



HAL
open science

Algorithmes de prise de décision pour la "cognitive radio" et optimisation du "mapping" de reconfigurabilité de l'architecture de l'implémentation numérique.

Salma Bourbia

► To cite this version:

Salma Bourbia. Algorithmes de prise de décision pour la "cognitive radio" et optimisation du "mapping" de reconfigurabilité de l'architecture de l'implémentation numérique.. Autre. Supélec; ECOLE SUPERIEURE DES COMMUNICATIONS DE TUNIS, 2013. Français. NNT: 2013SUPL0027 . tel-00931350v2

HAL Id: tel-00931350

<https://theses.hal.science/tel-00931350v2>

Submitted on 22 May 2014

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

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



N° d'ordre : 2013-27-TH

SUPELEC

Ecole Doctorale MATISSE

« Mathématiques, Télécommunications, Informatique, Signal, Systèmes Electroniques »

THÈSE DE DOCTORAT

DOMAINE : STIC

Spécialité : Télécommunications

en co-tutelle avec

l'Ecole doctorale EDTIC, SUP'COM, Tunis

Soutenue le

27 Novembre 2013

par :

Salma BOURBIA

Titre de la thèse

Algorithmes de prise de décision pour la « *cognitive radio* » et optimisation du « *mapping* » de reconfigurabilité de l'architecture de l'implémentation numérique

Directeurs de thèse :

Jacques PALICOT
Adel GHAZEL

Professeur, Supélec/Rennes
Professeur, Sup'com/Tunis

Composition du jury :

Président du jury :

Sofiane CHERIF

Professeur, Sup'com/Tunis

Rapporteurs :

Ines KAMMOUN JEMAL

Maître de conférence, ENIS/Sfax

Jean Marie GORCE

Professeur, INSA/Lyon

Examineur :

Yves LOUET

Professeur, Supélec/Rennes

Membres invités :

Daniel LE GUENNEC

Professeur, Supélec/Rennes

Khaled GRATI

Maître Assistant, Sup'com/Tunis

Remerciements

Tout d'abord je remercie Adel Ghazel, professeur à SUP'COM et Jacques Palicot, professeur à SUPELEC pour avoir accepté d'être mes directeurs de thèse. Je tiens à remercier Daniel Le Guennec pour m'avoir guidée et suivie tout au long de ma thèse, ainsi que pour ses précieux conseils qui m'ont permis de bien mener ce projet.

Je remercie également Khaled Grati pour sa disponibilité et son aide précieuse, mais aussi pour sa confiance et ses encouragements durant mes années de thèse.

Je remercie grandement les personnes qui m'ont fait l'honneur de faire partie de mon jury de thèse; Mme Ines Kammoun, Maître de conférence à l'ENIS et M. Jean-Marie Gorce, professeur à l'INRIA de Lyon pour avoir accepté d'être les rapporteurs de ma thèse. M. Sofiane Cherif, professeur à SUP'COM de m'avoir fait honneur de présider mon jury de thèse. Et enfin M. Yves Louet, professeur à SUPELEC pour avoir accepté de participer au jury de thèse.

Je remercie tous les membres de l'équipe GRESCOM de SUP'COM (permanents et doctorants) pour leur soutien et la bonne ambiance entre les doctorants. Je remercie aussi le personnel de l'école SUP'COM pour sa disponibilité et son aide.

Je remercie tous les membres de l'équipe SCEE (permanents et doctorants) pour l'accueil chaleureux que j'ai toujours eu pendant mes séjours à Rennes, leur soutien ainsi que la bonne ambiance au sein de l'équipe qui m'ont beaucoup aidé personnellement et professionnellement, en particulier ma collègue de bureau et chère amie Patricia Kaiser. Je tiens également à remercier le personnel de SUPELEC du campus de Rennes pour sa disponibilité et sa bonne humeur au quotidien.

Pour finir je remercie toute ma famille et en particulier ma mère pour son soutien.

Abréviations

SDR	Software Defined Radio
TIC	Technologies de l'Information et de la Communication
PAPR	Peak to Average Power Ratio
MIMO	Multiple Input Multiple Output
OFDMA	Orthogonal Frequency Division Multiple Access
UMTS	Universe Mobile Telecommunication System
CDMA	Code Division Multiple Access
CMOS	Complementary Metal Oxide Semiconductor
POSIX	Portable Operating System Interface
CORBA	Common Object Request Broker Architecture
XML	eXtensible Markup Language
FPGA	Field Programmable Gate Array
ASIC	Application Specific Integrated Circuit
GPP	General Purpose Processors
SCA	Software Communication Architecture
CAN	Convertisseur Analogique Numérique
RDF	Ressource Description Framework
OWL	Ontology Web Language
RKRL	Radio Knowledge Representation Language
CBR	Case Based Reasoning
CSM	Cognitive System Module
XG	neXt Generation
DARPA	Defense Advanced Research Projects Agency
WSGA	Wireless System Genetic Algorithm
FALFE	Reason And Learn From Experience
RBA	Radio Behavior Analyser
GS	Grading System
CAP	Configuration Adequacy Predictor
RLR	Radio Logicielle Restreinte
API	Application Programming Interface
HDCRAM	Hierarchical and Distributed Cognitive Radio Architecture Management
CRM	Cognitive Radio Management
ReM	Reconfiguration Management
OMG	Object Management Group
MDA	Model Driven Architecture
UML	Unified Modeling Language
MSE	Mean Square Error
LMS	Least Mean Square
LS	Least Square

ML	Maximum Likelihood
MUSIC	MUltiple SIgnal Classification
AOA	Angle Of Arrival
TOA	Time Of Arrival
TDOA	Time Difference Of Arrival

Notations mathématiques

s	signal transmis
y	signal reçu
b	bruit blanc gaussien additif
h_i	Coefficient i du canal multi-trajets
L	Taille du canal multi-trajets
SNR_p	Rapport signal sur bruit
ISI	Puissance des interférences inter-symboles
σ_s^2	Variance du signal
σ_b^2	Variance du bruit
$E\{\}$	Espérance mathématique
h_{imax}	Coefficient du trajet ayant l'énergie maximale
\widehat{SNR}_p	Estimation de SNR_p
\widehat{ISI}	Estimation de ISI
p	Nombre de symboles pilotes pour l'estimation du canal
\widehat{h}	Estimation du vecteur canal h
$()^{-1}$	matrice inverse
$()^H$	matrice hermetienne
$()^T$	matrice transposée
e	Erreur du filtre adaptatif pour l'estimation LMS du canal
μ	Pas d'adaptation pour l'estimation LMS du canal
\widehat{h}_{LMS}	Estimation du vecteur h par la méthode LMS
\widehat{h}_{CMA}	Estimation du vecteur h par la méthode inter-corrélation
$N1$	Le nombre de symboles reçus utilisés dans la technique en aveugle du module constant
M_1	Matrice d'entraînement pour l'estimation LS
\widehat{ISI}^{LS}	Estimation de ISI par la méthode LS
\widehat{ISI}^{LMS}	Estimation de ISI par la méthode LMS
\widehat{ISI}^{CMA}	Estimation de ISI par la méthode du module constant
\widehat{ISI}^{inter}	Estimation de ISI par la méthode inter-corrélation
\widehat{SNR}_p^{LS}	Estimation de SNR_p par la méthode LS
\widehat{SNR}_p^{LMS}	Estimation de SNR_p par la méthode LMS
\widehat{SNR}_p^{inter}	Estimation de SNR_p par la méthode inter-corrélation
\widehat{SNR}_p^{CMA}	Estimation de SNR_p par la méthode du module constant
$CC_{SNR_p}^{LS}$	Complexité de calcul pour l'estimation de SNR_p avec la méthode d'estimation LS
$CC_{SNR_p}^{LMS}$	Complexité de calcul pour l'estimation de SNR_p avec la méthode

	d'estimation LMS
$CC_{SNR_p}^{inter}$	Complexité de calcul pour l'estimation de SNR_p avec la méthode d'estimation inter-corrélation
$CC_{SNR_p}^{CMA}$	Complexité de calcul pour l'estimation de SNR_p avec la méthode d'estimation du module constant
CC_{ISI}^{LS}	Complexité de calcul pour l'estimation de ISI avec la méthode d'estimation LS
CC_{ISI}^{LMS}	Complexité de calcul pour l'estimation de ISI avec la méthode d'estimation LMS
CC_{ISI}^{inter}	Complexité de calcul pour l'estimation de ISI avec la méthode d'estimation inter-corrélation
CC_{ISI}^{CMA}	Complexité de calcul pour l'estimation de ISI avec la méthode d'estimation du module constant
$\hat{x}_{SNR_p}^i$	Une observation de l'estimation de SNR_p à l'instant i
\hat{x}_{ISI}^i	Une observation de l'estimation de ISI à l'instant i
\hat{X}_{SNR_p}	Variable aléatoire qui représente les observations $\hat{x}_{SNR_p}^i$
\hat{X}_{ISI}	Variable aléatoire qui représente les observations \hat{x}_{ISI}^i
$\hat{\mu}_{SNR_p}^{ML}$	Moyenne estimée de \hat{X}_{SNR_p}
$\hat{\sigma}_{SNR_p}^{ML}$	Variance estimée de \hat{X}_{SNR_p}
$\hat{\mu}_{ISI}^{ML}$	Moyenne estimée de \hat{X}_{ISI}
$\hat{\sigma}_{ISI}^{ML}$	Variance estimée de \hat{X}_{ISI}
λ_{ISI}	Seuil d'évaluation pour ISI
λ_{SNR_p}	Seuil d'évaluation pour SNR_p
TEB	Taux d'erreur binaire
H_1	hypothèse qui correspond à activer l'égaliseur
H_0	hypothèse qui correspond à désactiver l'égaliseur
δ_1	Règle de décision qui correspond à accepter H_1
δ_0	Règle de décision qui correspond à accepter H_0
K_{ISI}	Nouveau seuil d'évaluation pour ISI dans la décision
K_{SNR_p}	Nouveau seuil d'évaluation pour SNR_p dans la décision
n	Nombre des observations des métriques pour une décision
α	Probabilité de fausse alarme fixée pour la technique de Neyman Pearson
$F(x)$	Fonction de distribution de la forme standard normale
F^{-1}	Fonction inverse de F
P_{FA}	Probabilité de fausse alarme
P_{BD}	Probabilité de bonne décision
\overline{W}	Vecteur des coefficients de l'égaliseur
f_p	Fréquence porteuse
c	Vitesse de la lumière
v	Vitesse de déplacement de l'équipement radio
T_c	Temps de cohérence
f_d	Fréquence Doppler du canal de propagation
T_{fr}	Temps de transmission d'une trame
F_r	Nombre de trames considérées pour une décision de gestion de l'égaliseur
C_{eq}	La complexité de calcul de l'utilisation permanente de l'égaliseur
C_{tr}	La complexité de calcul du traitement additionnel pour

