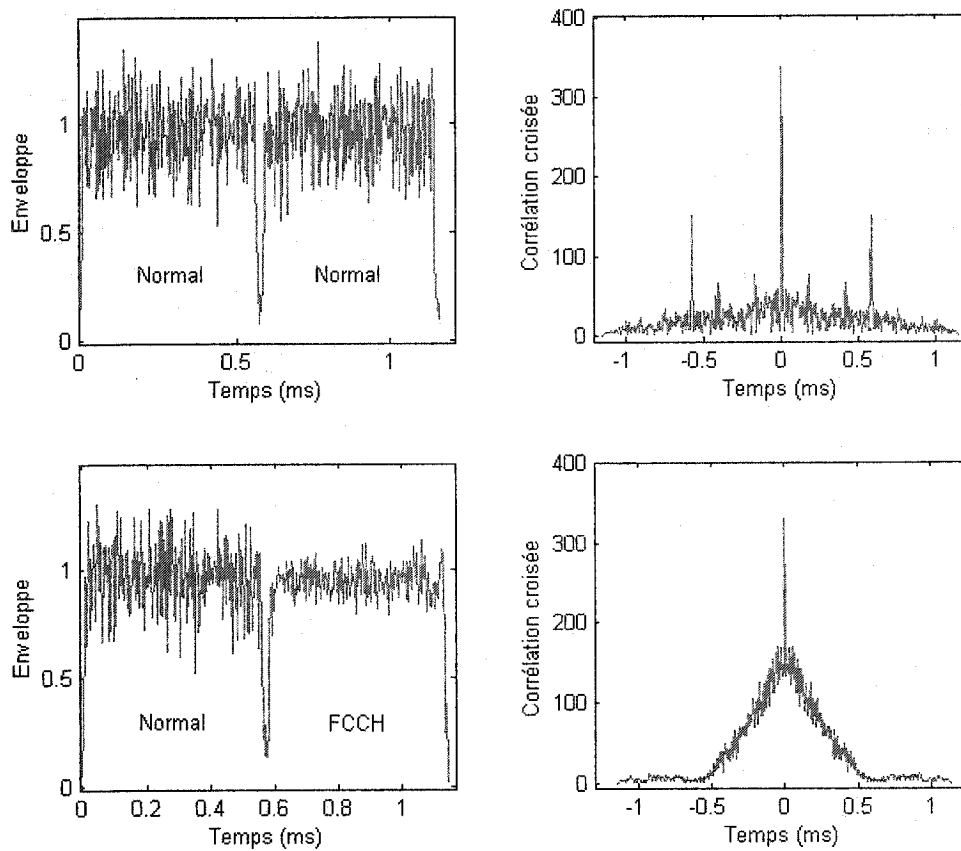


Figure 4.22 : Corrélation croisée entre deux intervalles de temps GSM normaux et entre un intervalle de temps GSM normal et un intervalle de temps FCCH.

Pour l'identification d'un signal GSM lorsqu'un signal GSM mobile est traité, deux méthodes sont proposées. Ces méthodes dépendent du nombre d'intervalles de temps occupés dans la trame GSM. Lorsque la majorité des huit intervalles de temps sont occupés, on utilise la méthode d'autocorrélation proposée antérieurement. Cependant, lorsqu'une proportion faible des intervalles de temps est occupée, la contribution de la fonction d'autocorrélation aux multiples d'intervalles de temps GSM est minime et l'on ne peut distinguer des pics distincts.

On utilise alors une analyse temporelle pour déceler les intervalles de temps GSM. Cette méthode est illustrée à la figure 4.23. On détecte en premier lieu la proportion des échantillons du signal supérieure à un seuil, puis on calcule la durée de cet intervalle. Cette valeur additionnée à la durée d'une période de garde correspond à la

durée d'un intervalle de temps GSM de 546.46 μ secs (148 bits de durée égale à 3.692 μ secs) :

$$546.46 \mu \text{sec} + 30.46 \mu \text{sec} (8.25 \text{ bits} / 270.83 \text{ kbps}) = 576.92 \mu \text{secs}.$$

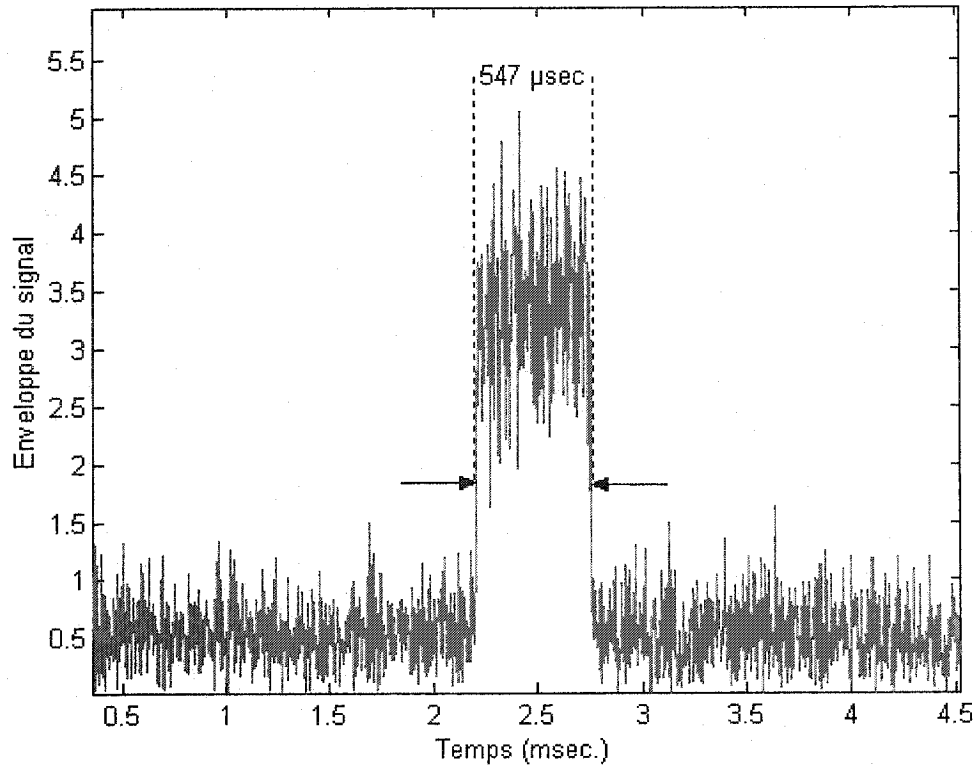


Figure 4.23 : Détection d'un signal GSM par la méthode d'analyse temporelle.

Finalement, le débit de bits du système GSM peut être estimé, invariablement de la trajectoire du signal. En effet, en effectuant la transformée de Fourier du signal complexe mis au carré, deux pics distincts apparaissent dans le spectre [Rei92]. La présence de ces pics est causée par une périodicité d'ordre supérieur induite dans le signal modulé.

La distance entre ces pics correspond au débit de bits : $R_b = 1/T_b = 1/3.692 \mu s = 270.833 \text{ kbps}$. L'équation 4.8 décrit l'opération effectuée sur le signal alors que la figure 4.24 illustre le résultat de cette opération sur un signal GSM à trajectoire descendante.

$$\begin{aligned} |\mathbb{F}(x^2)| &= |\mathbb{F}(x) * \mathbb{F}(x)| \\ &= |X(f) * X(f)| \end{aligned} \quad (4.8)$$

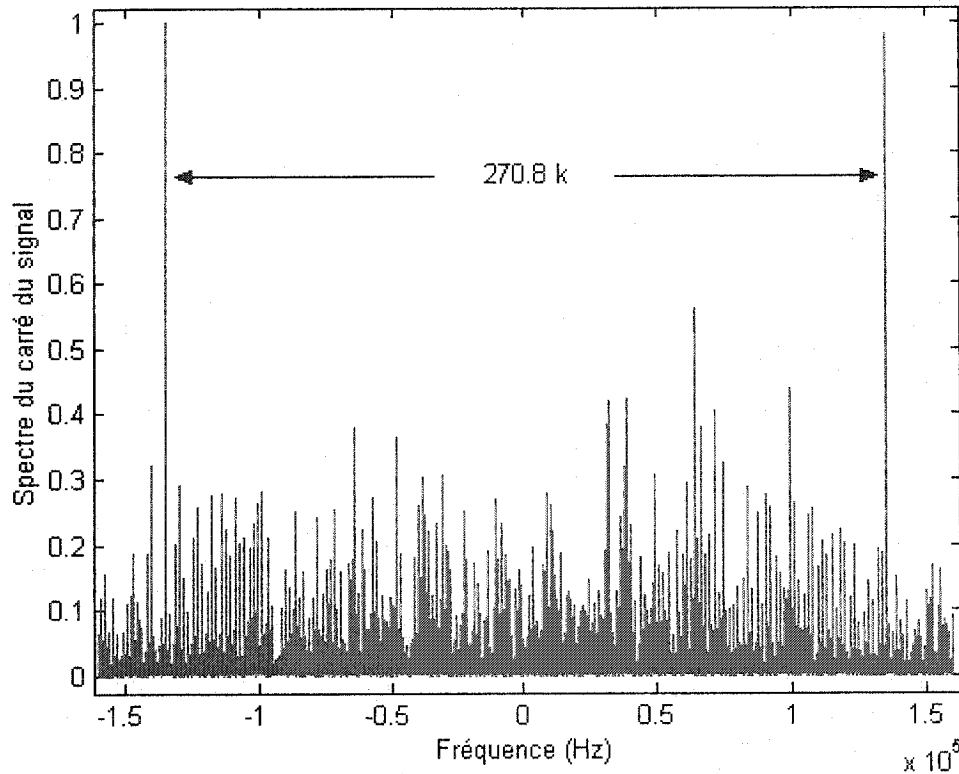


Figure 4.24 : Spectre du carré de l'amplitude d'un signal GSM sans bruit.

Cette opération est applicable aux types de modulation MSK et GMSK. Pour la modulation FSK, des pics apparaissent mais la distance entre ceux-ci ne correspond pas au débit de bits. Pour la modulation FM, aucun pic distinct ne peut être décelé.

Les figures 4.25 et 4.26 illustrent les résultats de l'estimation du débit de bits pour des signaux GSM variés. On note que la robustesse au bruit de l'estimateur est proportionnelle à la durée du signal traité et au nombre de points utilisés pour effectuer la transformée de Fourier. Cependant, la vitesse d'exécution étant inversement proportionnelle à la durée du signal traité, un compromis doit être fait quant à la robustesse de l'estimé du débit de bits et la rapidité d'exécution. Pour les signaux GSM mobiles, une transformée de Fourier de 2048 points s'est avérée nécessaire car une grande portion du signal analysé est du bruit et l'estimateur nécessite alors une plus

grande précision d'estimation. Dans le cas échéant, on insère des zéros ("zero padding") à la fin du signal jusqu'à l'obtention de 2048 échantillons. À l'opposé, si une FFT de taille inférieure au nombre d'échantillons réels est effectuée, il y a troncation des données.

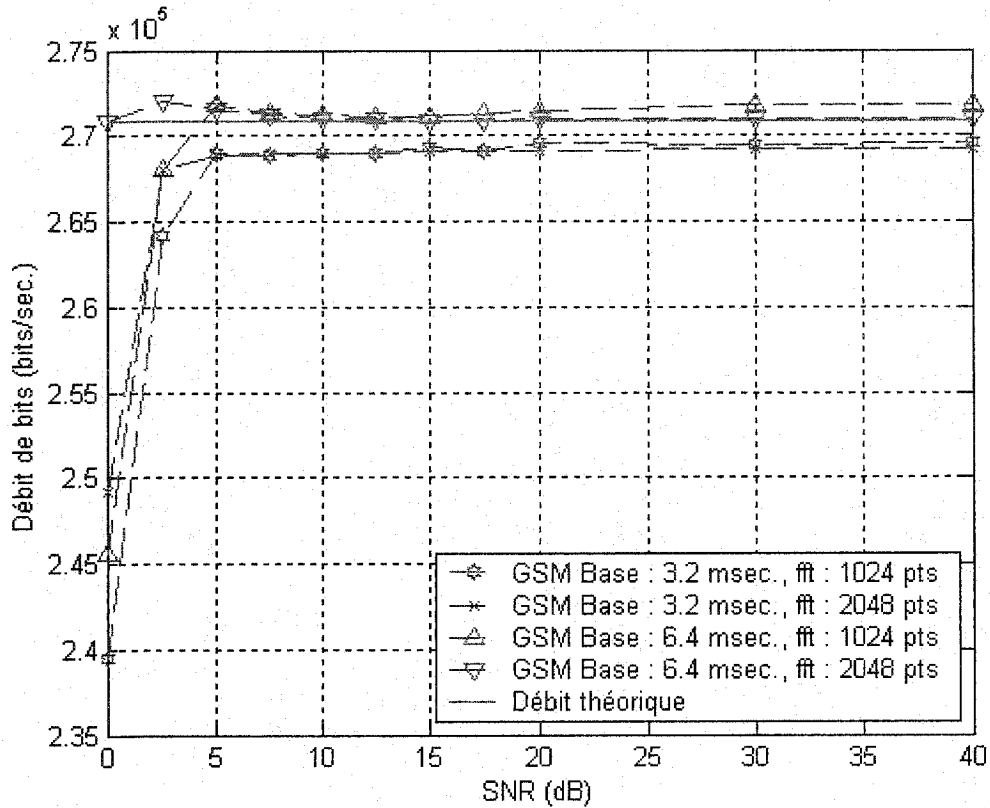


Figure 4.25 : Débit de bits pour un signal GSM à trajectoire descendante.

La combinaison de ces paramètres de classification est utilisée pour l'identification du système GSM. L'analyse de la performance du classificateur est effectuée à la section 4.4.2.

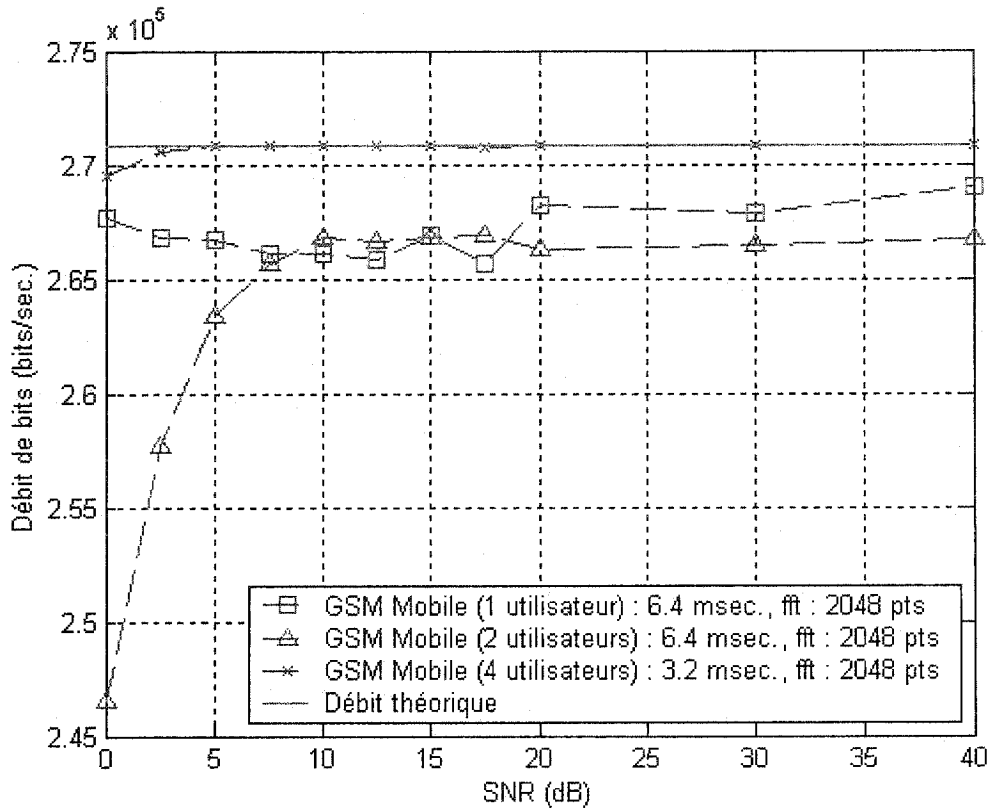


Figure 4.26 : Débit de bits pour des signaux GSM à trajectoire montante.