	l'apprentissage et la prise de décision
C_d	La complexité de calcul totale pour le scénario d'adaptation de l'utilisation de l'égaliseur
R_t	Le pourcentage de temps de désactivation de l'égaliseur
R_c	Le pourcentage de réduction de la complexité de calcul
$C1$	Premier Critère de HUSSON de décision pour l'égalisation conditionnelle
$C2$	Deuxième Critère de HUSSON de décision pour l'égalisation conditionnelle
γ_i	Energie associée au trajet i d'un canal de propagation
β	Coefficient de multiplication défini par HUSSON pour les critères $C1$ et $C2$
N	Nombre d'éléments du système multi-antennes en réception
d	Distance entre deux antennes
λ	Longueur d'onde
M	Nombre de directions d'arrivée
$x_i(t)$	Signal capté par l'antenne i à l'instant t
$x(t)$	Signal global capté par le N antennes
$S_m(t)$	Vecteur forme d'onde d'une source m
$a(\theta_m)$	Vecteur réponse pour une source θ_m
ϕ_m	Phase de l'onde reçue
w	Vecteur poids associé aux N antennes
θ	Angle d'arrivée du signal utile
T	Nombre d'échantillons
P	Puissance du signal à la sortie du beamforming
\hat{R}	Estimation de la matrice de covariance
λ'_{SNR}	Seuil d'évaluation du SNR pour le beamforming
Δ_{SNR}	Gain en SNR obtenu par beamforming
$\lambda_{\Delta_{SNR}}$	Seuil d'évaluation du gain en SNR par beamforming
Δ_θ	Ecart d'angle obtenu par beamforming
λ_{Δ_θ}	Seuil d'évaluation de l'écart d'angle par beamforming
$\hat{P}_{bart}(\theta)$	Estimation de la puissance P en fonction de l'angle d'arrivée θ par la méthode BARTLETT
$\hat{P}_{capon}(\theta)$	Estimation de la puissance P en fonction de l'angle d'arrivée θ par la méthode capon
$\hat{P}_{MUSIC}(\theta)$	Estimation de la puissance P en fonction de l'angle d'arrivée θ par la méthode MUSIC
U_s	Sous espace du signal (vecteurs propres du signal)
U_n	Sous espace du bruit (vecteurs propres du bruit)
CC_{CAPON}	Complexité de calcul pour l'algorithme capon
CC_{MUSIC}	Complexité de calcul pour l'algorithme MUSIC
\hat{x}_θ^i	Une observation de l'estimation de θ
\hat{X}_θ	Variable aléatoire des observations \hat{x}_θ^i
$\hat{\mu}_\theta^{ML}$	Moyenne estimée de \hat{X}_θ
$\hat{\sigma}_\theta^{ML}$	Variance estimée de \hat{X}_θ
H_2	Hypothèse qui correspond à l'action d'activation du beamforming
H_3	Hypothèse qui correspond à l'action de désactivation du beamforming
δ_2	Règle de décision qui correspond à accepter H_2

δ_3	Règle de décision qui correspond à accepter H_3
K'_{SNR}	Nouveau seuil d'évaluation de SNR_p pour le beamforming
$K_{\Delta\theta}$	Nouveau seuil d'évaluation de Δ_θ pour le beamforming
t_i	Instant de réception de la trame i
$H_{joint.i}$	Hypothèse pour la gestion conjointe de l'égaliseur et du beamforming dans le cas $\lambda_{SNR} < \lambda'_{SNR}$
$H'_{joint.i}$	Hypothèse pour la gestion conjointe de l'égaliseur et du beamforming dans le cas $\lambda_{SNR} > \lambda'_{SNR}$
$\delta_{joint.i}$	Règle de décision conjointe qui correspond à accepter $H_{joint.i}$
$\delta'_{joint.i}$	Règle de décision conjointe qui correspond à accepter $H'_{joint.i}$

Résumé

Cette thèse s'inscrit dans le cadre de la radio intelligente. Ce concept tente de rendre un équipement radio capable d'adapter dynamiquement ses paramètres opérationnels à la variation de son environnement. Pour cela il nécessite des capacités intelligentes d'observation, d'apprentissage et de décision. Dans ce contexte nous nous intéressons au développement d'une méthode de prise de décision pour un équipement de réception. L'approche que nous adoptons dans notre méthode est basée sur la modélisation statistique de l'environnement radio. En caractérisant statistiquement les observations fournies par les capteurs de l'environnement, nous mettons en place des règles de décisions statistiques qui prennent en considération les erreurs d'observation des métriques radio, ce qui contribue à minimiser les taux des décisions erronées. Nous visons aussi à travers cette thèse à utiliser les capacités intelligentes de prise de décision pour contribuer à la réduction de la complexité de calcul au niveau de l'équipement de réception. En effet, nous identifions des scénarios de prise de décision de reconfiguration qui limitent la présence de certains composants ou fonctions de la chaîne de réception. En particulier, nous traitons, avec notre méthode de modélisation statistique, deux scénarios de décision. Le premier consiste à décider de garder l'égaliseur ou de le désactiver selon sa nécessité ou pas. Le deuxième scénario consiste à décider de changer l'orientation du lobe principal de l'antenne de réception (ou *beamforming*) uniquement quand ceci est nécessaire. La limitation de l'opération d'égalisation et de l'opération du *beamforming* contribue à la réduction de la complexité de calcul au niveau de la chaîne de réception. Par ailleurs nous traitons aussi le comportement du récepteur face aux deux scénarios ensemble, ce problème de décision peut en effet être posé de deux manières différentes ; conjointement ou séquentiellement. Dans le cas d'un traitement conjoint, le récepteur prend en même temps ses décisions concernant les deux opérations d'égalisation et du *beamforming*. Par contre quand il traite séquentiellement ces deux scénarios, il commence par la gestion du *beamforming* et ensuite il traite la gestion de l'égaliseur, les résultats montrent que le récepteur est plus performant dans ce deuxième cas. Enfin, nous intégrons notre méthode de décision par modélisation statistique ainsi que les deux scénarios de décision traités dans une architecture de gestion d'une radio intelligente, afin de mettre en valeur le contrôle de l'intelligence et de la reconfiguration dans un équipement radio.

Abstract

This thesis falls within the cognitive radio, this concept tries to make the radio equipment able to dynamically adapt its operating parameters to the change of its environment. For that it requires intelligent capacities like observation, learning and decision making. In this context we are interested in developing a method of decision making for the receiver, the approach that we adopt in our method is based on the statistical modeling of the radio environment. By statistically characterizing the observations provided by the sensors of the environment, we set up the decision rules that take into account the errors of observation, which contributes to minimize the rate of bad decisions. Also, we aim through this thesis to use the intelligent capabilities of decision making in order to help to reduce the computational complexity at the receiver. In fact, we identify the decision scenarios of reconfiguration that limit the presence of some components or functions of the receiver chain. In particular, we treat with our method of statistical modeling, two decision scenarios. The first is to decide to keep the equalizer or to disable it according to its necessity or not. The second scenario is to decide to change the direction of the main lobe of the receiving antenna (or beamforming) only when it is necessary to do so. The limitation of the equalizer's use and of the beamforming action contributes to reducing the computational complexity at the receiver chain. In addition, we also discuss the behavior of the receiver facing the two scenarios together, this decision problem can indeed be expressed in two ways, either jointly or sequentially. In the case of joint processing, the receiver takes its decisions, at the same time, on both the equalization and the beamforming. But when it sequentially processes these two scenarios, it starts with the management of the beamforming and then treats the management of the equalizer, the results show that the receiver is more efficient in this second case. Finally, we integrate our decision method of statistical modeling and the two decision scenarios discussed, in a management architecture for cognitive radio to enhance the control of the intelligence and of the reconfiguration in the radio equipment.

Table des matières

Introduction générale	1
1 Introduction à la radio intelligente	5
1.1 Introduction	5
1.2 Concept de radio intelligente	6
1.2.1 Définition et principe	6
1.2.2 Cycle intelligent de Mitola	7
1.2.3 Les variantes du cycle intelligent	8
1.3 Eco-radio	13
1.3.1 Motivations pour l'éco-radio	13
1.3.2 Notion d'efficacité énergétique et gain en énergie	14
1.4 Eco-radio intelligente	16
1.4.1 Utilisation des capacités intelligentes pour améliorer l'efficacité - énergétique	17
1.4.2 Amélioration de l'efficacité énergétique de l'accès dynamique au spectre	21
1.4.3 Notre approche pour l'éco-radio intelligente	22
1.5 Conclusion	27
2 Prise de décision en radio intelligente	29
2.1 Introduction	29
2.2 Espace de décision et information a priori	30
2.3 Approches de décision et/ou d'apprentissage en radio intelligente	32
2.3.1 Approche experte : Les systèmes experts	32
2.3.2 Approche exploratoire : Les algorithmes génétiques	34
2.3.3 Approches par apprentissage : Systèmes connexionnistes	35
2.3.4 Apprentissage par ré-enforcement : Algorithmes UCB	38
2.3.5 Prise de décision dans un réseau de RI : Théorie des jeux	41
2.4 Notre approche : prise de décision par modélisation statistique	42
2.4.1 Formulation du problème de décision	42
2.4.2 Outils utilisés pour la modélisation statistique	43
2.4.3 Architecture fonctionnelle de notre système de décision	45
2.5 Conclusion	46
3 Architecture de gestion d'un équipement de radio intelligente	47
3.1 Introduction	47
3.2 Notion de gestion d'un équipement de radio intelligente	47
3.3 Description de l'architecture HDCRAM	49

3.3.1	Unités intelligentes et unités de reconfiguration	49
3.3.2	Cycle intelligent dans HDCRAM	53
3.4	Méta-modèle de l'architecture HDCRAM	53
3.5	Intégration de notre méthode de décision dans HDCRAM	57
3.6	Conclusion	59
4	Gestion de l'utilisation de l'égaliseur dans un récepteur de radio intelligente	61
4.1	Introduction	61
4.2	Principe de désactivation de l'égaliseur dans la littérature	62
4.3	Application de la méthode de décision par modélisation statistique	63
4.3.1	Définition et observation des métriques radio	63
4.3.2	Modélisation statistique et règle de décision	68
4.4	Etude des performances de la méthode de décision par modélisation statistique	73
4.4.1	Apport de la modélisation statistique dans la performance de décision	73
4.4.2	Influence de la gestion de l'égaliseur sur les performances du récepteur	74
4.4.3	Résultats de réduction de la complexité de calcul par gestion de l'égaliseur	78
4.5	Comparaison avec le travail de HUSSON	80
4.6	Intégration de la gestion de l'égaliseur dans l'architecture HDCRAM	82
4.7	Conclusion	85
5	Gestion du <i>beamforming</i> dans un récepteur de radio intelligente	87
5.1	Introduction	87
5.2	Principe du <i>beamforming</i> en réception	88
5.3	Modélisation statistique de l'environnement radio et prise de décision	90
5.3.1	Evaluation de l'environnement radio et cas de décision	90
5.3.2	Estimation des métriques radio	91
5.3.3	Modélisation statistique et règle de décision	95
5.3.4	Apport de la modélisation statistique dans la performance de décision	97
5.4	Etude de la performance du scénario de décision	99
5.5	Intégration du scénario de gestion du <i>beamforming</i> dans l'architecture HDCRAM	101
5.6	Conclusion	103
6	Traitement des deux scénarios de gestion du <i>beamforming</i> et de l'égaliseur	105
6.1	Introduction	105
6.2	Prise de décisions conjointes	106
6.3	Prise de décisions séquentielles	109
6.4	Exemples de simulations et comparaison	110
6.4.1	Exemple 1 : Cas $\lambda_{SNR} < \lambda'_{SNR}$	110
6.4.2	Exemple 2 : Cas $\lambda_{SNR} > \lambda'_{SNR}$	113
6.4.3	Exemple 3 : variation des seuils λ_{SNR} et λ'_{SNR}	116
6.5	Scénarios séquentiels via l'architecture HDCRAM	120
6.6	Conclusion	120
	Conclusion générale	123