4.4.1.2 Identification de la trajectoire d'un signal GSM

Comme il a été démontré aux figures 4.17 et 4.18, l'enveloppe d'un signal GSM à trajectoire montante est non constante et varie selon le nombre d'utilisateurs actifs. De plus, les terminaux mobiles peuvent ajuster la puissance du signal émis en fonction de leur distance de la station de base, facteur influençant également l'enveloppe du signal. Comme tout signal se propageant dans l'atmosphère, le signal émis subit ensuite de l'atténuation. La figure 4.27 illustre l'environnement dans lequel est effectué l'enregistrement des signaux.

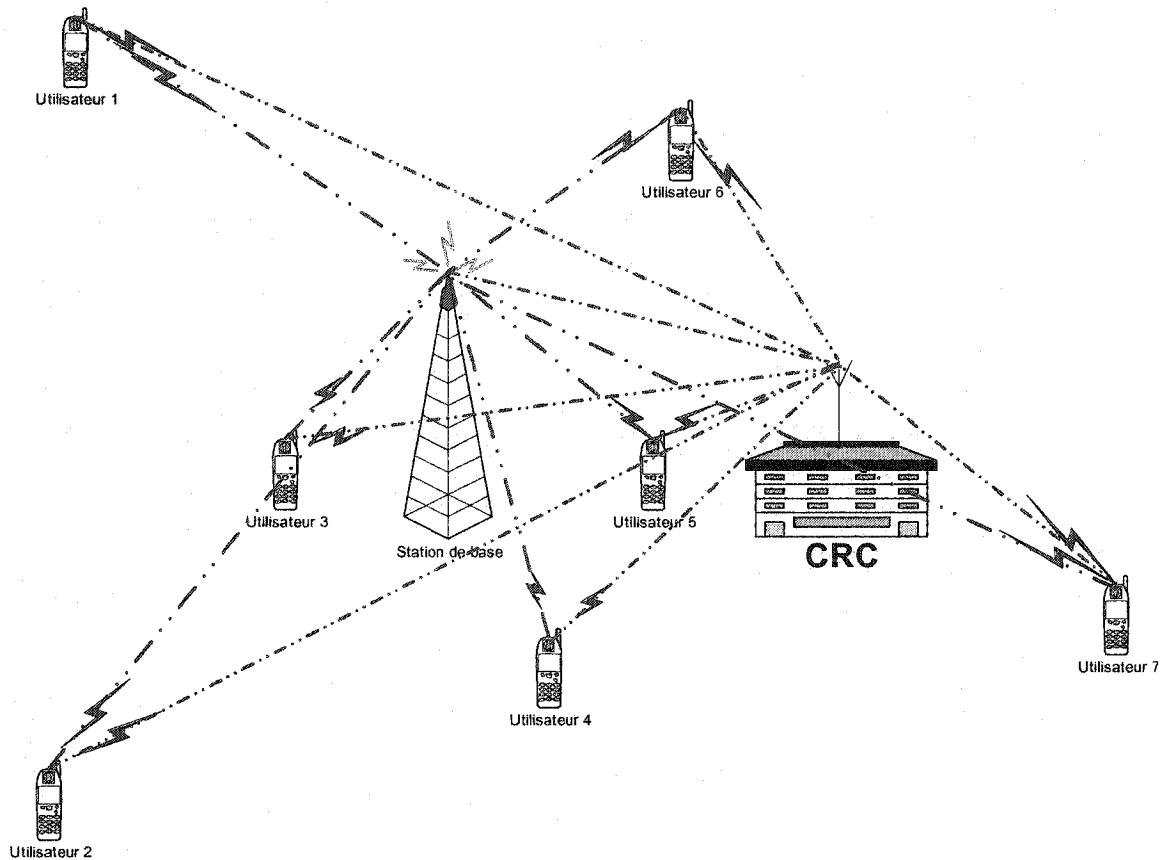


Figure 4.27 : Diagramme expliquant la variation de puissance des signaux GSM à trajectoire montante.

Les signaux enregistrés provenant des utilisateurs 1, 2 et 3 seront de faible puissance comparativement à ceux provenant des utilisateurs 4, 5 et 7, le récepteur au CRC n'étant vraisemblablement pas situé à proximité de la station de base. Cela explique donc cette variation de puissance des signaux provenant de différents utilisateurs.

Le paramètre K est alors utilisé pour différencier la trajectoire du signal GSM, car comme démontré à la figure 4.19, l'enveloppe d'un signal GSM à trajectoire descendante est plus ou moins constante. Un second critère est toutefois utilisé pour l'identification de la trajectoire du signal. L'identification d'un signal GSM à trajectoire descendante s'effectue en tirant avantage de la composition des intervalles de temps de contrôle. Plus précisément, l'algorithme de détection vise à l'identification de l'intervalle de temps de correction fréquentielle ("Frequency Correction Channel"). Tel qu'illustré à

la figure 3.11, cet intervalle de temps est uniquement composé de 148 bits mis à zéro. Cela génère une composante fréquentielle dans le spectre du signal à environ 67 kHz pour ainsi faciliter la synchronisation. Le spectre de cet intervalle de temps de contrôle est illustré à la figure 4.28.

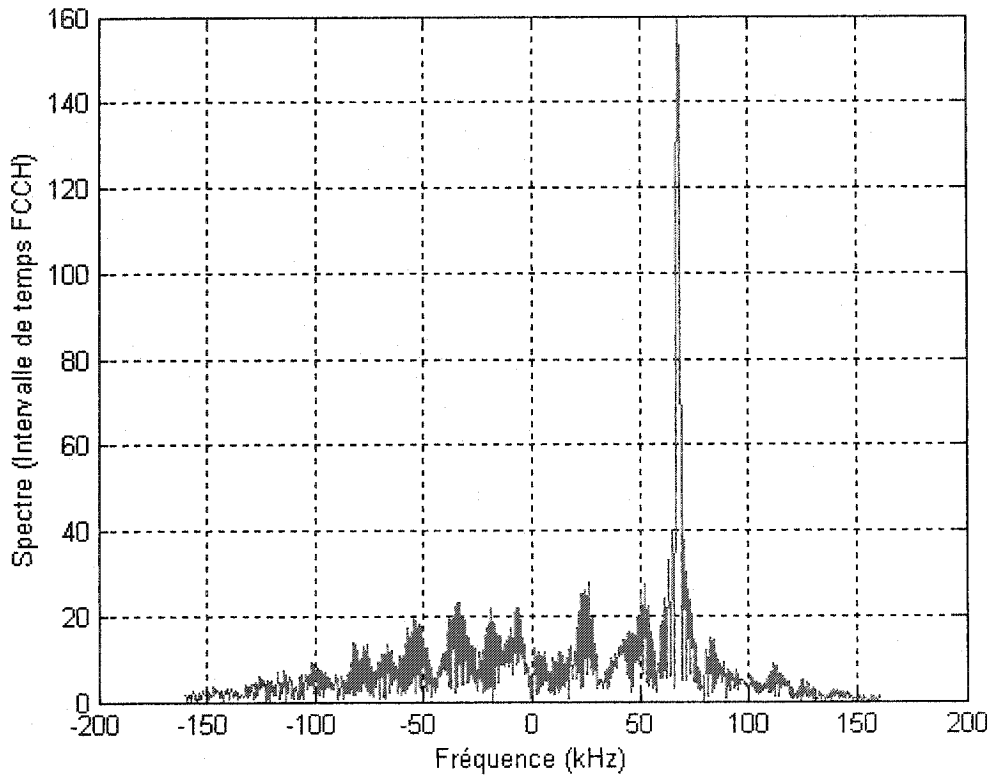


Figure 4.28 : Spectre de l'intervalle de temps de correction fréquentielle (FCCH).

Les bits de l'intervalle de temps étant tous des zéros, le changement de phase d'un symbole à l'autre est maximal et est d'environ $\pi/2$ pour la modulation GMSK. La figure 4.29 illustre ce changement de phase et montre que celui-ci est constant pour la durée de l'intervalle de temps.

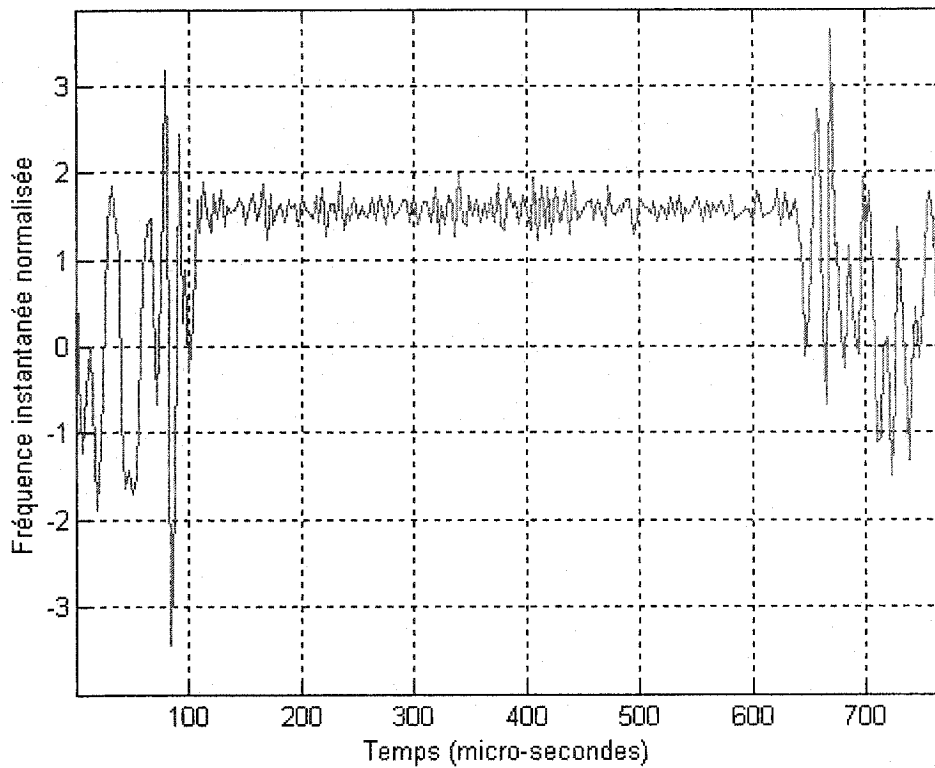


Figure 4.29 : Changement de phase de l'intervalle de temps de correction fréquentielle.

Le signal transmis pendant cet intervalle de temps étant de puissance supérieure, l'identification est effectuée en analysant la densité spectrale de puissance de segments de courte durée (inférieur à 1 ms) pour ainsi déceler ce pic se démarquant dans le spectre à 67 kHz. Un facteur limitant de cette méthode d'identification est que la répétition de ce type d'intervalle de temps se fait à tous les 46.16 ms (80 intervalles de temps).

4.4.2 Performance de l'algorithme de reconnaissance du système de transmission

Les signaux réels illustrés au tableau 4.1 ont été retenus pour l'identification du système de transmission. Les tableaux 4.6 et 4.7 démontrent le pourcentage de classification du système de transmission pour une durée d'analyse de 3.2 ms et un rapport signal-à-bruit de 15 dB et 5 dB respectivement.

Signaux		Classifié comme étant (%)	
		Autre	GSM
1	AM commercial musique	100	0
2	AM commercial voix	100	0
3	FM commercial musique stéréo	100	0
4	FM commercial voix stéréo	100	0
5	FM commercial voix mono	100	0
6	FSK Pager	100	0
7	FSK Motorola	100	0
8	FSK Madisson Paging	100	0
9	FSK OPP	100	0
10	FSK AMPS	100	0
11	FSK Traffic	100	0
12	GSM (Base)	2.8	97.2
13	GSM (Mobile 1 utilisateur)	62	38
14	GSM (Mobile 2 utilisateurs)	44.6	55.4
15	GSM (Mobile 4 utilisateurs)	4.6	95.4

Tableau 4.6 : Pourcentage de classification du système de transmission pour un rapport signal-à-bruit de 15 dB et une durée d'analyse de 3.2 ms.

Signaux		Classifié comme étant (%)	
		Autre	GSM
1	AM commercial musique	100	0
2	AM commercial voix	100	0
3	FM commercial musique stéréo	100	0
4	FM commercial voix stéréo	100	0
5	FM commercial voix mono	100	0
6	FSK Pager	100	0
7	FSK Motorola	100	0
8	FSK Madisson Paging	100	0
9	FSK OPP	100	0
10	FSK AMPS	100	0
11	FSK Traffic	100	0
12	GSM (Base)	4.4	95.6
13	GSM (Mobile 1 utilisateur)	100	0
14	GSM (Mobile 2 utilisateurs)	80.4	19.6
15	GSM (Mobile 4 utilisateurs)	35.4	64.6

Tableau 4.7 : Pourcentage de classification du système de transmission pour un rapport signal-à-bruit de 5 dB et une durée d'analyse de 3.2 ms.

Les figures 4.30 et 4.31 indiquent le pourcentage de classification du système de transmission pour les signaux GSM en variant la durée du temps d'analyse (les résultats démontrés auparavant correspondent à une durée d'analyse de 3.2 ms). Il faut noter que les signaux GSM mobiles comprenant 2 et 4 utilisateurs ont été enregistrés à un rapport signal-à-bruit inférieur à 10 dB. Le pourcentage de classification de ces signaux devrait donc être légèrement supérieur aux résultats enregistrés.

Finalement, afin de démontrer la robustesse de l'algorithme face au bruit, la figure 4.32 indique le pourcentage de classification en fonction du rapport signal-à-bruit pour une durée d'analyse de 3.2 ms.

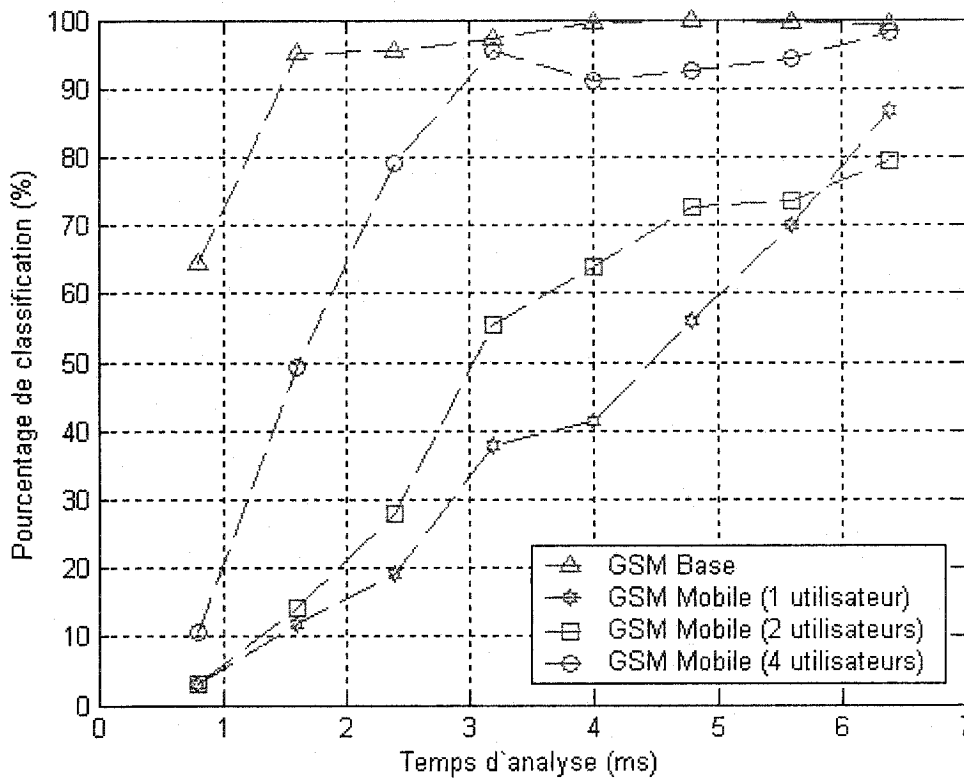


Figure 4.30 : Pourcentage de classification du système de transmission en fonction du temps d'analyse pour des signaux GSM pour un rapport signal-à-bruit de 15 dB.

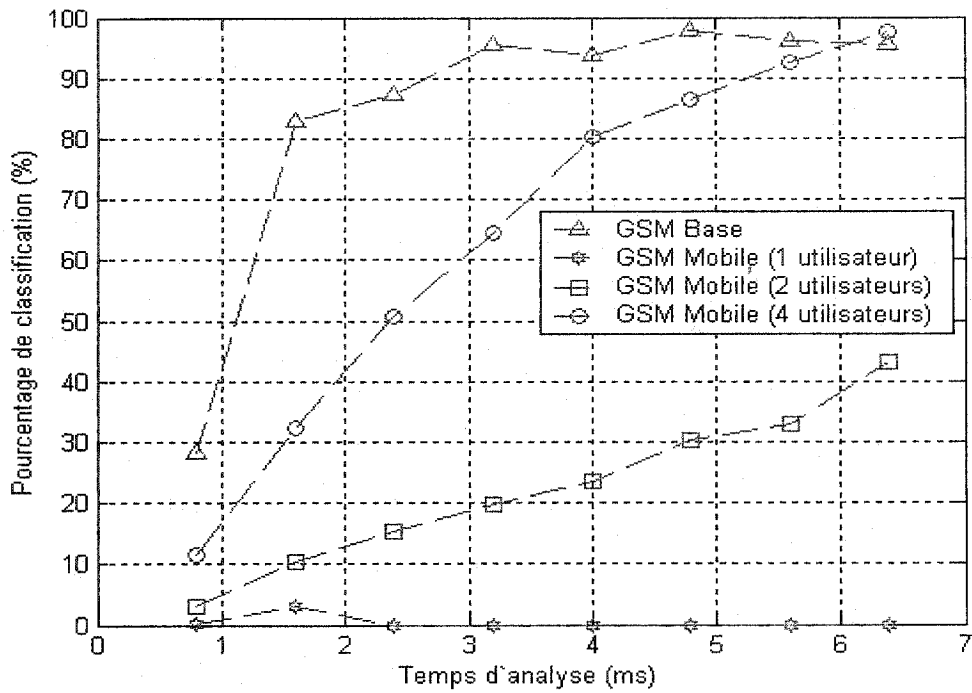


Figure 4.31 : Pourcentage de classification du système de transmission en fonction du temps d'analyse pour des signaux GSM pour un rapport signal-à-bruit de 5 dB.

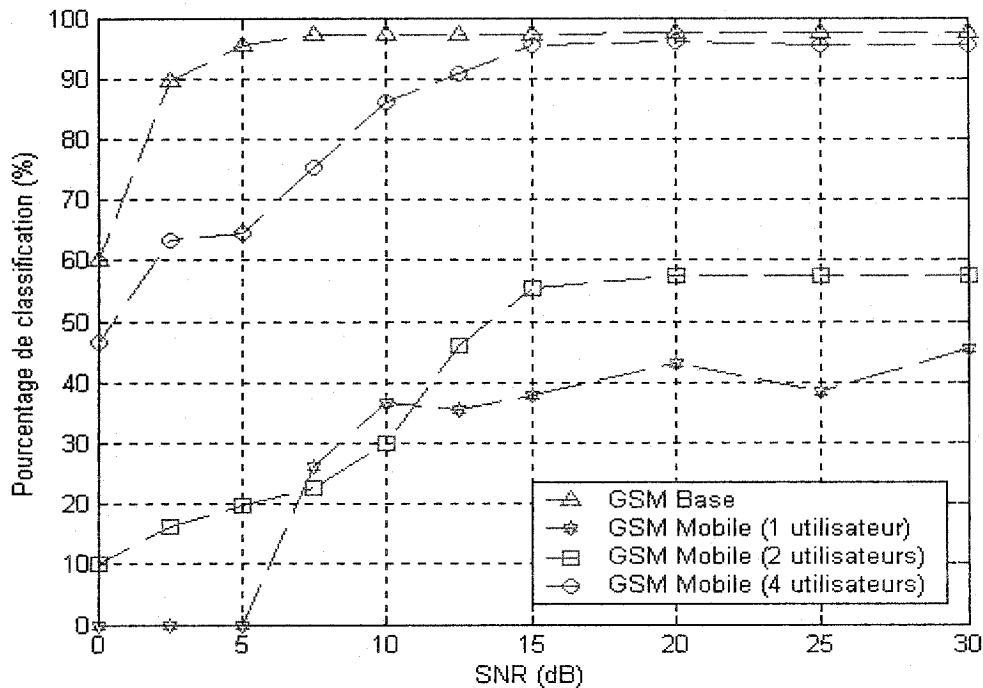


Figure 4.32 : Pourcentage de classification du système de transmission en fonction du SNR pour des signaux GSM et une durée d'analyse de 3.2 ms.

4.4.3 Extension des méthodes proposées aux signaux AMRT

La méthode d'identification du GSM exploitant la taille et la composition des intervalles de temps peut être généralisée pour l'identification d'autres signaux AMRT. Puisque ces signaux radio-mobiles possèdent des séquences répétitives d'un intervalle de temps à l'autre (séquence de synchronisation et d'identification par exemple), il est alors possible d'appliquer la méthode basée sur l'autocorrélation du signal pour l'identification d'un intervalle de temps pour les systèmes radio-mobiles USDC et iDEN décrits à la section 3.2.2. Dans le cas échéant, l'algorithme vise à identifier la durée des intervalles de temps USDC et iDEN (6.67 et 15 ms respectivement).

La figure 4.33 indique le pourcentage de classification des systèmes GSM, USDC et iDEN en fonction de la taille des échantillons traités pour un SNR de 15 et 5 dB. Ces pourcentages sont le résultat de la méthode basée sur l'autocorrélation du signal et non de l'arbre de décision de classification de système présenté antérieurement. La décision étant basée uniquement sur cette méthode, la classification du GSM est donc effectuée à un taux supérieur de réussite.

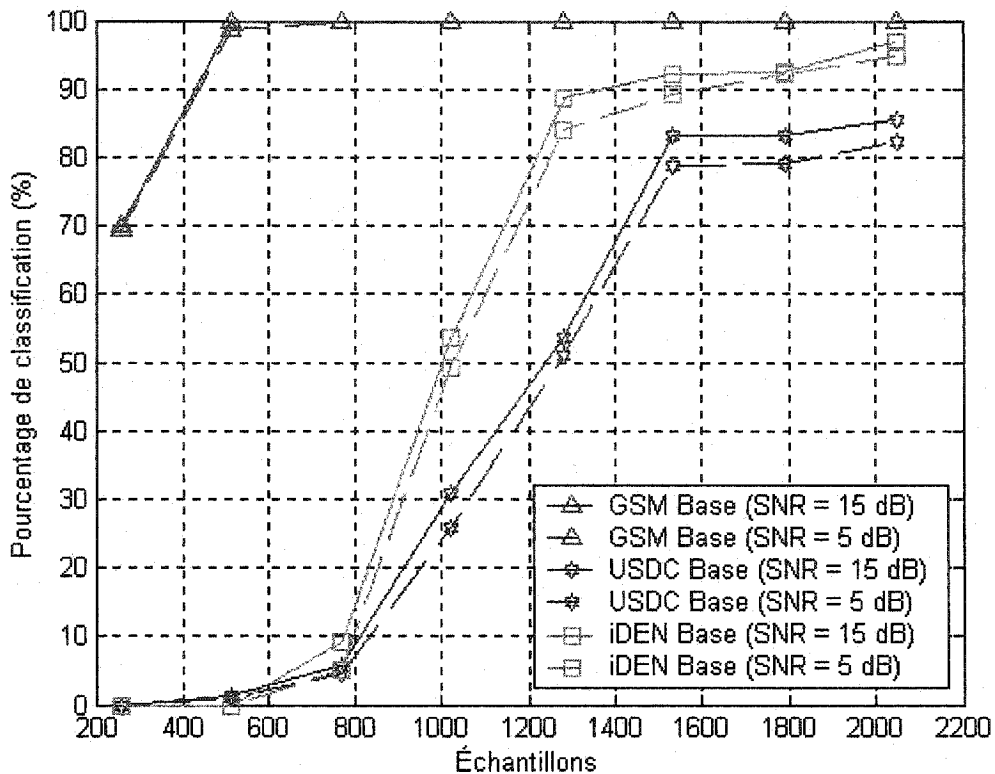


Figure 4.33 : Pourcentage de classification, à partir de la méthode d'autocorrélation, des systèmes GSM, USDC et iDEN en fonction de la taille des échantillons.

4.5 Comparaison des méthodes développées aux méthodes existantes

4.5.1 Identification de la méthode de modulation

La comparaison entre les résultats obtenus et ceux publiés antérieurement doit être effectuée avec précaution. Le problème est qu'il existe plusieurs facteurs pouvant différencier l'environnement dans lequel les simulations sont effectuées. Par exemple, certains auteurs supposent une connaissance *a priori* de tous les paramètres de transmission (fréquence porteuse, synchronisme temporel, etc.) alors que d'autres études se distinguent par le nombre de modulations identifiées. Les comparaisons qui suivront servent donc uniquement de référence quant à la performance des algorithmes développés comparativement aux méthodes publiées.

Il existe peu d'articles présentant des résultats portant sur la reconnaissance de modulations CPM. Dans le cas des méthodes basées sur l'approche de décision théorique, il a été mentionné que ceux-ci s'intéressent presque entièrement à la distinction des modulations BPSK et QPSK. Pour les algorithmes regroupés sous la méthode de reconnaissance statistique de tendance, ceux-ci portent davantage sur les classes générales de modulation telles le MFSK, le MPSK, le MPAM et le MASK.

Quelques articles s'intéressent aux modulations hautement filtrées telles le MSK. Le tableau 4.8 présente les résultats des méthodes publiées concernant la reconnaissance de modulations CPM.

Article	Type d'algorithme	Modulation	SNR (dB)	% Classification
[DM01]	ANN	MSK	5	75
[Rei92]	Statistiques d'ordre supérieur	MSK	5.5	99.2
[Lie84]	Histogrammes de phase	MSK	13	85
Algorithme proposé	Paramètres statistiques	0.3 GMSK	5	97.4

Tableau 4.8 : Comparaison des résultats obtenus aux résultats de méthodes publiées.

On constate que l'algorithme développé offre une performance supérieure ou comparable aux autres algorithmes à un faible SNR. Il est intéressant de constater que la méthode d'identification du MSK dans [Rei92] est basée sur l'identification de lignes spectrales dans le spectre du carré du signal (méthode utilisée par notre algorithme pour l'estimation du débit de bits du GSM). On note également la robustesse au bruit de l'algorithme comparativement aux méthodes proposées dans [Lie84] et [DM01]. La figure 4.34 affiche l'évolution par rapport au bruit de la performance de l'algorithme comparativement à celui présenté dans [Lie84].

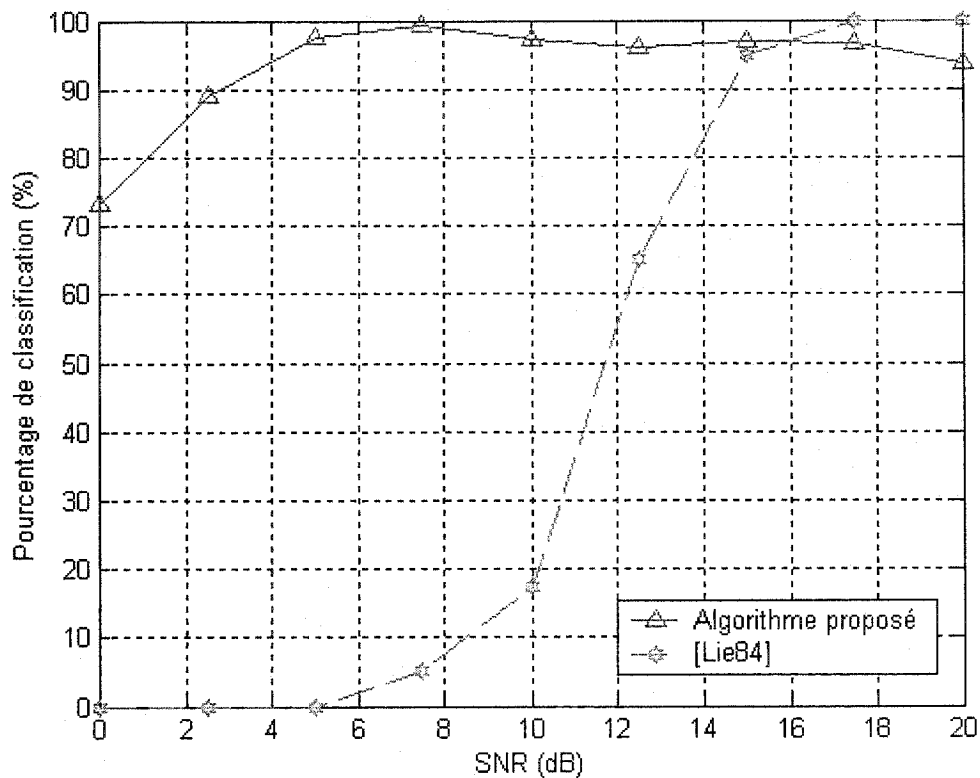


Figure 4.34 : Comparaison de la performance de l'algorithme développé à celui présenté dans [Lie84].

4.5.2 Identification du système de transmission

Une comparaison des résultats obtenus pour l'identification du GSM n'est pas possible car aucun article se rapportant à ce problème n'est connu de l'auteur. Comparativement à l'identification de la méthode de modulation, le champ d'application de l'identification de signaux AMRT est plus restreint (principalement limité à la surveillance spectrale) et ne suscite donc pas la même attention attribuée à l'AMR.