TABLE DES MATIÈRES

	126
A Standardisation de la radio intelligente	127
A.1 Standards IEEE 802	127
A.2 Standards P1900	128
	129
B Architectures fonctionnelles de systèmes de décision pour une radio intelligente	129
B.1 Architecture de Virginia Tech	129
B.2 Architecture de Colson	130

TABLE DES MATIÈRES

Table des figures

1.1	Cycle intelligent de Mitola [4]	8
1.2	Cycle intelligent de Haykin [6]	9
1.3	Cycle intelligent de Virginia Tech [12]	10
1.4	Cycle intelligent de Colson [13]	11
1.5	Cycle intelligent de Godard [14]	12
1.6	Cycle intelligent simplifié	13
1.7	Relations décrivant les compromis pour l'efficacité énergétique [23]	17
1.8	Modèle OSI simplifié [41]	19
1.9	Scénario de décision	22
1.10	Bloc analogique d'une architecture de réception	24
1.11	Bloc numérique en bande de base d'une architecture de réception	24
2.1	Espace de décision pour une radio intelligente [59]	31
2.2	Dépendances entre les objectifs à optimiser [17]	32
2.3	Exemple de représentation RXML	33
2.4	Exemple de chromosomes représentant des configurations	34
2.5	Exemple d'application d'un algorithme génétique	35
2.6	Réseau de neurones (<i>MFNN</i>) à deux couches [63]	37
2.7	Structure connexionniste du modèle ECF(Evolving Classification Function) [13]	38
2.8	Classification des approches d'apprentissage et de décision selon l'information a priori [59]	40
2.9	Architecture fonctionnelle de notre système de décision	46
3.1	Gestion logicielle des ressources matérielles	48
3.2	Couche d'abstraction SCA	49
3.3	Architecture HDCRAM pour une radio intelligente [18]	50
3.4	Intégration d'un opérateur dans l'architecture HDCRAM [18]	51
3.5	Interaction entre les unités ReM et les unités CRM [18]	52
3.6	Flux de données dans l'architecture HDCRAM	53
3.7	Différences de rapidité de traitement de l'intelligence entre les unités <i>CRM</i> [18]	54
3.8	Métamodèle HDCRAM [91]	55
3.9	Notations UML du métamodèle HDCRAM	56
3.10	Mapping des algorithmes de décision dans HDCRAM	58
4.1	Erreur quadratique moyenne de \widehat{ISI} , dans un canal Rice de 5 trajets	67
4.2	Erreur quadratique moyenne de \widehat{SNR}_p , dans un canal Rice de 5 trajets	68
4.3	Distributions des estimations des métriques obtenues par simulation	69

4.4	Variation du taux d'erreur binaire selon la puissance des interférences inter-symboles $TEB = f(ISI)$ - Canal Rice de 5 trajets, $SNR_p = 8dB$	70
4.5	Effet de l'égalisation quand le SNR_p est dégradé - Canal Rice de 5 trajets, $ISI = -7dB$	71
4.6	\widehat{SNR}_p et \widehat{ISI} sont des variables aléatoires gaussiennes de moyennes qui tendent vers SNR_p et ISI , et de variances $(\widehat{\sigma}_{SNR_p}^{ML})^2/n$ et $(\widehat{\sigma}_{ISI}^{ML})^2/n$	72
4.7	Influence de la modélisation statistique sur le taux de mauvaises décisions	73
4.8	Solutions d'implémentation du scénario de gestion de l'égaliseur	75
4.9	Description de la variation dans le temps des cinq trajets d'un canal de Rice	76
4.10	Impact du scénario de gestion de l'égaliseur sur la performance du récepteur - Cas du canal lent	77
4.11	Impact du scénario de gestion de l'égaliseur sur la performance du récepteur - Cas du canal rapide	77
4.12	Réduction de la complexité de calcul par le scénario de désactivation de l'égaliseur pour la solution 1 et la solution 2	79
4.13	Comparaison du taux de mauvaises décisions entre notre méthode statistique et les deux méthodes de décision de Husson (C1 et C2)	80
4.14	Comparaison des gains en complexité pour un canal donné	81
4.15	Agrandissement des courbes de gain en complexité	82
4.16	Modélisation HDCRAM du scénario de gestion de l'égaliseur pour la solution 1	83
4.17	Modélisation HDCRAM du scénario de gestion de l'égaliseur pour la solution 2	84
5.1	Principe du <i>beamforming</i> en réception	88
5.2	Technique d'orientation du lobe en réception	89
5.3	Ecart entre le lobe principal et l'angle d'arrivée	91
5.4	$\Delta_{SNR} = f(\Delta\theta)$ pour une antenne YAGI à 3 brins	92
5.5	Comparaison entre les techniques d'estimation de AOA dans le cas d'une direction cible $\theta = 40$ degrés pour $SNR = 10dB$	94
5.6	Comparaison entre les erreurs quadratiques moyennes d'estimation de θ .	95
5.7	Estimation du rapport signal sur bruit - $ISI = -9.2dB$	96
5.8	Distribution estimée de \widehat{X}_θ	96
5.9	Scénario de gestion de l'action du beamforming	98
5.10	Influence de la modélisation statistique sur le taux de mauvaises décisions	98
5.11	Etat du rapport signal sur bruit (SNR_p) à la réception	100
5.12	résultat du système de décision : '0' - > le récepteur décide de changer l'orientation du lobe - '1' - > le récepteur décide de garder l'orientation du lobe	100
5.13	Etat du rapport signal sur bruit (SNR_p) après la gestion du beamforming	101
5.14	Orienter la direction du lobe principal quand la décision est '0' : (a) orienter le lobe vers $\theta = 20^\circ$ à t_{10} . - (b) orienter le lobe vers $\theta = 60^\circ$ à t_{35} . - (c) orienter le lobe vers $\theta = 0^\circ$ à t_{55} . - (d) orienter le lobe vers $\theta = 40^\circ$ à t_{95} .	101
5.15	Taux de réduction de la complexité de calcul par gestion du beamforming	102
5.16	Modélisation HDCRAM pour la gestion du beamforming	102
6.1	Cas de décision $\lambda_{SNR} < \lambda'_{SNR}$	106
6.2	Cas de décision $\lambda_{SNR} > \lambda'_{SNR}$	108
6.3	Traitement séquentiel des deux scénarios de décision	109

TABLE DES FIGURES

6.4	Rapport signal sur bruit et taux d'erreur binaire à la réception (exemple1)	110
6.5	Résultats des décisions dans le cas d'un traitement conjoint (exemple1)	111
6.6	Etat du rapport signal sur bruit (SNR_p) après gestion du <i>beamforming</i> et avant gestion de l'égaliseur (exemple1)	112
6.7	Résultats des décisions dans le cas d'un traitement séquentiel (exemple1)	112
6.8	Comparaison du taux d'erreur binaire final après gestion du <i>beamforming</i> et de l'égaliseur (exemple1)	113
6.9	Rapport signal sur bruit et taux d'erreur binaire à la réception (exemple2)	114
6.10	Résultats des décisions dans le cas d'un traitement conjoint (exemple2)	114
6.11	Etat du rapport signal sur bruit (SNR_p) après gestion du <i>beamforming</i> et avant gestion de l'égaliseur (exemple2)	115
6.12	Résultats des décisions dans le cas d'un traitement séquentiel (exemple2)	115
6.13	Comparaison du taux d'erreur binaire final après gestion du <i>beamforming</i> et de l'égaliseur (exemple2)	116
6.14	Rapport signal sur bruit et taux d'erreur binaire à la réception (exemple3)	117
6.15	Résultats des décisions dans le cas d'un traitement conjoint (exemple3)	118
6.16	Etat du rapport signal sur bruit (SNR_p) après gestion du <i>beamforming</i> et avant gestion de l'égaliseur (exemple3)	118
6.17	Résultats des décisions dans le cas d'un traitement séquentiel (exemple3)	119
6.18	Comparaison du taux d'erreur binaire final après gestion du <i>beamforming</i> et de l'égaliseur (exemple3)	119
6.19	Modélisation HDCRAM des scénarios de gestion de l'égaliseur et de gestion du <i>beamforming</i>	121
6.20	Méthodologie de traitement d'un scénario de décision de reconfiguration par modélisation statistique et intégration dans HDCRAM	122
A.1	Classification des standards de la radio intelligente [11]	127
B.1	Architecture fonctionnelle de Virginia Tech [12]	129
B.2	Architecture fonctionnelle de Colson [13]	130
B.3	Matrice de décision multi-critères [13]	131

Liste des tableaux

1.1	Inventaire des capteurs utiles pour la radio intelligente	23
1.2	Scénarios de décision pour une radio intelligente	26
2.1	Fonctions objectif	31
2.2	Paramètres des couches PHY et MAC	32
4.1	Complexité de calcul de l'estimation de ISI	67
4.2	Complexité de calcul de l'estimation de SNR_p	67
4.3	Situations d'évaluation de l'environnement	71
4.4	Expressions de règles de décision avec et sans modélisation statistique . .	74
4.5	Paramètres du canal de propagation	76
4.6	Taux de réduction de la complexité obtenu par gestion de l'égaliseur . . .	78
5.1	Conditions d'orientation du lobe de l'antenne de réception	92
5.2	Complexité de calcul pour les algorithmes CAPON et MUSIC	94
5.3	Expressions de règles de décision avec et sans modélisation statistique . .	99
5.4	Conditions de simulations pour la gestion du beamforming	99
6.1	Conditions de simulation pour le traitement des deux scénarios (exemple 1)	110
6.2	Conditions de simulation pour le traitement des deux scénarios (exemple 2)	113
6.3	Conditions de simulation pour le traitement des deux scénarios (exemple 3)	116
A.1	Définition des standards IEEE P1900	128

Introduction générale

Dans le cadre des progrès en réseaux radio mobile, l'émergence des systèmes de communication 4G joue un rôle important dans l'amélioration du débit binaire ainsi que de la couverture. Ces systèmes, en cours d'élaboration, cherchent à aboutir à un standard unifié global en résolvant les problèmes d'interconnexion entre les systèmes 3G ou 2G. L'objectif d'un réseau sans fils 4G est de fournir à ses utilisateurs la capacité de passer d'un type de réseau à un autre pour réutiliser des bandes de fréquences sous licence. Ceci permet en effet d'offrir de très grands débits de transmission.

Le concept de radio intelligente (*Cognitive Radio*) contribue à la mise en place de ces réseaux de nouvelle génération. Il permet de fournir à un équipement radio les capacités intelligentes d'apprentissage et de prise de décision, de façon à le rendre conscient de l'état de son environnement et capable d'adapter ses paramètres de fonctionnement à cet état. L'application la plus répandue dans la littérature de la radio intelligente est l'accès dynamique au spectre. En effet, face à l'augmentation du nombre d'utilisateurs et à la limitation du spectre radio fixé par l'organisme FCC (*Federal Communications Commission*), ce concept permet à des terminaux utilisateurs sans licence de détecter les bandes libres de ce spectre afin de les utiliser, et d'adapter ainsi leurs paramètres aux nouvelles bandes de fréquences. Cependant, une vision généralisée de cette application considère que l'équipement de radio intelligente est capable de prendre en compte toutes les métriques radio décrivant l'état de l'environnement et de s'adapter mais pas seulement au spectre radio.

Par ailleurs, ces progrès dans l'industrie des communications radio ainsi que l'augmentation des besoins des utilisateurs ont un impact sur la croissance de l'énergie consommée et des émissions de CO₂. Face à ce problème écologique, le concept d'éco-radio ou (*Green Radio*) propose un ensemble de techniques pour réduire la consommation d'énergie, ou la complexité de calcul, dans les réseaux radio mobile. Pour cela un grand nombre de projets de recherche en communication radio s'inscrivent actuellement dans le concept d'éco-radio en ciblant plusieurs niveaux tels que l'architecture du réseau ou les opérateurs de traitement de la plateforme matérielle ou les applications.