4.6 Conclusions

Les résultats du classificateur automatique de modulation ont été présentés à la section 4.3.2 de ce travail. Cet algorithme de détection est basé sur des paramètres statistiques et la variance de ces paramètres discriminants face au bruit fut ici présentée. La combinaison de ces variables statistiques permet une classification du type de modulation à un taux supérieur à 90.8 % pour un signal GSM à trajectoire descendante à

un SNR de 5 dB. Cependant, il fut impossible de trouver des paramètres caractérisant uniquement la modulation GMSK, et cela se reflète dans les résultats d'analyse des autres types de modulation. Au pire cas, le signal "FSK AMPS" à modulation FSK est classifié à 22.2 % comme étant de la modulation GMSK. Cependant, lorsque l'on augmente le nombre d'échantillons traités de 256 à 1024, ce pourcentage diminue à 1 %.

Pour la reconnaissance du système de transmission, les résultats obtenus sont plus favorables. En effet, pour un SNR de 5 dB, un signal GSM à liaison descendante possède un taux de classification de 95.2 % pour une durée d'analyse de seulement 1.6 ms, tandis que ce taux est supérieur à 97 % pour une durée d'analyse de 3.2 ms. De plus, il a été démontré que le pourcentage de classification d'un signal GSM à trajectoire montante augmente en fonction du nombre d'utilisateurs actifs. Lorsque le taux d'occupation est faible, une période d'analyse de 6.4 ms est nécessaire pour obtenir un pourcentage de classification supérieur à 80 %. Contrairement au classificateur automatique de modulation, l'algorithme de reconnaissance du système de transmission est très robuste. Dans tous les cas, les signaux autres que du GSM ont été classifiés à 100 % comme étant un autre système quelconque.

Il a également été démontré à la section 4.4.3 que la méthode d'identification d'un intervalle de temps GSM par la méthode d'autocorrélation peut être généralisée à d'autres signaux AMRT. En effet, les trois systèmes AMRT présentés peuvent être différenciés à un taux de réussite supérieur à 80 % par la méthode d'autocorrélation lorsqu'au moins 1536 échantillons sont traités à un SNR de 15 dB.

Chapitre 5

Évaluation du temps de calcul des algorithmes

Cette section de la thèse consiste à l'implémentation des algorithmes de reconnaissance en temps réel. Plus précisément, ce chapitre vise à démontrer la faisabilité de la mise en œuvre des méthodes de reconnaissance retenues, d'en évaluer la complexité de calcul et d'obtenir le temps de calcul réel requis pour la reconnaissance du GSM. Pour ce faire, la plate-forme de développement *Signal Master* de *LyrTech* basée sur la puce de traitement de signal *C67XX* de *Texas Instruments* est utilisée. Cette plate-forme est employée conjointement avec le logiciel *Real-Time Workshop* de *MathWorks* pour la génération de code source *C* optimisé.

5.1 Évaluation de la complexité de calcul

Cette partie de la thèse vise à mesurer l'ordre de la complexité de calcul de l'algorithme de reconnaissance automatique de modulations et de reconnaissance du système. La complexité de calcul est l'un des facteurs dictant la possibilité de l'implémentation de l'algorithme de reconnaissance du GSM en temps réel.

Nous débutons par l'analyse de la complexité de calcul de l'algorithme de reconnaissance automatique du type de modulations. Trois paramètres statistiques sont utilisés comme facteurs discriminants, soient un paramètre statistique de l'enveloppe du signal, K , un coefficient de kurtose de la fréquence instantanée centrée et normalisée, μ_{42}^f , et la variance de la dérivée de la fréquence instantanée normalisée, $\sigma_{f_n}^2$.

Le premier paramètre calculé par l'algorithme de reconnaissance de la modulation GMSK est le paramètre statistique de l'enveloppe du signal, K , dont l'expression est donné en (4.1) et indiquée ci-dessous :

$$K = E[\xi^2(t)] - 2\{E[\xi(t)]\}^2 \quad (5.1)$$

où $\xi(t)$ représente l'enveloppe du signal. Ce paramètre sert à faire la distinction entre les signaux à enveloppe constante et non-constante. Celui-ci comporte des opérations de faible complexité comme le calcul de l'enveloppe du signal, d'espérances mathématiques, etc. La complexité de calcul de ce paramètre pour un signal constitué de N échantillons complexes est donc d'ordre N , dénoté par $O(N)$ où l'ensemble des fonctions $O[g(N)]$ donne une borne supérieure asymptotique d'une fonction quelconque $f(N)$ et est définie par [BW00] :

$$O[g(N)] = \{f(N) : 0 \leq f(N) \leq cg(N), \text{ pour tout } N \geq N_0\} \quad (5.2)$$

où c et N_0 sont des constantes positives.

Le second paramètre discriminant du type de modulation est le coefficient de kurtose de la fréquence instantanée centrée et normalisée, $f_N(t)$, décrit par l'expression (4.5) et rappelée ici :

$$\mu_{42}^f = \frac{E[f_N^4(t)]}{\{E[f_N^2(t)]\}^2} \quad (5.3)$$

La complexité de calcul de ce paramètre est également en $O(N)$. Il est de même pour le troisième paramètre de classification $\sigma_{f_n}^2$: ce dernier est défini par la variance de la dérivée de la fréquence instantanée normalisée $\dot{f}_n(t)$ donné par (4.6)

$$\sigma_{f_n}^2 = \overline{[\dot{f}_n(t) - \mu_{f_n}]^2} \quad (5.4)$$

Le tableau 5.1 indique la complexité de calcul des paramètres reliés à la classification du type de modulation. Le tableau inclut un estimé du nombre d'opérations requis au calcul de ces paramètres.

Paramètre de classification	Estimé du nombre d'opérations	Ordre de complexité $O(\cdot)$
K	$10N$	N
μ_{42}^f	$26N$	N
$\sigma_{f_n}^2$	$20N$	N

Tableau 5.1 : Complexité de calcul des paramètres discriminants du type de modulation.

Pour l'identification du système de transmission, deux paramètres de classification sont utilisés : l'estimation du débit de bits (270.83 *kbps*) et l'identification d'un intervalle de temps GSM (577 μ sec.).

L'estimation du débit de bits repose sur la transformée de Fourier du signal complexe mis au carré. Bien que la fonction estimant le débit de bits comporte plusieurs opérations de faible complexité, la quasi-totalité des opérations est reliée à la FFT (*Fast Fourier Transform*) du signal mis au carré. Cette opération requiert $\frac{N}{2} \log_2 N$ multiplications complexes et $N \log_2 N$ additions complexes. Le calcul de la FFT requiert donc un total de $5N \log_2 N$ opérations, sachant qu'une multiplication complexe nécessite 6 opérations alors que 2 opérations sont effectuées lors d'une addition complexe. La complexité de calcul pour l'estimation du débit de bits est donc d'ordre de $O(N \log_2 N)$.

Deux méthodes sont utilisées pour accomplir la reconnaissance d'un intervalle de temps GSM. La première méthode, impliquant une analyse temporelle du signal, nécessite l'identification de l'intervalle de temps à partir de l'enveloppe du signal. L'exécution de cette fonction requiert peu d'opérations et la complexité de calcul est donc en $O(N)$.

L'autre méthode utilisée pour l'identification d'un intervalle de temps implique l'autocorrélation du signal complexe pour exploiter la composition des intervalles de temps GSM normaux. Pour un signal discret x_n de longueur N , l'expression de la fonction d'autocorrélation est donnée par

$$R_x(m) = \begin{cases} \sum_{n=0}^{N-m-1} x_{n+m} x_n^* & , \text{ pour } 0 \leq m \leq N-1 \\ R_x^*(-m) & , \text{ pour } -(N-1) \leq m < 0 \end{cases} \quad (5.5)$$

Cette expression requiert toutefois un calcul exhaustif d'ordre de complexité $O(N^2)$ rendant difficile l'implémentation de celle-ci en temps réel. Afin de réduire la complexité de calcul, une autre méthode est utilisée pour le calcul de la fonction d'autocorrélation. Celle-ci implique la densité spectrale de puissance du signal, $S_x(f)$, et la fonction d'autocorrélation est maintenant donné par l'expression

$$R_x(m) = \mathbb{F}^{-1} [S_x(f)] = \mathbb{F}^{-1} [|\mathbb{F}(x_m)|^2] \quad (5.6)$$

où $\mathbb{F}\{\cdot\}$ et $\mathbb{F}^{-1}\{\cdot\}$ représentent la transformée de Fourier et la transformée de Fourier inverse respectivement. Cette expression nécessite donc le calcul d'une FFT et d'une IFFT (*Inverse Fast Fourier Transform*) impliquant au total $10N \log_2 N$ opérations. L'utilisation de cette seconde méthode pour le calcul d'un intervalle de temps fait donc passer la complexité de $O(N^2)$ à $O(N \log_2 N)$ rendant ainsi plus facile une implémentation en temps réel.

Le tableau 5.2 résume la complexité de calcul des fonctions servant à l'identification de paramètres propres au system GSM.

Estimation des paramètres du GSM	Ordre de complexité $O(\cdot)$
Identification d'un intervalle de temps (méthode temporelle)	N
Identification d'un intervalle de temps (autocorrélation)	$N \log_2 N$
Estimation du débit de bits	$N \log_2 N$

Tableau 5.2 : Complexité de calcul des paramètres discriminant du type de système.

L'analyse effectuée indique que la complexité de calcul de l'algorithme de reconnaissance du type de modulation est inférieure à celle de la reconnaissance du type de système puisque cette dernière implique le calcul de paramètres de complexité d'ordre

N , i.e. $O(N)$, alors que les paramètres discriminants du type de système ont un ordre de complexité inférieur ou égal à $O(N \log_2 N)$.

La prochaine section vise à démontrer la relation entre l'ordre de complexité et le temps de calcul. Pour ce faire, le temps de calcul de l'algorithme de reconnaissance du GSM et des paramètres discriminants individuels est évalué. À titre de comparaison, le temps de calcul est évalué pour l'algorithme développé en *MATLAB*, en langage *C*, et plus important encore, pour l'algorithme de reconnaissance opérant sur la puce de traitement de signal *C67XX*.

5.2 Évaluation du temps de calcul des algorithmes

5.2.1 Temps de calcul des algorithmes développés en *MATLAB*

Cette section vise à évaluer le temps d'exécution, dans un environnement *MATLAB*, des paramètres discriminants du type de modulation et de système. Les simulations sont effectuées à l'aide d'un ordinateur personnel muni d'un processeur *Intel Pentium III* opérant à 800 MHz. La fonction *MATLAB* de chaque paramètre discriminant est exécutée 500 fois, puis on calcule le temps moyen d'exécution. À titre de comparaison, ce calcul est effectué pour une portion du signal composée de 1024, 1536 ou 2048 échantillons complexes. Le signal est échantillonné à 320 000 échantillons par seconde, correspondant à une durée du signal de 3.2 , 4.8 et 6.4 ms respectivement. Le tableau 5.3 et la figure 5.1 montrent les résultats obtenus.

Fonction	Nombre d'échantillons complexes		
	1024	1536	2048
Paramètre statistique de l'enveloppe	0.9	1.4	1.5
Coefficient de kurtose	10.0	13.4	17.3
Variance de la dérivée de la fréquence instantanée	8.4	11.2	14.5
Intervalle de temps (méthode temporelle)	8.3	9.4	12.2
Intervalle de temps (autocorrélation)	6.2	12.6	13.8
Estimation débit de bits	3.1	3.3	3.7

Tableau 5.3 : Temps de calcul (ms) de l'algorithme développé en MATLAB.

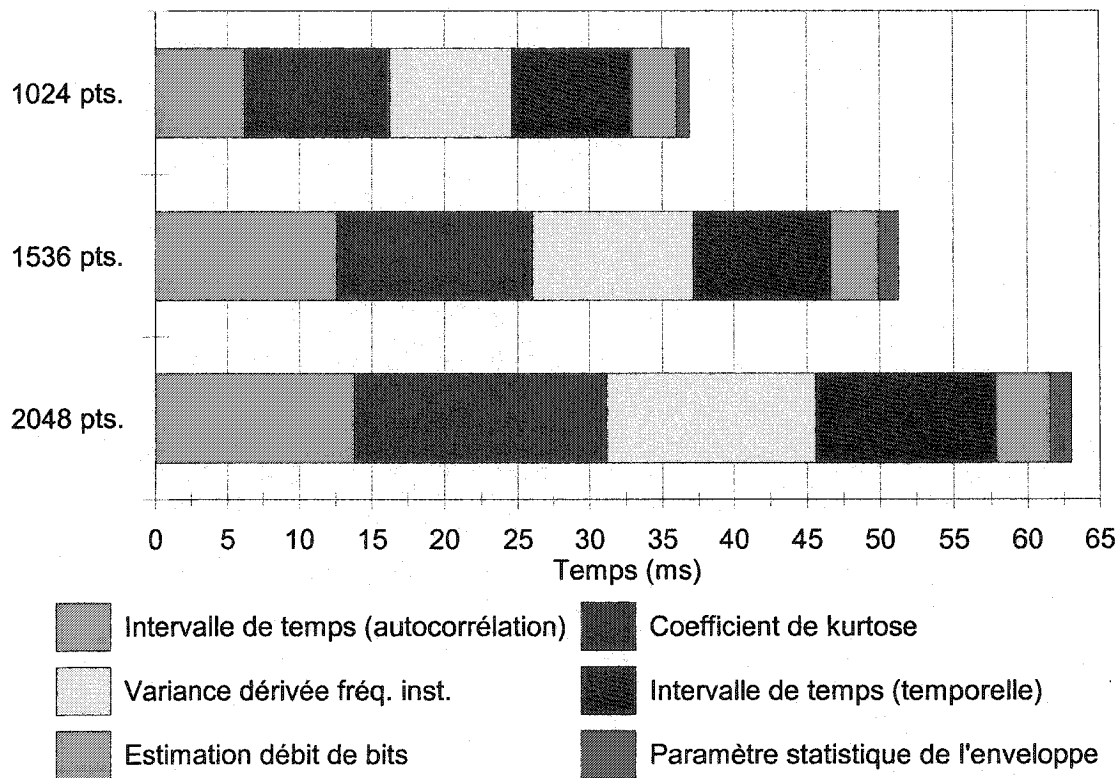


Figure 5.1 : Temps de calcul de l'algorithme développé en MATLAB.

La fonction calculant le coefficient de kurtose et le coefficient de la variance de la dérivée de fréquence instantanée est celle qui conduit au plus long temps de calcul. Il faut mentionner que ces coefficients sont calculés à partir de la trajectoire de phase *désenveloppée (unwrapped)* du signal et cette démarche requiert au-delà de 80% du temps de calcul de cette fonction. Il semble donc que *MATLAB* soit très lent pour effectuer cette opération, bien que celle-ci soit de faible complexité. Cette observation s'applique également à la fonction estimant un intervalle de temps par la méthode temporelle car celle-ci requiert un long temps de calcul alors que la complexité de calcul impliquée est faible.

Les résultats obtenus démontrent que les temps de calcul des diverses fonctions ne sont pas proportionnels à leur complexité de calcul correspondante indiquée à la section 5.1. *MATLAB* étant un langage de haut niveau, les temps de calcul obtenus de l'implémentation de l'algorithme en langage *C* ou avec la puce *C67XX* reflètent davantage la complexité de calcul des fonctions discriminantes. La section suivante traite donc du temps de calcul des algorithmes développés en langage *C*.

5.2.2 Temps de calcul des algorithmes développés en langage *C*

Il a été démontré à la section 5.2.1 de cette thèse que l'utilisation de *MATLAB* pour le traitement de signaux engendre un long temps de calcul. Cette section vise à évaluer le temps d'exécution de l'algorithme de reconnaissance du système GSM développé en langage *C*.

Pour faciliter la création de code *C*, ont fait appel au logiciel *Real-Time Workshop* ayant entre autres comme fonction la production de code *C* optimisé à partir d'un modèle *Simulink*. De la même façon qu'à la section 5.2.1, le temps de calcul de chaque paramètre discriminant est évalué. Les simulations s'effectuent dans le même environnement que les simulations en *MATLAB*, c'est-à-dire un ordinateur personnel équipé d'un processeur *Pentium III* à 800 MHz. Les résultats sont présentés au tableau 5.4 et à la figure 5.2.

Fonction	Nombre d'échantillons complexes		
	1024	1536	2048
Paramètre statistique de l'enveloppe	0.16	0.24	0.32
Coefficient de kurtose	0.75	1.13	1.50
Variance de la dérivée de la fréquence instantanée	0.82	1.23	1.63
Intervalle de temps (méthode temporelle)	0.18	0.27	0.35
Intervalle de temps (autocorrélation)	2.88	6.64	6.64
Estimation débit de bits	2.08	2.09	2.09

Tableau 5.4 : Temps de calcul (en ms) de l'algorithme développé en langage C.

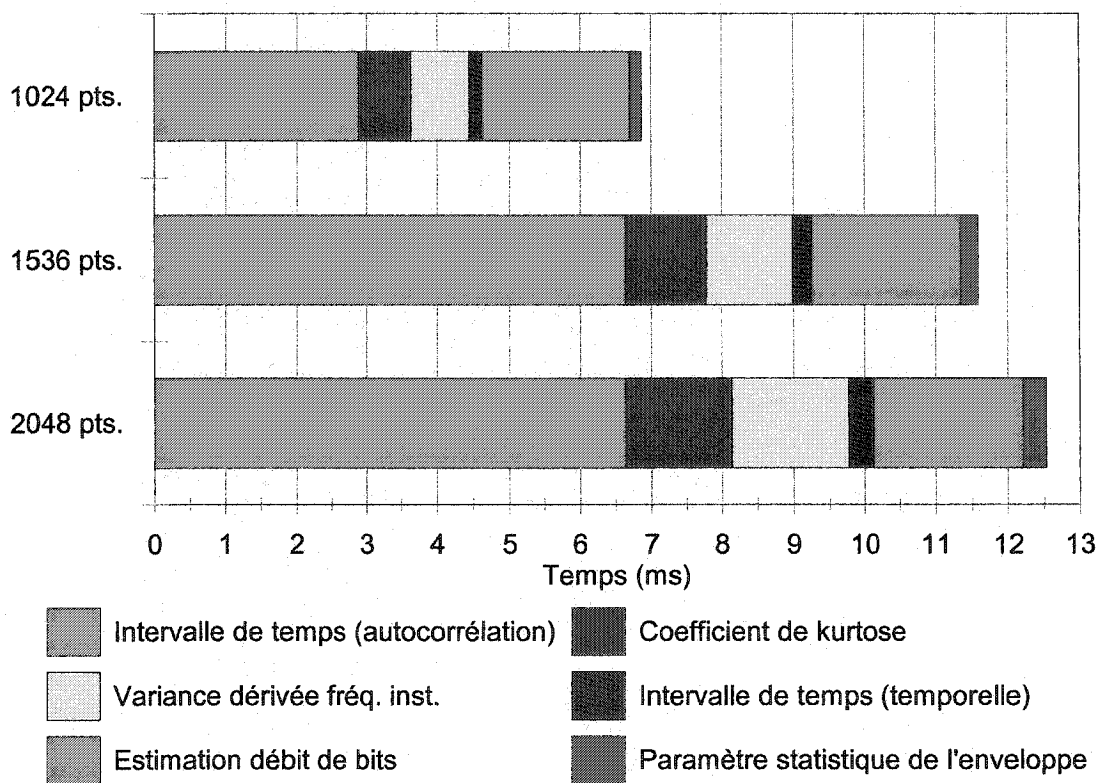


Figure 5.2 : Temps de calcul de l'algorithme développé en C.

Contrairement aux fonctions *MATLAB*, les temps de calcul des fonctions discriminantes développées en langage *C* sont proportionnels à la complexité de calcul de

celles-ci. La rapidité d'exécution a également augmenté dans certains cas d'un facteur de dix. On note que le temps de calcul pour l'estimation du débit de bits est presque identique pour un nombre varié d'échantillons, car dans tous les cas, une transformée de Fourier rapide (FFT) de 2048 points est utilisée afin d'obtenir un degré de précision satisfaisant.

La section suivante traite du temps de calcul des algorithmes de reconnaissance implémentés sur la puce *C67XX*.

5.2.3 Temps de calcul des algorithmes sur la puce *C67XX*

La faisabilité d'implémentation en temps réel de l'algorithme de reconnaissance du GSM est un critère d'importance primordiale de cette recherche. Il est désirable de parvenir à un haut taux de classification, mais si la méthode empruntée pour y parvenir ne peut être sujette à une implémentation en temps réel, alors celle-ci ne peut être retenue. Cette section vise donc à évaluer le temps de calcul sur la puce *C67XX* des algorithmes retenus pour effectuer la reconnaissance du système GSM.

Le procédé employé pour l'obtention du temps de calcul sur la puce *C67XX* est illustré à la figure 5.3. À partir d'un modèle réalisé avec *Simulink*, le logiciel *Real-Time Workshop* convertit celui-ci en programme en langage *C*. Ensuite, de façon automatique, des programmes pilotes (*drivers*) de traitement de signal propres au *Signal Master* effectuent la conversion des fichiers du langage *C* en un fichier exécutable pour la puce *C67XX*.

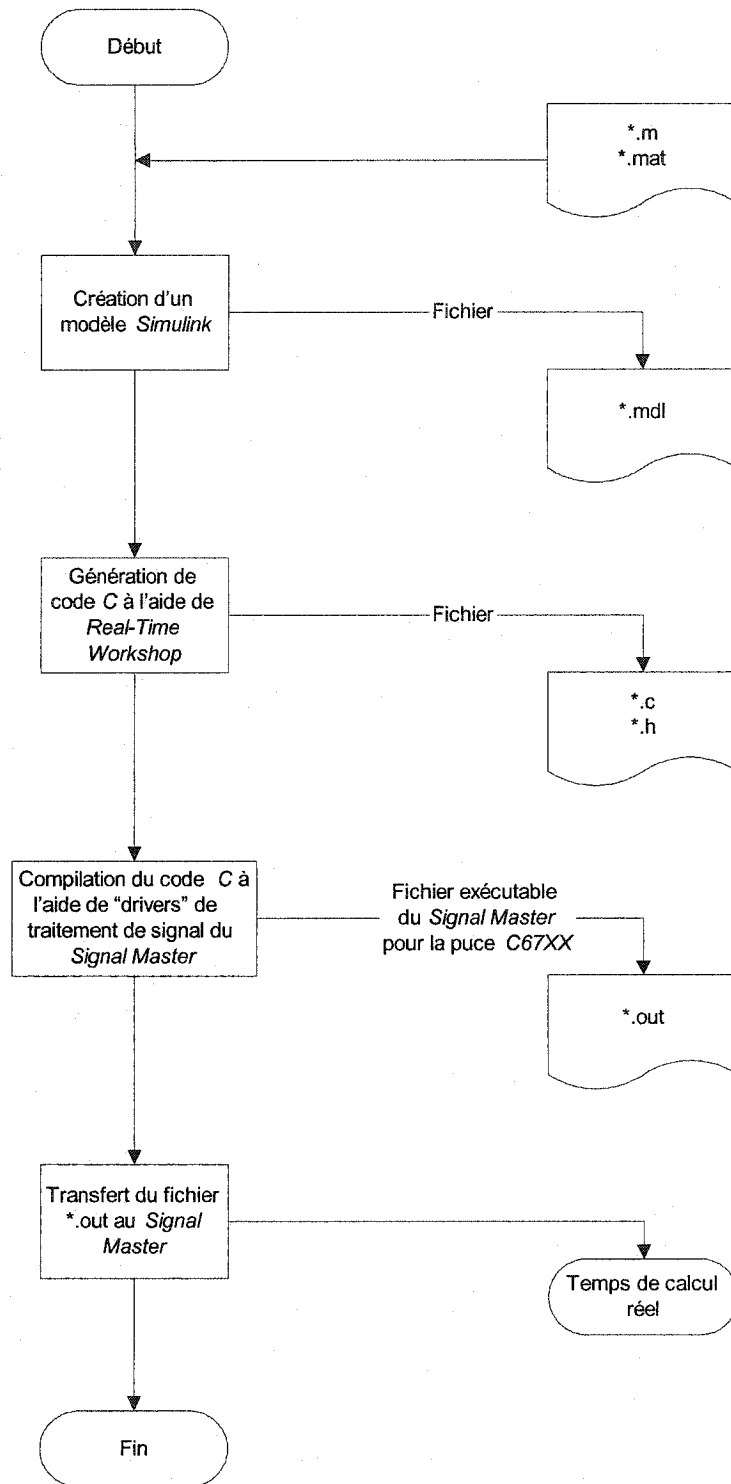


Figure 5.3 : Organigramme de la méthode utilisée pour la détermination du temps de calcul sur la puce C67XX.

Ce fichier exécutable est subséquemment transféré à la plate-forme dédiée de développement *Signal Master* où il est alors possible d'observer le comportement de l'algorithme. Cette tâche est facilitée par l'emploi d'un bloc *Simulink* affichant le nombre de cycles accomplis par l'unité de traitement de signal numérique DSP ("Digital Signal Processor").

5.2.3.1 Temps de calcul des algorithmes sur la puce C67XX

Tout comme les temps de calcul obtenus de l'analyse de l'algorithme développé en *MATLAB* et en langage *C*, le temps de calcul sur la puce *C67XX* est relatif à la plate-forme représentant l'environnement des simulations. Ainsi, un sommaire tiré de la référence technique du *Signal Master* est incluse à l'annexe A.

Pour faciliter l'interprétation des résultats, on détermine le temps de calcul d'opérations de base sur le *C67XX*. Par exemple, puisque l'algorithme de reconnaissance de système implique principalement le calcul de FFTs, cette fonction est choisie afin d'établir un repère du temps de calcul des algorithmes. Le tableau 5.5 affiche les temps de calcul engendrés par le calcul de FFTs de N échantillons réels ou complexes. On y affiche également le nombre de cycles effectués par le DSP. Ces deux quantités sont proportionnellement reliées à la vitesse de l'horloge du DSP (167 MHz, soit 6 ns par cycle).

N	Type d'échantillons	Cycles	Temps de calcul
512	Réel	215 270	1.29
512	Complexe	415 788	2.49
1024	Réel	443 792	2.66
1024	Complexe	860 616	5.15
2048	Réel	763 842	4.57
2048	Complexe	4 139 460	24.79

Tableau 5.5 : Temps de calcul (ms) et nombre de cycles effectués par le DSP pour réaliser des FFTs de longueurs variées sur des échantillons réels et complexes.

Le calcul d'une FFT de 512 et 1024 échantillons requiert uniquement la mémoire interne du DSP (IDRAM). Ce type de configuration se traduit en un temps de calcul plus rapide puisque le code est stocké à l'intérieur du DSP. Cependant, pour effectuer une

FFT de 2048 échantillons, il est nécessaire d'utiliser les mémoires vives externes du *Signal Master* (SBSRAM, SDRAM) résultant en un plus long temps de calcul.

Le tableau 5.6 affiche les résultats obtenus pour le calcul des paramètres discriminants alors que 1024 échantillons (3.2 ms) sont traités.

Paramètre discriminant	Cycles	Temps de calcul
Paramètre statistique de l'enveloppe	4 328	0.026
Coefficient de kurtose de la fréquence instantanée	602 124	3.606
Variance de la dérivée de la fréquence instantanée	614 646	3.681
Intervalle de temps (méthode temporelle)	366 186	2.193
Intervalle de temps (autocorrélation)	2 046 995	12.257
Estimation du débit de bits	5 148 390	30.829

Tableau 5.6 : Temps de calcul (ms) des paramètres discriminants sur le C67XX à l'aide de 1024 échantillons (3.2 ms) d'un signal.

Le paramètre nécessitant le plus faible temps de calcul est le paramètre statistique de l'enveloppe en raison de sa faible complexité de calcul. Quant aux autres paramètres discriminants du type de modulation, soient le coefficient de kurtose de la fréquence instantanée et la variance de la dérivée de la fréquence instantanée, ceux-ci possèdent relativement le même temps de calcul. On note que la fonction de "désenveloppement" de la trajectoire de phase requiert à elle seule 2.62 ms des 3.6 ms nécessaires au calcul de ces éléments.

Pour les temps de calcul des paramètres discriminants du type de système, ils vont de paire avec ceux présentés au tableau 5.5 concernant le calcul de FFTs. Par exemple, pour l'estimation d'un intervalle de temps par la méthode d'autocorrélation, le temps de calcul (12.257 ms) correspond approximativement à la durée requise pour accomplir une FFT suivie d'une IFFT.

Les tableaux 5.7 et 5.8 présentent les résultats des simulations alors que 1536 et 2048 échantillons sont traités. La figure 5.4 résume ensuite les résultats obtenus sur la puce C67XX.

Paramètre discriminant	Cycles	Temps de calcul
Paramètre statistique de l'enveloppe	6 578	0.039
Coefficient de kurtose de la fréquence instantanée	898 882	5.383
Variance de la dérivée de la fréquence instantanée	906 504	5.428
Intervalle de temps (méthode temporelle)	757 682	4.537
Intervalle de temps (autocorrélation)	6 820 114	40.839
Estimation du débit de bits	5 151 232	30.846

Tableau 5.7 : Temps de calcul (ms) sur le C67XX des paramètres discriminants à l'aide de 1536 échantillons (4.8 ms) d'un signal.

Paramètre discriminant	Cycles	Temps de calcul
Paramètre statistique de l'enveloppe	9 078	0.054
Coefficient de kurtose de la fréquence instantanée	1 200 497	7.189
Variance de la dérivée de la fréquence instantanée	1 237 972	7.413
Intervalle de temps (méthode temporelle)	1 012 354	6.062
Intervalle de temps (autocorrélation)	6 840 236	40.959
Estimation du débit de bits	5 109 489	30.596

Tableau 5.8 : Temps de calcul (ms) sur le C67XX des paramètres discriminants à l'aide de 2048 échantillons (6.4 ms) d'un signal.