L'idée générale que nous mettons en valeur dans notre thèse est d'utiliser le concept de radio intelligente comme un outil pour réduire la complexité de calcul dans un équipement de réception. En effet, nous exploitons la capacité d'adaptation dynamique à l'environnement et nous visons en particulier des actions de reconfiguration qui réduisent la complexité de calcul au niveau de la chaîne de réception. Comme par exemple des actions de désactivation de certains composants ou fonctions quand ils ne sont pas nécessaires selon l'état de l'environnement radio. Pour mettre en oeuvre cette idée, nous fixons dans cette thèse les objectifs suivants :

- Développer une méthode de prise de décision, pour un récepteur radio, qui intègre les capacités de perception, d'apprentissage et de décision.
- Identifier et traiter des scénarios de décision de reconfiguration du récepteur qui contribuent à la réduction de la complexité de calcul.
- Intégrer la méthode de décision développée ainsi que les scénarios dans une architecture de gestion d'un équipement de radio intelligente.

Pour présenter nos résultats, nous organisons ce rapport en six chapitres :

Le premier chapitre introduit le cadre général dans lequel se situent nos travaux. Nous décrivons, tout d'abord, le concept de radio intelligente en présentant la notion de cycle intelligent et ses variantes. Nous proposons aussi un état de l'art sur l'éco-radio intelligente (ou *Green Cognitive Radio*) où nous décrivons l'ensemble des solutions, proposées dans la littérature, pour réduire la consommation d'énergie ou la complexité de calcul en utilisant le concept de radio intelligente. Nous situons notre travail dans ce cadre et nous présentons notre approche pour la (*Green Cognitive Radio*). Bien que dans cette partie nous évoquions l'aspect réduction de l'énergie consommée, nous nous limitons dans notre solution à l'aspect réduction de la complexité de calcul et nous ne mesurons pas la consommation d'énergie.

Le deuxième chapitre est consacré à l'étude des techniques de prise de décision développées pour une radio intelligente. Pour chaque technique nous décrivons l'algorithme de décision et d'apprentissage ainsi que la représentation de l'information a priori disponible. Nous développons, à la suite de cette étude, notre méthode de prise de décision qui est basée sur la modélisation statistique de l'environnement radio. Le principe de cette méthode est de prendre en considération les erreurs d'observation des métriques radio lors de l'évaluation de l'environnement et de la décision, et ceci en qualifiant statistiquement les observations. Notre objectif, par cette méthode, est de réduire les taux de mauvaises décisions.

Le troisième chapitre est dédié à l'architecture de gestion d'un équipement de radio intelligente. Une telle architecture a pour rôle de gérer l'intelligence et la reconfiguration, en faisant abstraction de la plateforme matérielle d'exécution et de son hétérogénéité. Nous nous basons en particulier sur l'architecture HDCRAM (*Hierarchical and Distributed Cognitive Radio Management*), développée par l'équipe SCEE de Supélec, afin d'y intégrer notre méthode de décision.

Le quatrième chapitre traite un premier exemple de scénario de décision qui consiste à gérer l'utilisation de l'égaliseur dans un récepteur radio. Il s'agit de décider, selon l'état de l'environnement radio, de garder ou de désactiver l'égaliseur. La limitation de l'utilisation de ce composant permet de réduire la complexité de calcul, par rapport à sa présence en permanence, sans dégrader la performance du récepteur. Ce scénario de décision est traité avec notre méthode de décision par modélisation statistique. Nous intégrons ensuite ce scénario dans l'architecture HDCRAM en effectuant un '*mapping*' entre les algorithmes développés pour la décision, les capteurs utilisés et les opérateurs de traitement, d'une part, et les unités de l'architecture HDCRAM d'autre part.

Dans le cinquième chapitre nous traitons un deuxième exemple de scénario de décision,

qui consiste à gérer l'action du *beamforming* dans un équipement radio. En effet, selon la qualité du canal de propagation, l'amélioration du rapport signal sur bruit, par orientation du lobe à l'émission et/ou à la réception, peut être négligeable. Dans ce cas l'action du *beamforming* n'est pas nécessaire et le fait de décider de ne pas modifier l'orientation du lobe contribue à la réduction de la complexité de calcul au sein de la chaîne de communication. De même que pour le premier scénario, nous analysons l'effet de la gestion du *beamforming* sur les performances du récepteur et nous présentons le taux de réduction de la complexité obtenu. Enfin, nous intégrons également ce scénario dans l'architecture HDCRAM.

Le sixième et dernier chapitre étudie le comportement d'un récepteur face aux deux scénarios de gestion de l'égaliseur et du *beamforming*. Ce problème de décision est formulé de deux façons, nous supposons tout d'abord que le récepteur gère conjointement les deux scénarios et nous déterminons pour cela de nouvelles règles de décision conjointes. Nous traitons ensuite ce problème de décision d'une façon séquentielle en commençant par la gestion du *beamforming*. Nous comparons ainsi les performances du récepteur entre le cas où il décide conjointement et celui où il décide séquentiellement et nous concluons.

Chapitre 1

Introduction à la radio intelligente

Sommaire

1.1	Introduction	5
1.2	Concept de radio intelligente	6
1.2.1	Définition et principe	6
1.2.2	Cycle intelligent de Mitola	7
1.2.3	Les variantes du cycle intelligent	8
1.3	Eco-radio	13
1.3.1	Motivations pour l'éco-radio	13
1.3.2	Notion d'efficacité énergétique et gain en énergie	14
1.4	Eco-radio intelligente	16
1.4.1	Utilisation des capacités intelligentes pour améliorer l'efficacité énergétique	17
1.4.2	Amélioration de l'efficacité énergétique de l'accès dynamique au spectre	21
1.4.3	Notre approche pour l'éco-radio intelligente	22
1.5	Conclusion	27

1.1 Introduction

Le concept de radio intelligente, ou '*cognitive radio*', présente un grand intérêt de la part de la communauté de la recherche en télécommunications, les contributions dans ce domaine sont nombreuses et diverses touchant différents aspects d'une communication radio. Nous nous limiterons dans ce chapitre à la présentation de deux aspects qui nous intéressent en particulier, à savoir l'aspect intelligence et l'aspect '*green*'. Après avoir défini ce concept nous allons montrer le comportement d'un équipement de radio intelligente à travers la notion de cycle intelligent. Nous présenterons alors différentes approches de représentation de ce cycle ainsi que les points communs qu'elles dégagent. Dans une deuxième section de ce chapitre nous allons nous intéresser au concept d'éco-radio ou '*green radio*', nous montrerons l'importance et les enjeux de la réduction de la consommation d'énergie dans un réseau de communication sans fils. Enfin, nous effectuons la liaison entre les deux concepts de radio intelligente et d'éco-radio à travers une troisième section qui sera dédiée à l'éco-radio intelligente ou '*green cognitive radio*'. Nous effectuons ainsi un état de l'art sur les différents travaux de recherche qui exploitent la radio

intelligente pour réduire l'énergie consommée. Etant donné que notre thèse s'inscrit dans ce cadre, nous exposerons notre approche pour une éco-radio intelligente.

1.2 Concept de radio intelligente

1.2.1 Définition et principe

L'augmentation des standards radio a fait naître le besoin de terminaux qui soient multi-standards et multi-bandes. Ce besoin a été à l'origine du concept de la radio logicielle ou '*Software radio*' [1] dont le but est de fournir un terminal utilisateur qui soit compatible avec plusieurs standards radio et capable de fournir plusieurs services. La radio logicielle est un concept qui favorise l'interopérabilité entre différents réseaux radio par le développement de circuits numériques programmables et capables de supporter cette multitude de standards. Le système radio devient alors flexible et reconfigurable par logiciel, cette reconfiguration touche les paramètres au niveau de toutes les couches du système radio à savoir les bandes de fréquences, les largeurs de bandes des canaux radio, les techniques de modulation et de codage, les protocoles de gestion des ressources ainsi que les applications utilisateurs.

La radio logicielle nécessite une architecture de réception qualifiée d'architecture idéale, elle est composée d'un étage RF large bande, d'un convertisseur analogique numérique avec une large dynamique et d'un processeur de traitement numérique du signal en bande de base. Cette architecture n'étant pas encore réalisable pour des raisons technologiques, les travaux de recherche en radio logicielle visent à se rapprocher de cette architecture en essayant de placer l'opération de numérisation le plus proche possible de l'antenne. Dans ce contexte, les architectures de réception qui ont été développées définissent le concept de la radio logicielle restreinte ou '*Software Defined Radio (SDR)*' [1].

Cependant, avec le développement rapide des applications réseaux et l'augmentation du nombre d'utilisateurs des réseaux mobiles un autre besoin est apparu et s'est intensifié d'une façon considérable, il s'agit du besoin en termes de spectre radio. En effet, la gestion de l'utilisation du spectre radio est coordonnée par des organismes de régulation comme la '*FCC :Federal Communications Commission*'. Cet organisme permet d'affecter des bandes du spectre à des utilisateurs avec licence nommés utilisateurs primaires. Cette affectation fixe du spectre présente une limite concernant l'efficacité de son utilisation du fait qu'une bonne partie de ce spectre reste non utilisée devant des utilisateurs sans licences n'ayant pas le droit d'y accéder. Ce problème de sous utilisation du spectre a amené les organismes de régulation à penser à de nouvelles techniques d'affectation des bandes de fréquence afin de mieux exploiter le spectre d'une façon intelligente et pour répondre au besoin d'une utilisation flexible du spectre de fréquences. La solution qui a été proposée est l'accès dynamique au spectre [2], [3] dont le principe consiste à allouer dynamiquement et temporairement les bandes libres du spectre à des utilisateurs sans licence nommés utilisateurs secondaires sans pour autant interférer avec les utilisateurs primaires. Cette idée nommée aussi accès opportuniste au spectre est à l'origine du concept de la radio opportuniste, elle fournit aux utilisateurs secondaires les capacités de détecter les bandes libres du spectre et d'y accéder.

De cette idée est né le concept de la radio intelligente ou '*Cognitive Radio*' créé par Mitola [4]. Plusieurs définitions ont été proposées dans la littérature pour la radio intelligente [5], [6], [7], [8], nous retenons de ces définitions l'idée principale de ce concept

1.2 Concept de radio intelligente

et qui est la suivante : la radio intelligente est une radio qui se comporte comme un système intelligent qui est conscient de son environnement et qui est doté des capacités d'apprentissage et de prise de décision afin d'adapter ses paramètres au contexte de l'environnement. Dans la littérature, généralement, le concept de radio intelligente est limité à la technologie de l'accès dynamique au spectre, cependant, il peut être envisagé pour un plus grand espace d'observations de l'environnement et non pas uniquement au spectre radio. Ceci dépend du type et du nombre de détecteurs considérés pour observer l'environnement [9], [10]. La radio intelligente devient alors une radio munie de capacités intelligentes, exploitées à tous les niveaux de ses composants et ceci en observant toutes les caractéristiques de son environnement. Dans cette thèse, nous nous plaçons dans ce contexte, nous considérons dans notre travail que l'environnement observé par la radio n'est pas celui du spectre mais qu'il est caractérisé par d'autres métriques qui peuvent être évaluées et prises en compte.

Ce concept a connu également un grand intérêt de la part des organismes de standardisation. Leurs activités visent à gouverner l'utilisation des techniques (comme l'accès dynamique au spectre, la gestion et le partage du spectre, l'interopérabilité dans les infrastructures des réseaux sans fil, la sécurité et les applications dans un réseau de radios intelligentes). Dans ce contexte, l'IEEE a mis en place deux grands projets de standards, le IEEE SCC41 (Standards Coordinating Committee) pour les applications P1900 et le IEEE 802 [11]. Ces standards sont détaillés dans l'annexe A du rapport.

1.2.2 Cycle intelligent de Mitola

Pour répondre aux besoins d'intelligence et d'autonomie d'une radio intelligente, Mitola a introduit la notion de cycle intelligent [4], illustré par la figure 1.1. Ce cycle décrit la capacité de la radio à collecter les informations de son environnement, à les analyser et à agir selon les contraintes imposées et les informations disponibles.

Un cycle complet nécessite la réalisation itérative de cinq étapes ; observer, orienter, planifier, décider et agir. La réception d'une nouvelle information (sous forme d'un stimulus) en provenance des capteurs réinitialise un cycle de cognition primaire. En effet, la radio observe son environnement en analysant les flux de données reçus, elle choisit ensuite son orientation en déterminant la priorité associée à ce stimulus. Cette étape peut conduire vers une phase parmi trois possibles du cycle (agir ou décider ou planifier). Un événement brusque, tel qu'un manque de puissance, peut amener la radio à invoquer une action immédiate (chemin *immediate* de la figure 1.1). D'autres situations qualifiées d'urgentes, comme par exemple une perte du signal de réseau, peuvent amener la radio à décider d'allouer des ressources, ceci s'exprime par le chemin *Urgent* de la figure 1.1. Dans le cas de la réception d'un message réseau ordinaire, il est traité normalement en procédant à une planification ; cette phase consiste à générer plusieurs plans possibles et alternatifs. Le choix entre ces plans se fait à partir de la phase de décision (*Decide*). Finalement, l'étape d'action (*Act*) consiste à réaliser le processus qui a été décidé. Dans ce cycle, l'apprentissage automatique est une fonction des observations et des décisions. Les capacités d'apprentissage permettent à la radio d'évaluer la qualité de ses actions en identifiant ses succès et ses échecs, ceci lui permet de perfectionner la qualité de ses futures prises de décision.

Ce cycle intelligent a été revisité par plusieurs travaux de recherche qui ont proposé de nouveaux cycles. Ces travaux diffèrent par leurs objectifs, certains cycles intelligents sont

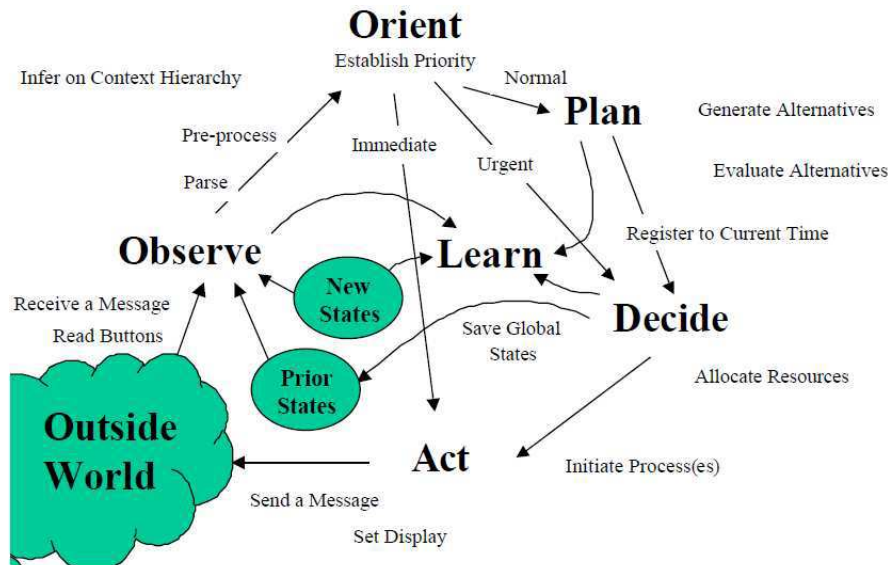


FIGURE 1.1 – Cycle intelligent de Mitola [4]

proposés dans le cadre du développement d’une technique de décision [12] [13], d’autres dans le cadre de l’accès dynamique au spectre [6], d’autres dans le cadre de la conception d’une architecture de gestion d’une radio intelligente [14]. La présentation de ces cycles sera l’objet de la prochaine section.

1.2.3 Les variantes du cycle intelligent

Cycle intelligent de Haykin destiné au ‘*spectrum sensing*’

Haykin [6] a proposé un cycle intelligent, que nous présentons dans la figure 1.2, pour traiter le problème particulier de l’accès dynamique au spectre. Par ailleurs il est appliqué à une communication à un seul sens entre un émetteur et un récepteur. Le cycle commence par une détection d’un stimulus de type RF et se termine par une action de reconfiguration. Il est défini par trois tâches essentielles qui interagissent avec l’environnement radio ;

- *Radio-scene analysis* : C’est une étape d’analyse de la scène radio qui comprend l’estimation du niveau des interférences ainsi que la détection des bandes libres dans le spectre.
- *Channel-State-Estimation* : Cette tâche consiste à détecter l’état du canal et à prédire sa capacité pour une utilisation donnée.
- *Transmit-Power-Control and spectrum management* : Cette tâche comprend la gestion dynamique du spectre ainsi que le contrôle de la puissance de transmission.

Les deux premières tâches sont effectuées au niveau de la réception alors que la troisième tâche est effectuée au niveau de la transmission. Selon cette modélisation, le module intelligent du côté du récepteur doit travailler de façon harmonieuse avec le module intelligent du côté de l’émetteur. Afin d’assurer cette harmonie, l’auteur [6] a défini un canal de rétro-action (*feedback*) reliant l’émetteur et le récepteur. Grâce à ce canal,

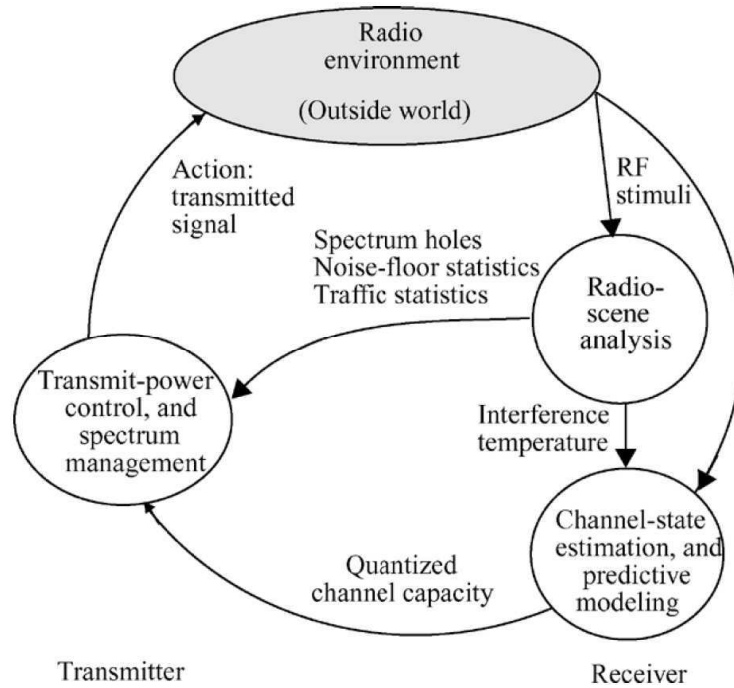


FIGURE 1.2 – Cycle intelligent de Haykin [6]

le récepteur a la possibilité de communiquer à l'émetteur des informations concernant la performance de la liaison. De cette façon, la radio intelligente est définie comme étant un système de communication par rétro-action. Dans le cas d'une communication à double sens entre deux équipements radio, ces trois tâches intelligentes sont présentes des deux côtés.

Cycle intelligent de Virginia Tech

Les travaux de Virginia Tech à travers la thèse de Rieser [15] ou ceux qui ont suivi [12],[16],[17] ont permis de modéliser le problème de décision dans une radio intelligente avec une approche inspirée de la biologie à travers l'utilisation des algorithmes génétiques. Ces algorithmes seront présentés dans le deuxième chapitre. Les travaux de Virginia Tech ont abouti à l'implémentation du premier moteur de décision [12] pour une radio intelligente que nous détaillons dans l'annexe B. L'approche de décision qu'ils ont adoptée est décrite par le cycle intelligent illustré par la figure 1.3, il comprend une boucle externe pour observer et adapter et une boucle interne pour l'apprentissage. Dans la boucle externe, la radio observe son environnement grâce à un système de modélisation [12] dont le rôle est de représenter l'environnement radio (effet de propagation, présence de noeuds radio interférents ou coopératifs) ainsi que les besoins des utilisateurs en termes de qualité de service et l'état des ressources matérielles de la radio. La synthèse de ces informations modélisées conduit à identifier le scénario décrivant l'état de la radio en se basant sur une base de connaissances [12] qui contient des cas de scénarios passés. Selon cette décision, une stratégie de reconfiguration de la radio est définie par un système d'optimisation des paramètres radio (*WSGA (Wireless System Genetic Algorithm)*[12] (Annexe B)). Ce dernier fournit les actions de reconfiguration adéquates à l'état détecté et modélisé de la radio.

Quant à la boucle interne du cycle, elle est dédiée au mécanisme d'apprentissage. Ce

mécanisme est effectué grâce à des processus connus dans l'apprentissage humain comme la détection, le raisonnement, la rétro-action, l'accumulation des connaissances et l'expérimentation. Pour cela la radio s'assure de la mise à jour de la base des connaissances en se basant sur les observations fournies par le système de modélisation et les retours de l'architecture matérielle. Cette boucle interne améliore en permanence la capacité de décision de la radio intelligente [12].

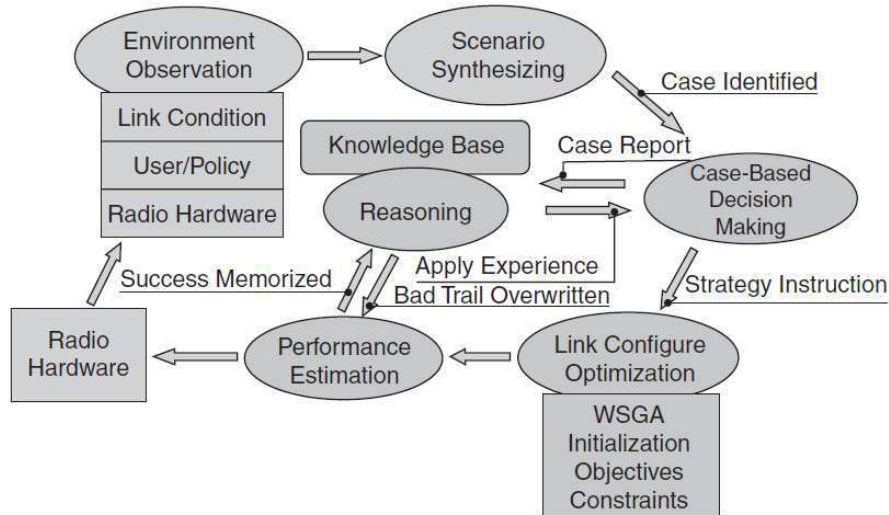


FIGURE 1.3 – Cycle intelligent de Virginia Tech [12]

Cycle intelligent de Colson

Dans ses travaux de recherche, Colson a défini à son tour son propre cycle intelligent [13] en introduisant la capacité de la radio à prédire l'impact de son environnement sur les performances de la liaison de communication. L'approche de prise de décision développée par Colson est essentiellement une approche prédictive [13].