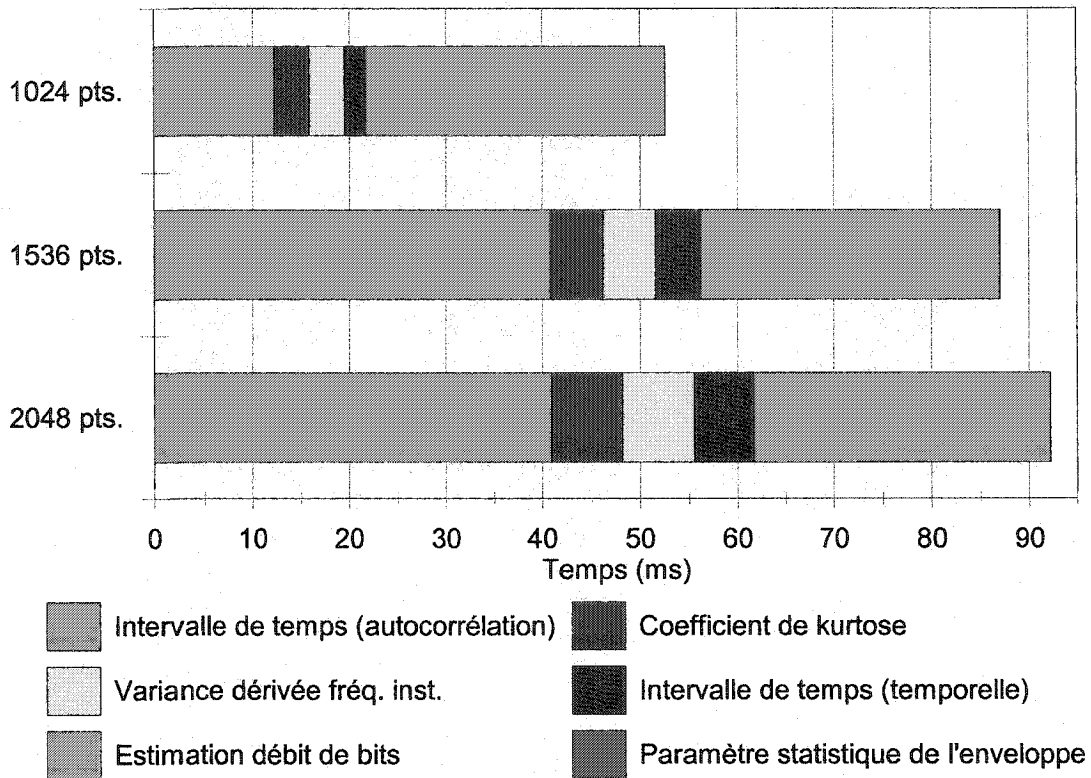


Figure 5.4 : Temps de calcul des paramètres discriminants sur la puce C67XX.

5.2.4 Comparaison des temps de calcul pour les différentes implémentations

La figure 5.5 affiche les résultats comparatifs des simulations des algorithmes développés en *MATLAB*, en langage *C* et sur la puce *C67XX* alors que 1024 échantillons sont traités.

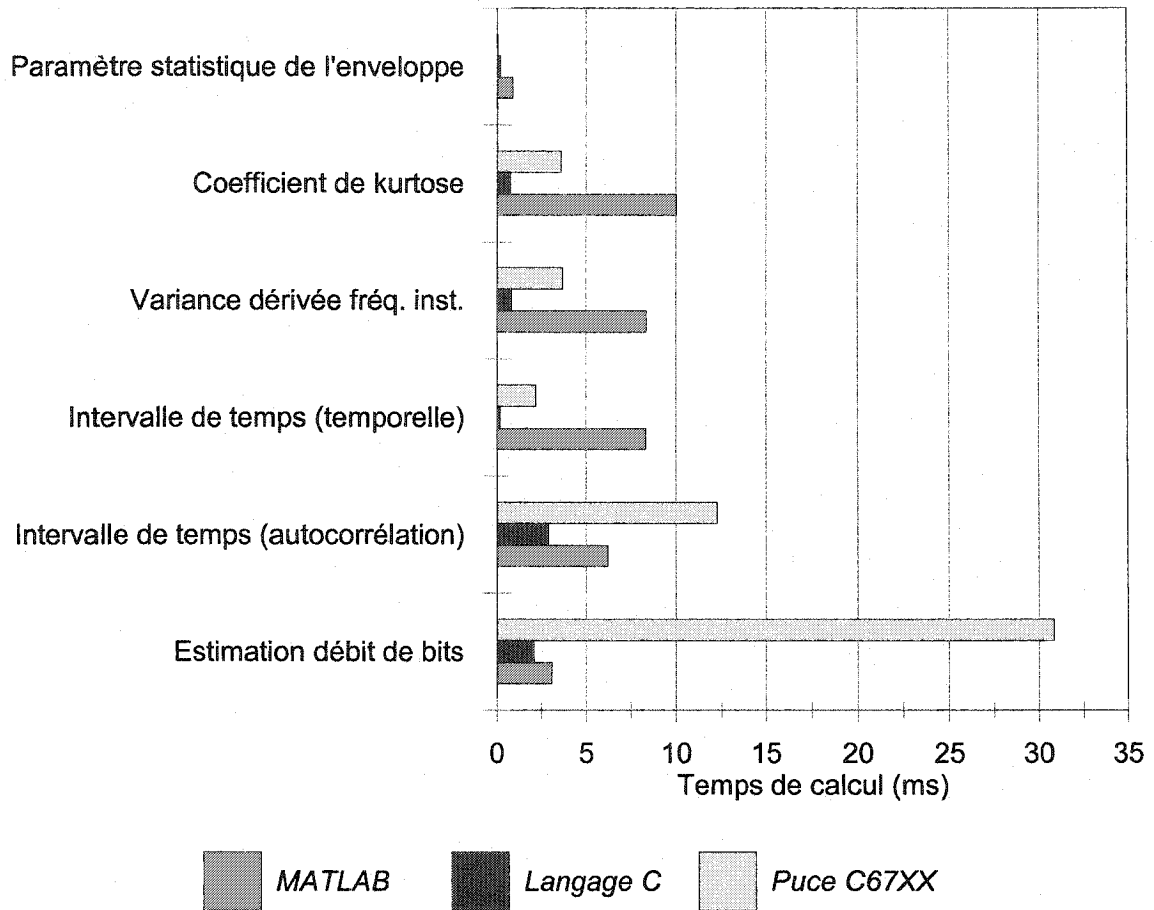


Figure 5.5 : Temps de calcul des paramètres discriminants lorsque ceux-ci sont développés en MATLAB, en langage C et sur la puce C67XX.

Pour tous les paramètres discriminants, sauf le paramètre statistique de l'enveloppe, les algorithmes en langage C affichent les plus faibles temps de calcul. Comparativement à la puce C67XX, les temps de calcul des algorithmes en langage C sont jusqu'à quinze fois plus rapides (2.08 ms en comparaison à 30.829 ms pour l'estimation du débit de bits). Les simulations sur la puce C67XX sont cependant plus rapides que les algorithmes MATLAB simulés sur le Pentium III, sauf pour l'estimation d'un intervalle de temps par la méthode d'autocorrélation et pour l'estimation du débit de bits alors que des FFTs sont impliquées. Ces observations s'appliquent également aux simulations impliquant 1536 et 2048 échantillons du signal.

Eyre [Eyr01] présente une étude visant à comparer les temps d'exécution de plusieurs circuits intégrés de traitement de signal DSP et de processeurs à usage général tel le *Pentium III*. L'élément comparatif utilisé est le temps d'exécution résultant du calcul d'une FFT complexe de 256 points. L'analyse révèle qu'un processeur *Pentium III* à 1.13 GHz est plus rapide que tous les DSPs analysés (sauf pour le DSP à point fixe *TMS320C64XX* de *Texas Instruments* où les temps d'exécution sont comparables).

La principale caractéristique des puces de DSP est qu'elles possèdent une architecture permettant le calcul rapide d'opérations répétitives impliquées dans le traitement de signal. Cependant, les dernières générations de processeurs à usage général (*Pentium III* et *Pentium IV* par exemple) ont adopté une architecture du type SIMD (*single-instruction, multiple-data*) permettant d'augmenter le parallélisme de traitement des données au processeur. Les processeurs à usage général peuvent donc maintenant rivaliser avec les DSPs dans le domaine du traitement de signal. Cela explique le faible temps de calcul des algorithmes en langage *C* simulés sur le *Pentium III* de 800 MHz comparativement à ceux obtenus avec la puce *C67XX*. Cependant, le code assembleur produit pour le *Signal Master* n'est pas entièrement optimisé car une FFT complexe de 256 points requiert 1.2 ms sur la puce *C67XX* du *Signal Master* comparativement à 22 μ s dans [Eyr01]. L'utilisation d'un logiciel effectuant la génération automatique de code assembleur pour une puce DSP encourt donc une pénalité dans le temps d'exécution.

Il faut mentionner qu'on ne doit pas généraliser les résultats obtenus quant à la performance des puces DSP comparativement aux processeurs à usage général. Les temps de calcul obtenus sur la puce *C6701* reflètent avant tout l'environnement dans lequel les simulations ont été effectuées et ne dépendent pas entièrement de la puce DSP. Les temps de calcul sont donc représentatifs de la plate-forme de traitement de signal *Signal Master* et ne servent donc pas à qualifier les performances de la puce *C6701*.

5.3 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons dans un premier temps évalué la complexité de calcul des algorithmes de reconnaissance du type de modulation et du type de système. Nous avons ensuite obtenu le temps de calcul de ces algorithmes écrits en *MATLAB*, en langage *C* et sur la puce de traitement de signal *C67XX* incorporée dans le *Signal Master*.

Les temps de calcul obtenus sur le *Signal Master* indiquent l'impossibilité d'une implémentation en temps réel sur cette plate-forme car le temps de traitement est nettement supérieur à la durée du signal (plus de 50 ms de traitement pour des segments de 3.2 ms). Cependant, comme noté à la section précédente, le code assembleur produit n'est pas optimisé : nous n'écartons donc pas la possibilité de l'implémentation des algorithmes sur une puce DSP.

L'application des algorithmes en temps réel semble être plus favorable à l'aide d'un processeur à usage général. En effet, bien que le temps de calcul des algorithmes écrits en langage *C* générique est supérieur à la durée du signal, le degré d'optimisation possible pour un langage de haut niveau comme *C* est beaucoup plus grand avec un processeur à usage général comparativement à une puce DSP [Eyr01]. Par exemple, des simulations effectuées à l'aide de la librairie *Signal Processing* de *Intel* sur un double-processeur *Pentium III* de 550 MHz démontre des temps de calcul de 14, 90 et 210 μ s pour des FFTs complexes de 256, 1024 et 2048 points respectivement. Le choix entre un processeur à usage général et une puce DSP n'est pas basé uniquement sur la rapidité de calcul, mais la vitesse du processeur est un facteur limitant la complexité des algorithmes lorsqu'une implémentation en temps réel doit être réalisée.

Chapitre 6

Conclusion

Cette thèse nous a permis d'accomplir les objectifs fixés antérieurement au chapitre 1. Bien que mentionnés à la fin des chapitres 4 et 5, les principaux résultats seront rappelés à la section suivante. Par la suite, les contributions de la thèse seront mentionnées et quelques suggestions pour des travaux futurs de recherche seront finalement présentées à la section 6.3.

6.1 Résultats de la thèse

6.1.1 Reconnaissance du type de modulation

Le problème de la reconnaissance automatique de la modulation GSMK a été abordé à la section 4.3. Le processus de décision implique le calcul de trois paramètres caractérisant l'enveloppe du signal et la distribution de sa fréquence instantanée.

Les résultats sont favorables pour un signal GSM à trajectoire descendante car un taux de classification de 97 % a été obtenu pour un SNR de 15 dB avec un temps d'analyse de seulement 3.2 ms. Lorsqu'un signal GSM à trajectoire montante est traité, il a été démontré que le pourcentage de classification augmente en fonction du nombre d'utilisateurs actifs. L'analyse comportait parfois très peu d'échantillons puisque la majeure partie du bloc traité était entièrement du bruit. Il y avait donc une plus grande variance des paramètres caractéristiques rendant ainsi plus difficile l'identification de la modulation GSMK.

6.1.2 Reconnaissance du système de transmission

L'identification du système GSM a été faite en identifiant deux de ses caractéristiques, soient son débit de bits ainsi que la durée d'un intervalle de temps AMRT. Un taux de réussite de 97.2 % a été démontré pour un signal GSM à trajectoire descendante à un SNR de 15 dB et une durée d'analyse de 3.2 ms. La méthode de corrélation s'est avérée efficace contre le bruit car une faible décroissance du taux de classification est observée lorsque le SNR diminue à 5 dB.

Pour un signal GSM à trajectoire montante, tel que mentionné à la section précédente, le pourcentage de classification augmente en fonction du nombre d'utilisateurs TDMA. La méthode d'identification temporelle d'un intervalle de temps est également moins robuste au bruit car celle-ci est appliquée directement à l'enveloppe du signal bruité.

6.1.3 Temps de calcul des algorithmes

Il a été démontré au chapitre 5 que les algorithmes développés étaient de faible complexité. Les opérations contribuant principalement à cette complexité de calcul sont les FFTs reliées à l'estimation du débit de bits et à la détermination d'un intervalle de temps par la méthode d'autocorrélation.

Les temps de calcul des algorithmes indiquent la rapidité des processeurs à usage général et favorise donc ce type de processeur pour la mise en œuvre de l'application en temps réel.

6.2 Contributions de la thèse

Par l'accomplissement de ce travail de recherche, nous croyons avoir apporté quelques contributions originales au domaine de la reconnaissance automatique du type de modulation et de système de transmission.

Pour la reconnaissance du type de modulation, les contributions suivantes ont été apportées :

- élaboration de la structure d'arbre de décision comportant les paramètres discriminants présentés dans [TM99];

- élaboration du facteur discriminant $\sigma_{f_n}^2$ servant à distinguer les modulations à enveloppe constante.

Ensuite, pour la reconnaissance automatique du système de transmission, les contributions suivantes ont été apportées lors du développement des algorithmes :

- élaboration de la structure d'arbre de décision identifiant le système GSM;
- élaboration d'une méthode visant à l'identification d'un intervalle de temps GSM à l'aide de l'enveloppe du signal dans le domaine du temps;
- élaboration d'une méthode visant à l'estimation de la durée d'un intervalle de temps AMRT basée sur l'autocorrélation du signal.

6.3 Suggestions de travaux futurs de recherche

Le classificateur du type de modulation visait à identifier la modulation GMSK. Il a été mentionné au chapitre 3 que certains paramètres caractérisant cette modulation sont l'indice de modulation, h , ainsi que la largeur de bande à 3 dB du filtre gaussien, B . La connaissance de ces paramètres étant importante, les travaux futurs pourraient porter sur l'estimation de ces paramètres de modulation. Cette recherche peut ensuite être appliquée au problème de la classification générale des modulations CPM.

Pour la reconnaissance du système de transmission, les algorithmes pourraient être modifiés afin d'inclure l'identification des signaux AMRT de type iDEN et USDC. Puisqu'il existe une grande variété de signaux radio-mobiles, l'identification de signaux basés sur la méthode d'accès multiple à répartition de code (AMRC) pourrait également être investiguée.

Annexe A Modèles *Simulink* des paramètres discriminants

Cette annexe présente les modèles *Simulink* utilisés pour déterminer le temps de calcul des algorithmes sur la puce *C67XX* et affiche les opérations requises pour le calcul de chaque paramètre.

Le premier modèle *Simulink* illustré à la figure A.1 est celui du paramètre statistique de l'enveloppe, K , défini auparavant à l'équation (4.1) comme étant

$$K = E[\xi^2(t)] - 2(E[\xi(t)])^2 \quad (\text{A.1})$$

où $\xi(t)$ représente l'enveloppe du signal. On note que le calcul de ce paramètre n'implique pas d'opérations complexes.