Dans sa démarche, Colson décrit l'environnement radio comme étant le contexte opérationnel [13] de la radio et qui présente l'ensemble des conditions sous lesquelles elle opère. Il formalise le problème de décision comme étant une réduction d'un ensemble initial des configurations de la radio jusqu'à obtenir la configuration adéquate à l'état détecté de l'environnement. Il s'agit d'éliminer les configurations qui ne sont pas compatibles par rapport à des contraintes de faisabilité matérielles [13] et des contraintes en termes de QoS [13]. Son système de décision a la possibilité de prédire les performances des configurations possibles vis-à-vis de ces contraintes en QoS, de classer ces configurations et de sélectionner celle qui va être adoptée. Un apprentissage en ligne est effectué grâce à un ensemble d'expérimentations réalisées par le système pour mettre à jour sa base de connaissances [13]. Le fonctionnement du système de décision proposé par Colson est décrit par le cycle intelligent présenté dans la figure 1.4, il comprend quatre processus représentés par des flèches en lignes continues et des flèches en lignes discontinues ;

1.2 Concept de radio intelligente

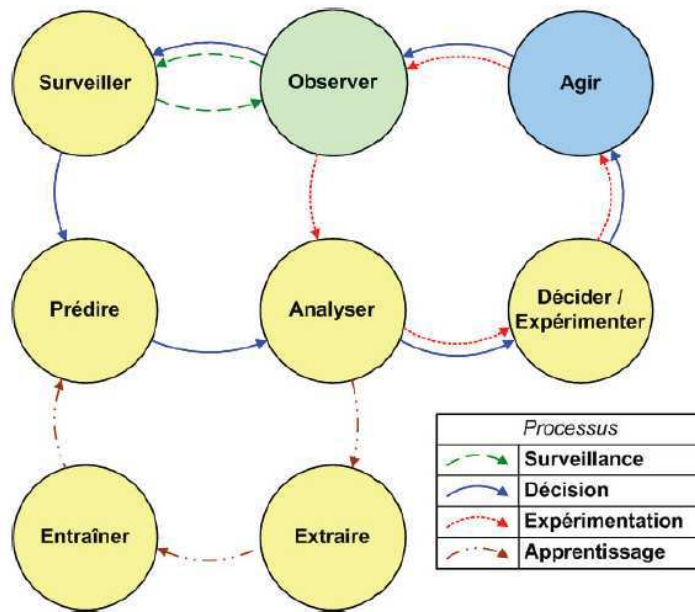


FIGURE 1.4 – Cycle intelligent de Colson [13]

- Le processus de surveillance [13] : il est activé en permanence et il est chargé d’analyser les changements observés de l’environnement afin de maintenir ou d’améliorer les objectifs fixés pour l’adaptation de la radio, il opère après la phase d’observation.
- Le processus de décision [13] : Ce processus consiste à explorer des configurations initiales afin de sélectionner la configuration la plus adéquate à l’état observé de l’environnement [13].
- Le processus d’expérimentation [13] : Ce processus permet de perfectionner la décision au fur et à mesure des expériences rencontrées. Le système teste les configurations possibles et les classe en fonction de leurs capacités ou incapacités à fournir le service demandé. Grâce à ces essais, la radio apprend de ses erreurs afin d’éviter de les reproduire et devient ainsi plus efficace face aux situations rencontrées et capable de s’adapter à des situations nouvelles.
- Le processus d’apprentissage [13] : En se basant sur les retours du processus d’expérimentation, ce processus effectue une mise à jour de la base des connaissances [13]. L’apprentissage est effectué pour la première fois hors ligne, la radio commence alors avec une première expérience de base. Le système de décision sera ensuite mis à jour en fonction des expériences réalisées et des résultats obtenus, il réalise dans ce cas un apprentissage en ligne.

La capacité de prédiction ajoutée par ce cycle permet d’améliorer la fiabilité du système de décision [13].

Ce fonctionnement du système de décision a été organisé selon une architecture fonctionnelle [13] (Annexe B) qui regroupe les modules et les algorithmes de décision correspondants à ces processus.

Cycle intelligent de Godard

En partant de l'idée qu'une radio intelligente est une extension de la radio logicielle, Godard [18] s'est intéressé à rendre une architecture de gestion de la reconfiguration pour une radio logicielle capable de gérer une radio intelligente. Pour cela, il a proposé de transformer le gestionnaire de reconfiguration [18] en un gestionnaire de l'intelligence [18]. Cette idée est illustrée par la figure 1.5, en effet, elle décrit un sous-système de communication, gérant plusieurs standards, qui s'exécute sur une plateforme flexible et reconfigurable (une *SDR*), et que l'auteur a étendu en ajoutant deux parties pour gérer l'intelligence : les capteurs et un sous-système intelligent [14]. Les capteurs sont indiqués au sens large, ils permettent la détection des données qui décrivent l'environnement électromagnétique, l'environnement réseau, les ressources matérielles et les besoins des utilisateurs. Ces informations alimentent le sous-système intelligent qui les analyse et prend les décisions adéquates pour adapter les couches protocolaires de la *SDR*. L'architecture de gestion d'une radio intelligente obtenue par Godard sera présentée dans le chapitre 3.

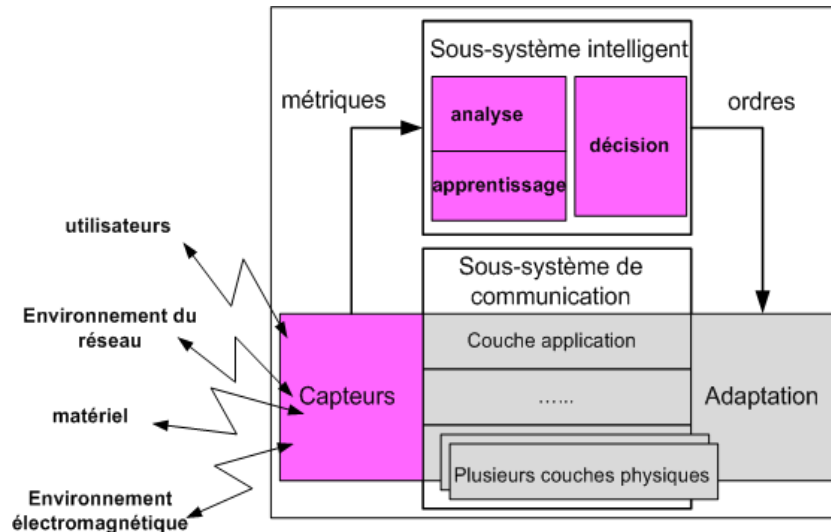


FIGURE 1.5 – Cycle intelligent de Godard [14]

Cycle simplifié de SCEE [14]

Ces cycles intelligents ont été résumés par un cycle simplifié proposé par l'équipe SCEE [14] et illustré par la figure 1.6. En effet, ce dernier met en valeur trois étapes communes qui se répètent dans le comportement d'une radio intelligente quelque soit l'approche adoptée. Ces étapes sont :

- L'observation : des informations décrivant l'état de l'environnement sont recueillies à travers des capteurs
- La décision : cette étape regroupe toutes les opérations nécessaires pour analyser les observations et définir les nouveaux paramètres de reconfiguration de la radio, elle dépend de l'approche adoptée pour l'apprentissage et la prise de décision.
- L'action : Il s'agit de reconfigurer les paramètres des différentes couches protocolaires.

Dans chacun de ces travaux, la notion de cycle intelligent a été utile pour décrire le comportement de la radio. Certains cycles sont dédiés à une application en particulier,

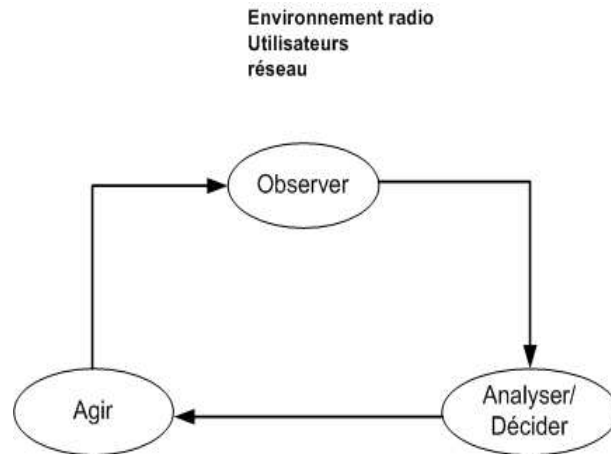


FIGURE 1.6 – Cycle intelligent simplifié

comme par exemple l’application de l’accès dynamique au spectre mise en valeur par le cycle de Haykin ou la conception d’une architecture de gestion de l’intelligence présentée par le cycle de Godard. D’autres cycles ont pour objectif de décrire l’approche de décision adoptée quelques soit l’application, ce qui nous intéresse le plus dans notre étude. Ainsi, nous remarquons que les différences entre ces cycles viennent des différents algorithmes de décision et d’apprentissage utilisés. Par exemple, le processus d’exploration par algorithme génétique est introduit dans le cycle de Virginia Tech, celui de prédiction est intégré dans le cycle de Colson, quant au cycle de Mitola il décrit une approche de décision purement experte. Nous constatons également que ces cycles indiquent tous la présence d’une base des connaissances qui regroupe soit les informations a priori dont dispose le système de décision, ou alors les résultats des expérimentations utiles à l’apprentissage. Nous nous intéresserons, dans le deuxième chapitre, à l’étude de ces différents algorithmes de décision en montrant l’aspect information a priori disponible ainsi que le processus d’apprentissage. Mais à présent nous consacrons les deux prochaines sections à l’exploitation de ce comportement intelligent d’une radio pour réduire sa consommation d’énergie.

1.3 Eco-radio

1.3.1 Motivations pour l’éco-radio

Les progrès rapides de l’industrie des réseaux mobiles ainsi que des Technologies de l’Information et de la Communication (TIC), ont eu un impact important dans l’augmentation de l’énergie consommée et des émissions de CO₂. En effet, d’après le rapport SMART 2020 [19] la quantité de CO₂ provoquée par les TIC a atteint 151MtCO₂ en 2002 avec un pourcentage de 43% provenant du secteur mobile. Il est prévu que cette quantité atteindra 349MtCO₂ en 2020 avec un pourcentage de 51% pour des émissions du secteur mobile. Face à ce problème écologique, néfaste pour l’environnement et la santé publique, il existe un besoin urgent de réduire la consommation d’énergie dans les systèmes radio mobiles tout en gardant les performances souhaitées par les opérateurs et les utilisateurs. Ce besoin est important aussi bien pour les opérateurs que pour les utilisateurs des réseaux mobiles. Du côté des opérateurs, ces derniers cherchent à minimiser l’énergie consommée par le réseau mobile cellulaire qui est concentrée essentiellement dans les stations de base, étant donné que l’énergie alimentant ces stations présente 57% de

la puissance totale consommée par le réseau [20]. Quant aux utilisateurs, ils sont plutôt intéressés par l'augmentation de la durée de vie des batteries de leurs terminaux. Des enquêtes [21],[22] ont révélé que les utilisateurs des '*smart phones*' tel que le 'i-phone' se plaignent de la courte durée de vie de la charge des batteries quand ils utilisent le service 3G ce qui présente un handicap pour bénéficier des services comme la vidéo, le téléchargement internet, l'interactivité et la télévision mobile.