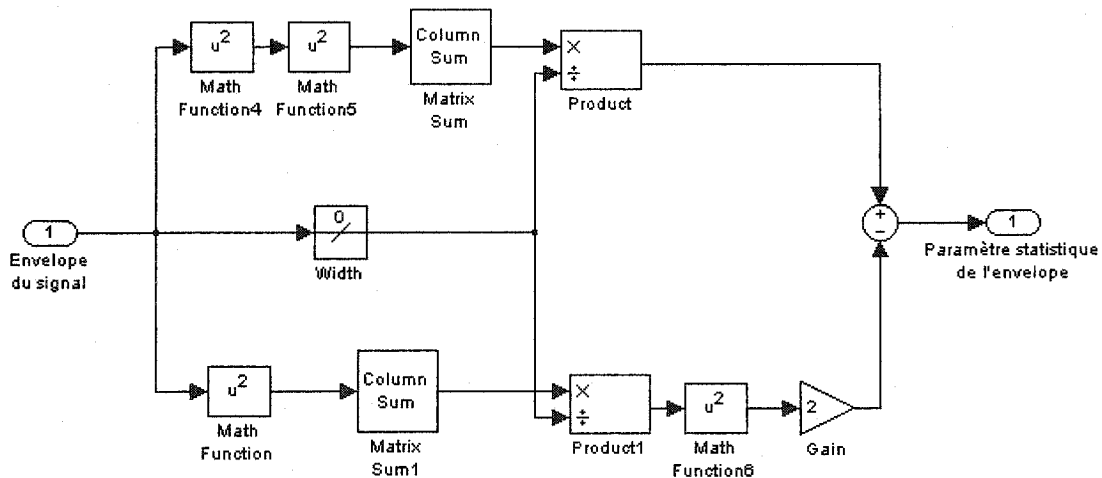


Figure A.1 : Modèle Simulink du paramètre statistique de l'enveloppe du signal, K .

La figure A.2 affiche ensuite le modèle *Simulink* du coefficient de kurtose de la fréquence instantanée centrée et normalisée, $f_N(t)$, décrite par l'expression

$$\mu_{42}^f = \frac{E[f_N^4(t)]}{(E[f_N^2(t)])^2} \quad (A.2)$$

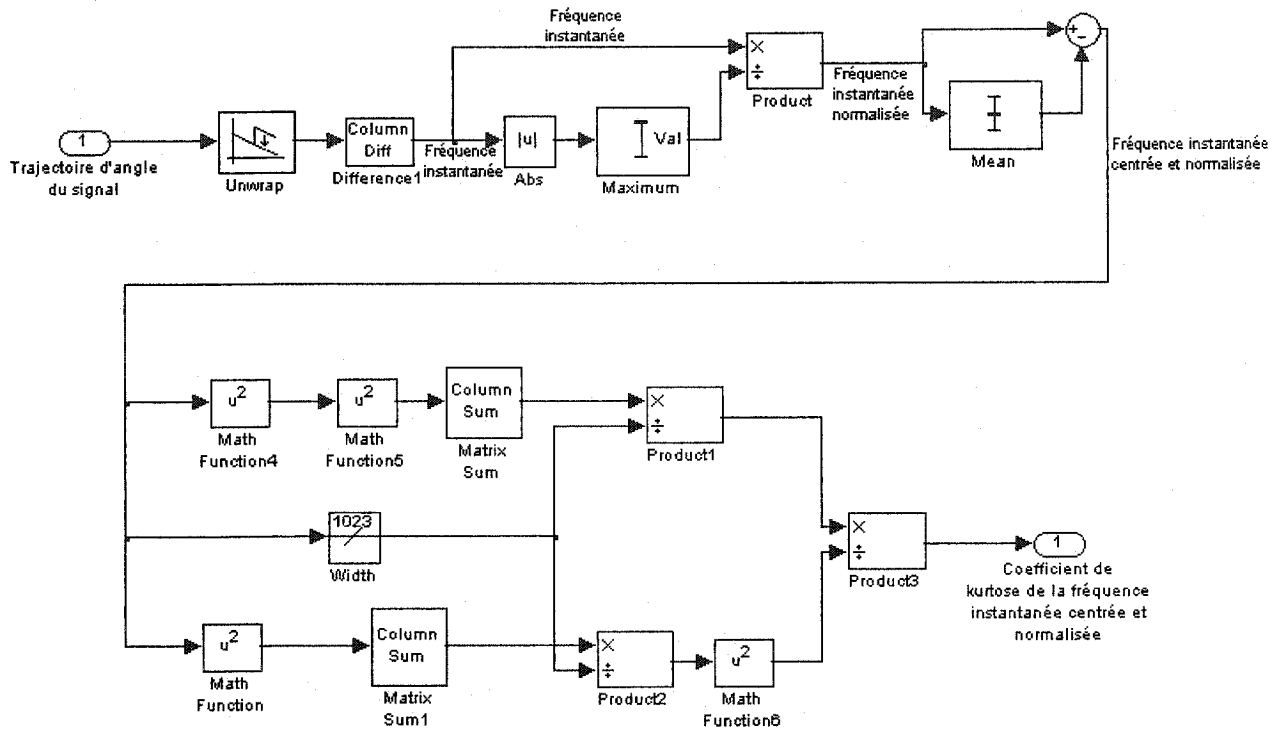


Figure A.2 : Modèle Simulink du coefficient de kurtose de la fréquence instantanée centrée et normalisée, μ_{42}^f .

Le troisième paramètre discriminant du type de modulation est modélisé à la figure A.3. Ce modèle effectue le calcul de la variance de la dérivée de la fréquence instantanée normalisée décrite par l'expression

$$\sigma_{f_n}^2 = \overline{(f_n(t) - \mu_{f_n})^2} \quad (A.3)$$

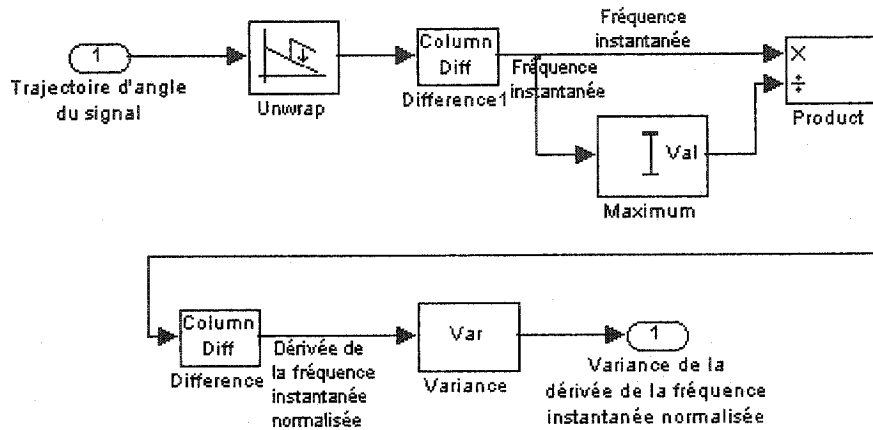


Figure A.3 : Modèle Simulink du paramètre de la variance de la dérivée de la fréquence instantanée normalisée, $\sigma_{f_n}^2$.

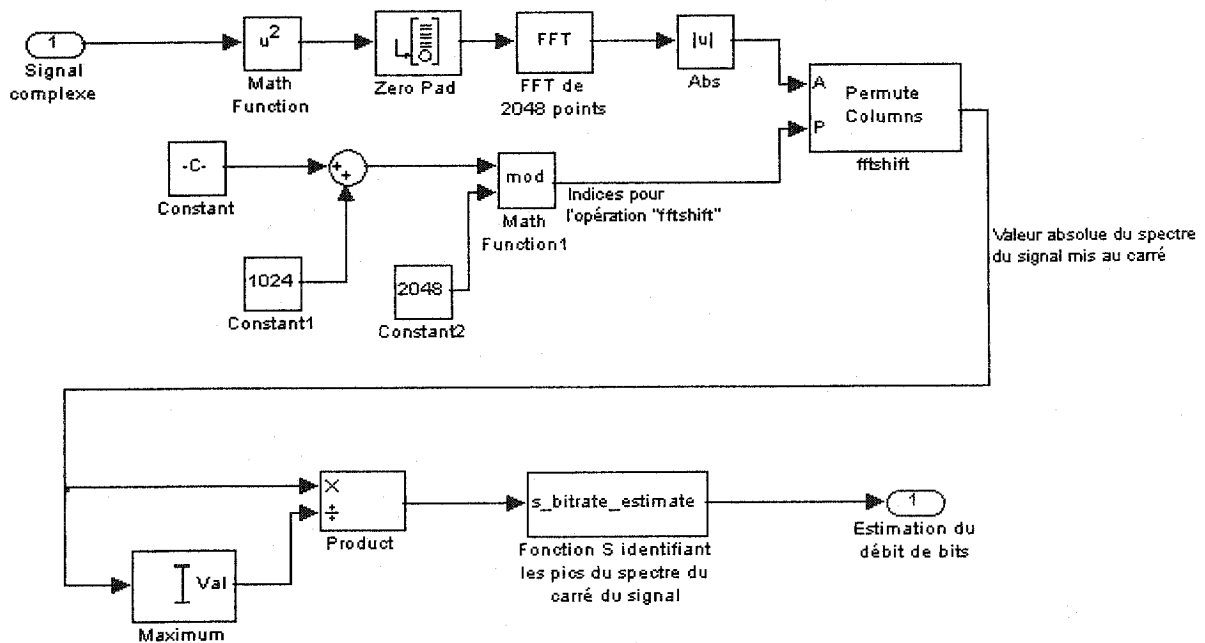


Figure A.4 : Modèle Simulink de l'estimation du débit de bits.

Pour les paramètres de discrimination de type de système, le modèle de la figure A.4 démontre les opérations impliquées dans l'estimation du débit de bits. On note que le modèle possède une FFT de 2048 points ainsi qu'une fonction S (*S-Function*) écrite en langage C pour la détection des pics issus du spectre du signal mis au carré.

Les deux prochains modèles servent à l'identification d'un intervalle de temps GSM. Le premier, à la figure A.5, utilise l'autocorrélation du signal afin de déceler la présence d'un intervalle de temps. Le second, à la figure A.6, effectue l'identification dans le domaine temporel. Il est clair que ce dernier est de complexité inférieure si l'on compare la structure des deux modèles.

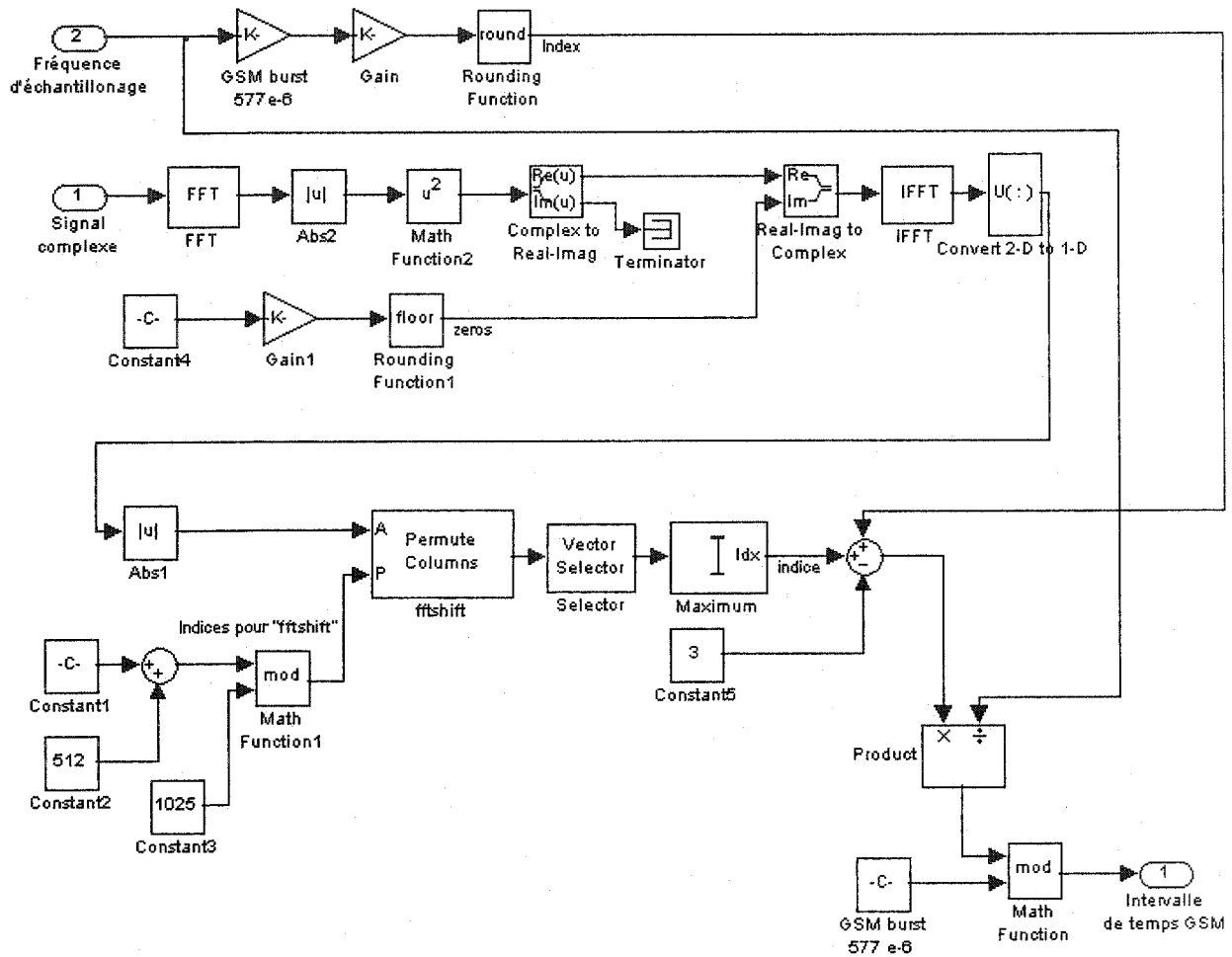


Figure A.5 : Modèle Simulink pour l'estimation d'un intervalle de temps GSM par la méthode d'autocorrélation du signal.

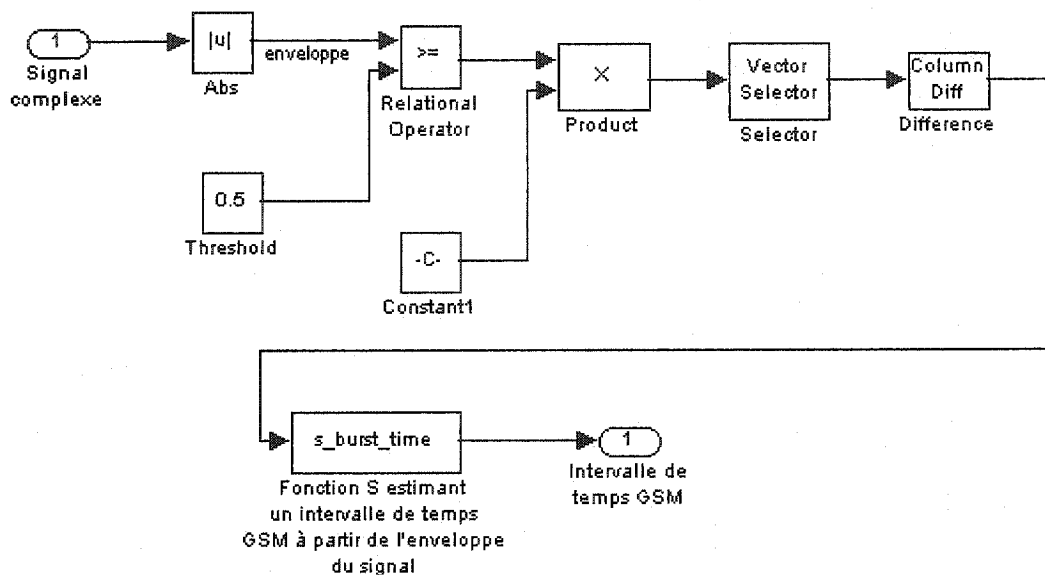


Figure A.6 : Modèle Simulink pour l'estimation d'un intervalle de temps GSM dans le domaine du temps.