Les architectures actuelles des réseaux mobiles ne sont pas spécifiées pour fournir une bonne efficacité énergétique. En effet, la plupart des techniques de communications mobiles cherchent à maximiser les métriques de performance et de qualité de services tout en négligeant ou en ignorant l'aspect consommation d'énergie des équipements réseaux. D'un autre côté, généralement la puissance fournie aux équipements radio n'est pas adaptée à leurs besoins réels en consommation ce qui engendre une sur-consommation et un manque d'efficacité énergétique. Vu ces préoccupations, le concept de l'éco-radio, ou '*Green Radio*', a attiré l'attention d'un grand nombre de chercheurs aussi bien dans le domaine industriel que dans le domaine académique. Ce concept consiste à développer des techniques de communications et de traitements qui réduisent la consommation d'énergie au sein d'un réseau mobile. L'aspect '*green*' est devenu un concept tendance dans les travaux de recherche pour l'évolution des architectures et des techniques des standards de nouvelles générations.

1.3.2 Notion d'efficacité énergétique et gain en énergie

La métrique qui a été proposée pour mesurer l'efficacité énergétique est le '*bits/s/Joule*' et qui signifie le débit par unité d'énergie consommée [22]. Généralement les solutions d'amélioration de l'efficacité énergétique considèrent uniquement la consommation en termes de puissance de transmission, ceci n'a de sens que quand la puissance de transmission est la partie dominante dans la puissance totale consommée c'est-à-dire les transmissions à longues distances et à très hauts débits.

L'amélioration de l'efficacité énergétique par réduction de la consommation a parfois le prix de dégrader la performance du réseau. Si la qualité de service est dégradée par rapport à un niveau requis par les opérateurs et les utilisateurs alors il n'est plus possible de réduire l'énergie consommée. Ce sacrifice au détriment de la performance serait inacceptable dans les réseaux mobiles. Il est donc indispensable que les solutions développées dans le cadre de l'éco-radio tiennent compte d'un compromis entre la réduction de la consommation et la performance du réseau. L'enjeu des travaux de recherche en '*Green*' est d'assurer une efficacité énergétique idéale tout en gardant la qualité de service requise. Dans ce cadre nous citons une étude faite dans [23] qui a abouti à déterminer quatre niveaux de compromis fondamentaux :

- **Compromis efficacité spectrale (SE) / efficacité énergétique (EE)**

L'efficacité spectrale SE est définie comme le débit système par unité de bande passante, c'est une mesure de performance utilisée dans le projet 3GPP (3rd Generation Partnership Project). L'efficacité énergétique EE n'était pas considérée dans les spécifications des standards de 3GPP, cependant avec l'évolution de l'aspect '*green*' dans les réseaux mobiles, ce paramètre devient un enjeu important. Malheureusement, les critères SE et EE sont très souvent contradictoires d'où la problématique de l'équilibre entre ces deux paramètres. En effet, pour un lien point

1.3 Eco-radio

à point dans un canal à bruit blanc gaussien additif (AWGN), nous pouvons, à partir de la formule de Shannon, exprimer le taux de transmission R dans la relation (1.1) [23].

$$R = W \log_2 \left(1 + \frac{P}{WN_0} \right) \quad (1.1)$$

Où P , N_0 et W représentent respectivement la puissance transmise, la densité spectrale de puissance du canal AWGN et la bande passante.

D'après leurs définitions les expressions de l'efficacité spectrale et de l'efficacité énergétique sont décrites dans les relations (1.2) et (1.3) [23].

$$\eta_{SE} = \log_2 \left(1 + \frac{P}{WN_0} \right) \quad (1.2)$$

$$\eta_{EE} = W \log_2 \left(1 + \frac{P}{WN_0} \right) / (P) \quad (1.3)$$

Nous pouvons conclure alors la relation qui représente le compromis entre SE et EE , pour un lien point à point et AWGN, dans l'expression (1.4) [23].

$$\eta_{EE} = \frac{\eta_{SE}}{(2^{\eta_{SE}} - 1)N_0} \quad (1.4)$$

La courbe qui décrit cette relation est représentée dans la Figure 1.7(a) ($EE - SE$), nous pouvons remarquer que quand l'efficacité spectrale croît, l'efficacité énergétique décroît et vis-versa, d'où le compromis entre les deux critères. Cette relation n'est valable que pour le cas particulier d'un lien point à point et AWGN, dans le cas d'un système de communication réel, elle devient plus compliquée comme le montre la Figure 1.7(c). En effet, la courbe $EE - SE$ devient plus fluctuante car ce compromis dépend des conditions réelles de transmission et des stratégies adoptées pour la communication (la modulation, le codage, les algorithmes de gestion des ressources, les contraintes matérielles et l'aspect multi-utilisateurs).

– **Compromis largeur de la bande passante (BW) / consommation de puissance (PW) :**

Pour un taux de transmission fixe R , la relation qui existe entre la bande passante utilisée et la puissance de transmission requise s'exprime par l'équation (1.5) [23] définie dans le cas d'une liaison point à point.

$$P = WN_0 \left(2^{\frac{R}{W}} - 1 \right) \quad (1.5)$$

Où P représente la puissance de transmission. Cette relation, illustrée par la Figure 1.7(b) ($PW - BW$), est monotone dans le cas idéal, elle montre que pour un débit de transmission fixe, l'augmentation de la bande passante du signal permet de réduire la puissance transmise et d'améliorer ainsi l'efficacité énergétique pour le système de communication. Cependant dans les systèmes réels cette relation n'est plus monotone comme on le voit dans la Figure 1.7(d) ($PW - BW$), en effet, la puissance consommée par le système électronique de mise en oeuvre augmente avec la bande passante [23]. Ceci conduit à un compromis entre le fait de maximiser l'utilisation des ressources en bande passante et celui de réduire la consommation. Ce compromis est un enjeu important surtout dans les systèmes de nouvelle génération. En

effet, pour les standards 2G et 3G, les systèmes de communication sans fils utilisent des bandes passantes fixes, mais avec l'évolution des standards et le déploiement du LTE, le système devient plus flexible dans l'utilisation de la bande passante, grâce à des techniques comme l'accès dynamique au spectre ou bien la radio logicielle. L'intégration de ces techniques doit prendre en compte ce compromis pour assurer une flexibilité d'utilisation de la bande passante sans dégrader l'efficacité énergétique.

- **Compromis délai (latence) (DL) / consommation de puissance (PW) :**
La latence est une mesure de qualité de service liée aux couches supérieures. Avec l'évolution des normes radio, les applications et les services supportés sont hétérogènes et fournis en même temps, cette hétérogénéité provoque un changement du délai. L'enjeu est alors d'assurer un équilibre entre une tolérance au délai et une optimisation de l'efficacité énergétique. La courbe ($PW - DL$) de la figure 1.7(b) décrit la relation entre le délai toléré et la puissance consommée (limitée à la puissance de transmission) dans le cas d'une liaison point à point. Cette courbe est monotone, elle montre que l'amélioration du délai toléré (réduire le délai) provoque une augmentation de la puissance consommée, d'où le compromis entre ces deux critères. Cette problématique devient plus complexe dans le cas de systèmes réels qui tiennent compte d'autres considérations pratiques comme la puissance consommée par le système électronique, l'aspect multi-utilisateurs et multi-cellules. Nous pouvons remarquer ceci par la courbe ($PW - DL$) de la Figure 1.7(d) qui représente la relation entre le délai toléré et la puissance consommée et qui est caractérisée par un aspect non monotone.
- **Compromis efficacité du déploiement (DE) / efficacité énergétique (EE) :**
Pour ce compromis il s'agit d'assurer un équilibre entre l'efficacité du déploiement du réseau et l'énergie consommée au sein de tout le réseau. L'efficacité de déploiement notée par DE est définie comme étant une mesure du débit système par unité de coût de déploiement. Le coût de déploiement est un indicateur de performance important pour les opérateurs de réseaux mobiles. Il inclut le coût des infrastructures (installation du site, stations de base, contrôleur) et d'autres coûts comme l'électricité et le coût de maintenance et des opérations. Comme dans les compromis précédents, la relation entre l'efficacité de déploiement et l'efficacité énergétique dans le cas idéal est monotone (courbe ($EE - DE$) de la Figure 1.7(a)) et elle devient plus complexe dans le cas de systèmes réels (courbe ($EE - DE$) de la Figure 1.7(c)).

1.4 Eco-radio intelligente

Il y a deux aspects fondamentaux de l'éco-radio intelligente ou '*Green Cognitive Radio*', le premier consiste à utiliser les capacités intelligentes pour améliorer l'efficacité énergétique d'un réseau de communication. Le deuxième concerne l'amélioration, en particulier, de l'efficacité énergétique de l'opération de détection dynamique du spectre. En effet, cette technique nécessite que les utilisateurs secondaires soient en permanente écoute du spectre afin de détecter la présence des utilisateurs primaires. Leurs équipements sont alors constamment en état actif ce qui augmente l'énergie consommée au sein du réseau

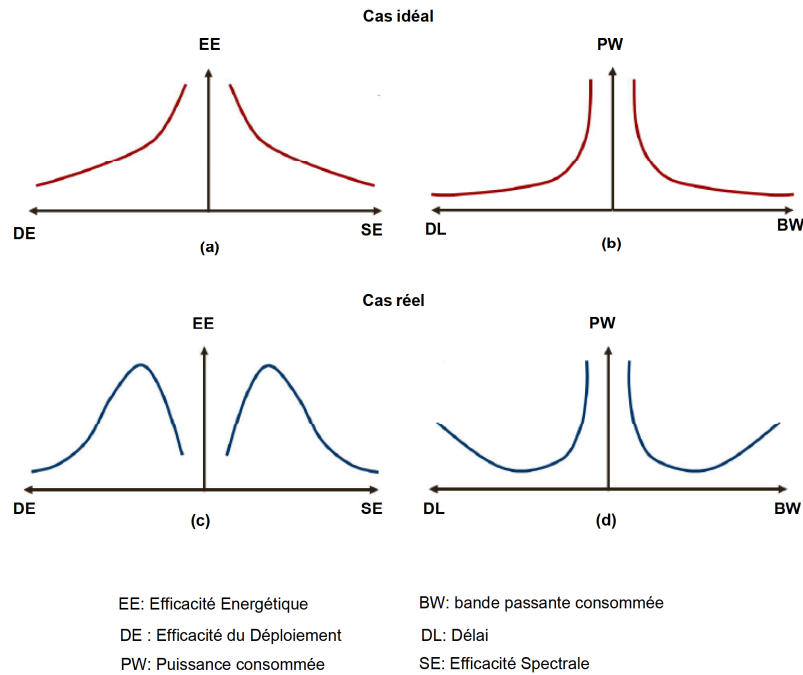


FIGURE 1.7 – Relations décrivant les compromis pour l'efficacité énergétique [23]

[24]. Nous présentons dans cette section un état de l'art des solutions développées pour réduire la consommation d'énergie dans le cadre de ces deux aspects. Nous les classifions selon leurs objectifs et leurs niveaux d'application dans un réseau de communication mobile.

1.4.1 Utilisation des capacités intelligentes pour améliorer l'efficacité énergétique

Les solutions proposées pour cet aspect sont diverses, elles ciblent l'architecture réseau, les paramètres de la couche physique, le système électronique et les applications.

Solutions pour l'architecture réseau

La réduction de la consommation d'énergie pour l'architecture réseau regroupe des stratégies de déploiement du réseau cellulaire ainsi que des techniques d'adaptation de la topologie du réseau à la variation du trafic.