Annexe B Référence technique du *Signal Master*

Le *Signal Master* de *LyrTech* est une plate-forme de traitement de signal à usage général permettant de développer et de tester des algorithmes de traitement de signal en temps réel. Le noyau du système est composé d'une plaque *SM-C67x Compact-PCI* combinant un circuit intégré de traitement de signal (DSP), un FPGA (*Field Programmable Gate Array*) ainsi que des composants mémoires et périphériques variés. Le diagramme B.1 illustre l'interaction entre le DSP, le FPGA et les autres composants périphériques.

La liste suivante énumère les composants principales du *Signal Master* :

Circuit intégré de traitement de signal DSP

- DSP TMSC320C6701 de *Texas Instruments*
- Horloge de 167 MHz, (166 MIPS, maximum de 1.0 Gflops)
- Architecture point-flottant de 32 bits
- Adressage de 32 bits
- SDRAM de 16MB
- SBSRAM de 256kB (options: jusqu'à 2MB de SBSRAM)

FPGA

- *XILINX* Virtex XCV300
- SDRAM de 16MB sur le bus global pour mémoire tampon du FPGA

CODEC

- Cristaux CODEC CS4228
- 96kHz, ADC et DAC de 24-bit
- 2 entrées et 2 sorties

JTAG

- Interface de débogage avec *Code Composer Studio* pour les puces *C6000*

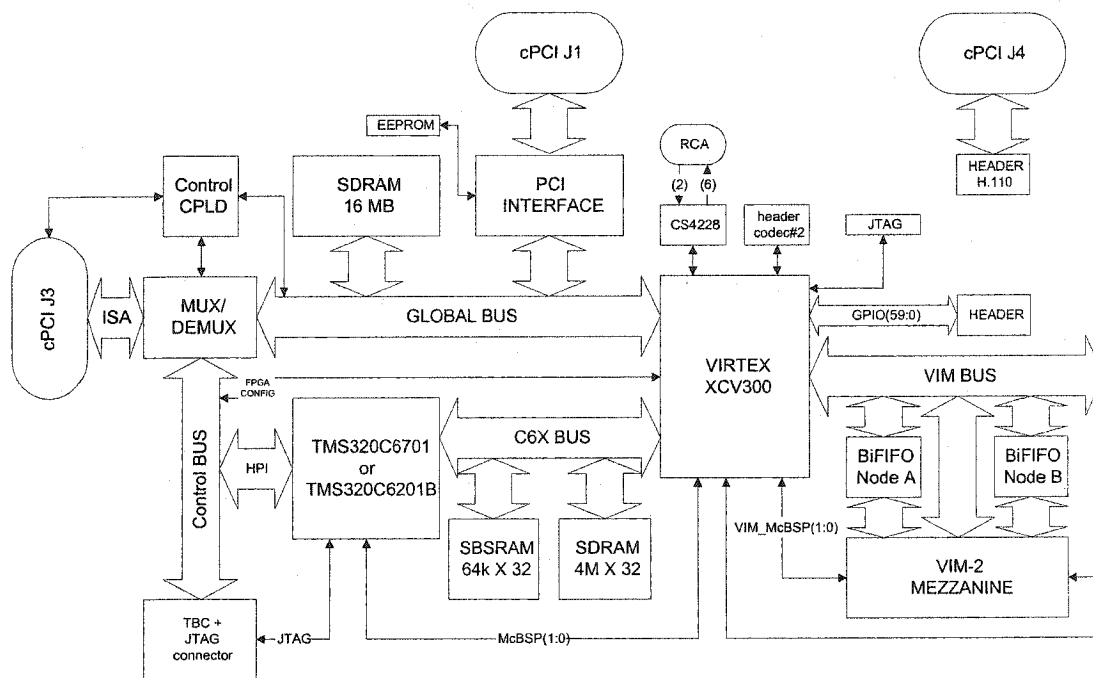


Figure B.1 : Schéma-bloc illustrant l'interaction entre le DSP, le FPGA et les autres composantes périphériques du Signal Master.

Bibliographie

- [AAS86] J.B. Anderson, T. Aulin et C.-E. Sundberg, *Digital Phase Modulation*, Plenum Press, New York, 1986.
- [Akm99] W. Akmouche, "Detection of Multicarrier Modulations Using 4th-Order Cumulants", *MILCOM '99*.
- [AN96] E.E. Azzouz et A.K. Nandi, *Automatic Modulation Recognition of Communication Signals*, Kluwer Academic Press, Boston, 1996.
- [AN98] E.E. Azzouz et A.K. Nandi, "Algorithms for Automatic Modulation Recognition of Communication Signals", *IEEE Trans. on Comm.*, Vol. 46, No. 4, avril 1998, pp. 431-436.
- [BCD02] C. Benoit, J.-Y. Chouinard et C. D'Amours, "*La reconnaissance automatique de modulation de signaux à accès multiples répartis dans le temps, Rapport final*", 143 pages, mai 2002.
- [BDP00] D. Boudreau, C. Dubuc, F. Patenaude, M. Dufour, J. Lodge et R. Inkol, "A Fast Automatic Modulation Recognition Algorithm and its Implementation in a Spectrum Monitoring Application", *MILCOM 2000*.
- [BW98] B.F. Beidas et C.L. Weber, "Asynchronous Classification of MFSK Signals Using the Higher Order Correlation Domain", *IEEE Trans. On Comm.*, Vol. 46, No. 4, avril 1998, pp. 480-494.
- [BW00] D. Bressoud et S. Wagon, *A Course in Computational Number Theory*, Key College Publishing, New-York, 2000.
- [CLC00] S. Cho, C.H. Lee, J. Chun et D. Ahn, "Classification of Digital Modulations Using the LPC", *NAECON 2000*, pp. 774-778.
- [Cou00] L.W. Couch, *Digital and Analog Communication Systems*, 6^e édition, Prentice Hall, New Jersey, 2000.
- [DBP99] C. Dubuc, D. Boudreau, F. Patenaude et R. Inkol, "An Automatic Modulation Recognition Algorithm for Spectrum Monitoring Applications", *ICC '99*.

BIBLIOGRAPHIE

- [DM01] F. Delgosha et M.B. Menhaj, "Amplitude-Based Neuro-Classifer for Classification of Digital Quadrature and Staggered Modulations", *IJCNN '01*, Vol. 1, pp. 721-725.
- [DPS98] I. Druckmann, E.I. Plotkin et M.N.S. Swamy, "Automatic Modulation Type Recognition", *CCECE '98*, Vol. 1, pp. 65-68.
- [DWW02] W. Day, Y. Wang et J. Wang, "Joint Power Estimation and Modulation Classification Using Second- and Higher Statistics", *WCNC 2002*, Vol. 1, pp. 155-158.
- [Eyr01] J. Eyre, "The Digital Signal Processor Derby", *IEEE Spectrum*, Vol. 38, No. 6, juin 2001, pp. 62-68.
- [GL93] N. Ghani et R. Lamontagne, "Neural Networks Applied to the Classification of Spectral Features for Automatic Modulation Recognition", *MILCOM '93*, Vol. 1, pp. 111-115.
- [Goo97] D.J. Goodman, *Wireless Personal Communications Systems*, Addison Wesley, Massachusetts, 1997.
- [HH99] L. Hong et K.C. Ho, "Identification of Digital Modulation Types Using the Wavelet Transform", *MILCOM '99*.
- [HH00a] L. Hong et K.C. Ho, "BPSK and QPSK Modulation Classification with Unknown Signal Level", *MILCOM 2000*, Vol. 2, pp. 976-980.
- [HH00b] A.O. Hero III et H. Hadinejad-Mahram, "Robust QAM Modulation Classification Via Moment Matrices", *PIMRC 2000*, pp. 133-137.
- [HH01] L. Hong et K.C. Ho, "Modulation Classification of BPSK and QPSK Signals Using a Two Element Antenna Array Receiver", *MILCOM 2001*, Vol. 1, pp. 118-122.
- [HM79] K. Hirade et K. Murota, "A Study of Modulation for Digital Mobile Telephony", *29th IEEE Vehicular Technology Conf.*, mars 1979.
- [HM81] K. Hirade et K. Murota, "GMSK Modulation for Digital Mobile Telephony", *IEEE Trans. on Comm.*, vol. COM-29, no. 7, juillet 1981, pp. 1044-1050.
- [HSJ98] L.J. Harte, A.D. Smith et C.A. Jacobs, *IS-136 TDMA Technology, Economics, and Services*, Artech House, Massachusetts, 1998.
- [KJC99] H. Ketterer et F. Jondral, A.H. Costa, "Classification of Modulation Modes Using Time-Frequency Methods", *ICASSP '99*.

BIBLIOGRAPHIE

- [KP88] K. Kim et A. Polydoros, "Digital Modulation Classification : The BPSK versus QPSK Case", *MILCOM '88*, Vol. 2, pp. 431-436.
- [KRQ99] J. Kreuzberger, J. Reichert et F. Quint, "Detection of Speech Modulated SSB and AM Signals in the HF-band", *MILCOM '99*.
- [KS97] S. Kremer et J. Shiels, "A Testbed for Automatic Modulation Recognition Using Artificial Neural Networks", *CCECE '97*, pp. 67-70.
- [LB96] C.J. Le Martret et D.M. Boiteau, "Classification of Linear Modulations by Means of a Fourth Order Cumulants", *EUSIPCO '96*.
- [LB97] C.J. Le Martret et D.M. Boiteau, "Modulation Classification by Means of Different Orders Statistical Moments", *MILCOM '97*, pp. 1387-1391.
- [Lie84] F.F. Liedtke, "Computer Simulation of an Automatic Classification Procedure for Digitally Modulated Communication Signals with Unknown Parameters", *Signal Processing*, Vol. 6, 1984, pp. 311-323.
- [LK97] Y.-C. Lin et C.-C.J. Kuo, "Classification of Quadrature Amplitude Modulated (QAM) Signals via Sequential Probability Ratio Test (SPRT)", *Signal Processing*, Vol. 60, 1997, pp. 263-280.
- [LP00] J. Lopatka et M. Pedzisz, "Automatic Modulation Classification Using Statistical Moments and a Fuzzy Classifier", *ICSP 2000*, Vol. 3, pp. 1500-1506.
- [LTD01] S. Lesage, J.-Y. Tournier et P.M. Djuric, "Classification of Digital Modulations by MCMC Sampling", *ICASSP '01*, Vol 4, pp. 2553-2556.
- [Meh97] A. Mehrotra, *GSM System Engineering*, Artech House, Massachusetts, 1997.
- [Men95] J.M. Mendel, *Lessons in Estimation Theory for Signal Processing, Communications, and Control*, Prentice Hall, New Jersey, 1995.
- [MLL98] P. Marchand, J.-L. Lacoume et C. Le Martret, "Multiple Hypothesis Modulation Classification Based on Cyclic Cumulants of Different Orders", *ICASSP '98*, Vol. 4, pp. 2157-2160.
- [Mob99] B.G. Mobasserie, "Constellation Shape as a Robust Signature for Digital Modulation Recognition", *MILCOM '99*.
- [Mob00] B.G. Mobasserie, "Digital Modulation Classification Using Constellation Shape", *Signal Processing*, Vol. 80, 2000, pp. 251-277.

BIBLIOGRAPHIE

- [MP92] M. Mouly et M.B. Pautet, *The GSM System for Mobile Communications*, Cell & Sys., France, 1992.
- [MXL98] L. Mingquan, X. Xianci et L. Lemin, "AR Modeling Based Features Extraction of Multiple Signals for Modulation Recognition", *ICSP '98*, Vol. 2, pp. 1385-1388.
- [PAP00] P. Panagiotou, A. Anastasopoulos et A. Polydoros, "Likelihood Ratio Tests for Modulation Classification", *MILCOM 2000*, Vol. 2, pp. 670-674.
- [Pro00] J.G. Proakis, *Digital Communications*, 4^e édition, McGraw-Hill, New York, 2000.
- [Rei92] J. Reichert, "Automatic Classification of Communication Signals Using Higher Order Statistics", *ICASSP '92*, Vol. 5, pp. 221-224.
- [SB98] B. Seaman et R.M. Braun, "Using Cyclostationarity in the Modulation Classification of Analogue Signals", *ICSP '98*, pp. 261-266.
- [SC99] J.S. Sewall et B.F. Cockburn, "Voiceband Signal Classification Using Statistically Optimal Combinations of Low-Complexity Discriminant Variables", *IEEE Trans. on Comm.*, Vol. 47, No. 11, novembre 1999, pp. 1623-1627.
- [SH92] S.S. Soliman et S.-Z. Hsue, "Signal Classification Using Statistical Moments", *IEEE Trans. On Comm.*, Vol. 40, mai 1992, pp. 908-916.
- [Sil99] J. Sills, "Maximum-Likelihood Modulation Classification for PSK/QAM", *MILCOM '99*.
- [SKK97] C. Schreyogg, K. Kittel, U. Kressel et J. Reichert, "Robust Classification of Modulation Types Using Spectral Features Applied to HMM", *MILCOM '97*, pp. 1377-1381.
- [SR97] C. Schreyogg et J. Reichert, "Modulation Classification of QAM Schemes Using the DFT of Phase Histogram Combined with Modulus Information", *MILCOM '97*, pp. 1372-1376.
- [SS00] A. Swami et B. Sadler, "Hierarchical Digital Modulation Classification Using Cumulants", *IEEE Trans. On Comm.*, Vol. 48, No. 3, mars 2000, pp. 416-429.
- [Sun86] C.-E. Sundberg, "Continuous Phase Modulation", *IEEE Comm. Magazine*, vol. 24, no. 4, avril 1986, pp. 25-38.

BIBLIOGRAPHIE

- [TG74] J.T. Tou et R.C. Gonzalez, *Pattern Recognition Principles*, Addison-Wesley, 1974.
- [TM99] S. Taira et E. Murakami, "Automatic Classification of Analog Modulation Signals by Statistical Parameters", *MILCOM '99*.
- [UIK00] K. Umehayashi, S. Ishii et R. Kohno, "Blind Adaptive Estimation of Modulation Scheme for Software Defined Radio", *PIMRC 2000*, pp. 43-47.
- [Van68] H.L. Van Trees, *Detection, Estimation, and Modulation Theory, Part 1*, John Wiley & Sons, 1968.
- [WM00] W. Wei et J.M. Mendel, "Maximum-Likelihood Classification for Digital Amplitude-Phase Modulations", *IEEE trans. on Comm.*, Vol. 48, No. 2, février 2000, pp. 189-193.
- [WN01] M.L.D. Wong et A.K. Nandi, "Automatic Digital Modulation Recognition Using Spectral and Statistical Features with Multi-Layer Perceptrons", *ISSPA '01*, Vol. 2, pp. 390-393.
- [YL98] Y. Yang et C-H. Liu, "An Asymptotic Optimal Algorithm for Modulation Classification", *IEEE Comm. Letters*, Vol. 2, No. 5, mai 1998, pp. 117-119.
- [YS97] Y. Yang et S.S. Soliman, "A Suboptimal Algorithm for Modulation Classification", *IEEE Trans. On Aerospace and Electronic Systems*, Vol. 33, No. 1, janvier 1997, pp. 38-45.