Les stratégies de déploiement des réseaux mobiles avaient comme enjeu d'assurer la performance du réseau en termes d'efficacité spectrale, de couverture ou de capacité. Cependant, avec l'apparition du besoin de réduction de la consommation, l'efficacité énergétique est devenue un nouvel enjeu à considérer. Dans ce cadre nous citons des stratégies comme la réduction de la taille des micro-cellules ou la réduction du nombre des sites [25],[26],[27], mais aussi des stratégies de planification appelées '*picocells*' et '*femtocells*' [28],[29],[30] utilisées pour assurer des services à coûts efficaces. Les '*picocells*' et les '*femtocells*' sont des stratégies utilisées généralement à l'intérieur des bâtiments pour une meilleure couverture interne, elles permettent de rapprocher les terminaux récepteurs des terminaux émetteurs. Ce rapprochement permet de réduire le chemin et donc de réduire l'affaiblissement du trajet, ceci conduit à minimiser la puissance transmise et donc l'énergie

consommée. Quand une station de base utilise la technique ‘*femtocell*’ couplée avec des capacités de détection de spectre et d’allocation de ressources, elle devient ‘*Cognitive Femtocell Base Station (CFBS)*’ elle est reliée à un sous-réseau de ‘*femtocell*’ intelligent (*Cognitive Femtocell Subnetwork*).

L’adoption d’architectures distribuées pour les stations de base peut permettre aussi d’améliorer l’efficacité énergétique. En effet, ce type d’architecture rend les stations de base plus agiles et leur déploiement permet d’avoir un gain en énergie [31] sans affecter la puissance de sortie du signal.

D’autres stratégies de réduction de la consommation ciblant l’architecture d’un réseau consistent à adapter la topologie du réseau aux fluctuations du trafic mobile. En effet, le trafic réseau est variable en temps et en espace, et il y a une consommation excessive et inadaptée à faible trafic. L’idée est alors de gérer les ressources du réseau afin d’adapter leurs consommations au niveau du trafic réseau. Dans ce contexte nous citons des techniques comme la désactivation (*switching-off*) des cellules actives pendant les périodes de trafic peu dense, ce qui conduit d’après [32] à réduire l’énergie avec un pourcentage entre 25% et 30%. Il est aussi possible de gagner en énergie en reconfigurant le nombre d’antennes et la bande passante selon la puissance du trafic [33].

Solutions par contrôle des paramètres de la couche physique

Nous présentons une première catégorie de solutions consacrées à améliorer l’efficacité des amplificateurs de puissance dans les équipements vu leur forte consommation. En effet, dans une station de base 50% de l’énergie consommée provient de l’amplificateur [34]. Pour cela des méthodes ont été développées pour améliorer son efficacité tout en gardant sa linéarité et sa bande passante, son efficacité conduira alors à réduire sa consommation d’énergie. Sans entrer dans les détails techniques, nous citons les méthodes de conception d’un amplificateur sous forme de structures dites en mode ‘*switch*’ telles que la structure ‘*Doherty*’ [35] ou la structure ‘*Output phasing*’ [36] qui permettent d’améliorer l’efficacité d’un amplificateur. Par exemple l’implémentation de l’amplificateur dans une structure multi-étages de ‘*Doherty*’ permet, selon [37], d’obtenir une efficacité théorique de 70% pour des signaux à enveloppe caractérisée par une distribution de Rayleigh. A part sa structure, des techniques de traitement numérique du signal ont été exploitées pour réduire les effets non linéaires dans l’amplificateur, nous citons dans ce cadre des techniques de réduction du ‘*PAPR (Peak to Average Power Ratio)*’ telles que le ‘*Clipping*’, le ‘*Windowing*’ et le ‘*interleaving*’ [38].

Nous dégageons aussi une autre catégorie de solutions qui consiste à exploiter les techniques et les algorithmes de traitement de signal existants afin d’améliorer l’efficacité énergétique des communications. Il s’agit des techniques suivantes :

- *Beamforming* : Cette technique présente dans les antennes intelligentes et les systèmes MIMO permet de former un lobe direct vers la direction de l’utilisateur récepteur ce qui optimise la puissance d’émission [39].
- *Technique de contrôle de puissance* : Le contrôle de puissance en lien descendant par la station de base permet aussi de réduire la puissance d’émission [40]. Cette technique est très connue dans les standards de troisième génération tels que l’UMTS ainsi que les systèmes dits à accès multiples à répartition par les codes (CDMA). Elle est aussi appelée contrôle de puissance en boucle fermée, son but est de maintenir, pour une liaison descendante entre une station de base et une station mobile, une

1.4 Eco-radio intelligente

certaine qualité de canal (par exemple le rapport signal sur interférences) proche d'une valeur cible. Si la qualité du canal calculée est inférieure à la valeur cible la station de base demande à la station mobile d'augmenter sa puissance de transmission, dans le cas contraire la station de base demande de diminuer la puissance d'émission.

- *Codage canal à taux d'erreur constant* : Cette opération consiste à activer le codage canal afin de réduire la puissance pour le même taux d'erreur binaire TEB . En utilisant un capteur du rapport signal sur bruit le récepteur vérifie si cette valeur estimée est satisfaisante et si le TEB l'est aussi pour une qualité de service demandée, dans ce cas il peut alors décider de réduire la valeur du SNR pour le même TEB [39].

Méthode d'optimisation 'cross-layer'

L'opération de détection dans une radio intelligente est adressée à grande échelle. Toutes les informations qui servent à adapter la radio à son environnement sont prises en compte. Le travail [41] a proposé une classification, dans la figure 1.8, des capteurs selon leurs fonctions à travers le modèle OSI simplifié. Ce modèle est défini par trois couches, la couche la plus basse correspond aux deux couches physique et liaison du modèle OSI. Elle regroupe toutes les informations détectées spécialement de la couche physique (propagation, puissance consommée, schéma de codage, etc...). La couche intermédiaire est pour le transfert vertical et le choix du standard comme par exemple les capteurs de détection du standard. La couche la plus haute correspond essentiellement aux applications et tout ce qui permet à l'utilisateur d'interagir avec son équipement. Cette classification en trois couches est liée à trois concepts de la radio intelligente à savoir :

- La conscience du contexte de l'environnement pour les couches hautes
- L'interopérabilité pour les couches intermédiaires
- L'adaptation du lien radio pour les couches basses.

Capteurs	Couche	Concepts de littérature
Profil utilisateur (prix, choix personnels) Localisation, son, vidéo, vitesse, sécurité	Application	Conscience de l'environnement
'handover' vertical Intra-réseau et inter-réseaux, chargement de standards	Transport Réseau	Interopérabilité entre les réseaux
Mode d'accès, puissance, modulation, codage, fréquence, 'handover' estimation du canal	Liaison de données physique	Adaptation de lien
'Middleware' et couche d'abstraction		
Radio Logicielle large bande réelle		

FIGURE 1.8 – Modèle OSI simplifié [41]

Ces éléments peuvent être combinés à travers le concept du ‘*Cross-Layer*’ [41], [42] qui offre une optimisation de l’efficacité énergétique [43]. En effet, dans le modèle OSI d’origine, des limites strictes sont définies entre les couches, et dans chaque couche les données sont strictement conservées pour elle. L’optimisation ‘*cross-layer*’ permet de supprimer ces limites strictes pour permettre la communication entre les différentes couches en autorisant une couche à accéder aux données de n’importe quelle autre couche. L’optimisation de l’efficacité énergétique nécessite une gestion de l’énergie qui prend en compte le compromis entre la qualité de service offerte et l’adaptation de l’énergie consommée aux besoins des applications et aux variations de l’environnement. Cependant, dans le cas du modèle OSI d’origine, la qualité de service ne peut être évaluée et présente que dans les couches hautes, et la consommation d’énergie ne peut être évaluée et présente que dans les couches basses. Le recours au ‘*cross-layer*’ permet alors d’optimiser les transferts entre les couches et de gérer efficacement la consommation d’énergie tout en gardant la sémantique en couches [43].

Solutions par reconfiguration dynamique du système électronique

Un équipement radio est face à un état variable de son environnement (conditions de propagation et besoins en applications). L’énergie consommée par son système électronique de mise en oeuvre varie en fonction des applications qu’il exécute. L’adaptation de la structure de ce système électronique (bloc ‘*front-end*’ et bloc ‘*base-band*’) au changement de l’environnement, peut économiser l’énergie consommée, contrairement au cas d’une structure électronique fixe [44]. Cette catégorie de solutions regroupe toutes les méthodes qui reconfigurent dynamiquement les composants d’un système électronique (partie numérique en bande de base et partie analogique RF). Dans ce contexte nous citons la méthodologie ‘*Dynamic Power Management (DPM)*’ [45], qui a pour but de contrôler dynamiquement le système électronique et de gérer sa consommation d’énergie. Il s’agit d’un ensemble de techniques [45] qui désactivent sélectivement des composants électroniques, lorsqu’ils ne sont pas utilisés ou partiellement utilisés. Cette méthodologie vise à fournir les performances requises avec un minimum de composants actifs et un minimum de charge de travail dans ces composants. L’hypothèse fondamentale de l’application de cette méthodologie est que les systèmes électroniques (et leurs composants) doivent être capables de détecter leurs charges de travail non uniformes pendant leur fonctionnement. De plus ils doivent être capables de prédire les fluctuations de cette charge, sans que ces processus de détection et de prédiction ne consomment trop d’énergie. Une étude sur ces méthodes est présentée dans [45].

Pour le même objectif, la stratégie ‘*Energy-Aware Design*’ [46] permet de concevoir des systèmes électroniques qui présentent un certain comportement souhaité en termes de qualité et d’énergie consommée. Cette méthode consiste à maximiser la qualité du calcul pour une contrainte d’énergie donnée. Elle se base sur une caractéristique (*Energy-Quality*) [46] introduite pour définir le comportement du système vis-à-vis du compromis qualité/efficacité énergétique.

Nous citons enfin d’autres exemples des travaux de reconfiguration dynamique des composants électroniques, comme par exemple des filtres capables de changer leurs structures selon les besoins en QoS et de résoudre le compromis entre largeur de bande, niveau du bruit et consommation d’énergie [47]. Ou encore des travaux qui proposent de nouvelles structures des composants RF avec des techniques pour changer leurs caractéristiques électroniques (voltage, résistance...) [48].

Solutions pour les applications et les services réseaux

Les applications et services de réseaux mobiles (vidéo, appels voix sur IP, navigation web, téléchargement et partage de fichiers, jeux en lignes, etc...) génèrent de plus en plus de trafic à la demande des utilisateurs, provoquant ainsi une diminution de la durée de vie des batteries de leurs terminaux mobiles. L'idée de cette catégorie de solutions consiste alors à développer des méthodes de conception de ces services en tenant compte de l'aspect efficacité énergétique.

Une première approche est d'introduire des techniques intrinsèques de réduction de la consommation pour des applications de transmission multimédia. Dans ce cadre nous citons le travail [49] qui s'intéresse à une transmission de type vidéo et se base en particulier sur un codec H.263 [49]. Il propose une méthode qui ajuste les paramètres opérationnels du système de codage source et du système de codage canal, selon la variation de la qualité du canal, de façon à minimiser l'énergie totale consommée et tout en gardant sa performance de bout en bout. Cette idée est aussi mise en oeuvre par les auteurs du travail [50] qui minimisent l'énergie totale consommée dans un système de transmission d'images. En sélectionnant les paramètres du codeur d'image et de la stratégie de transmission, ils arrivent à optimiser l'énergie consommée par le système de transmission. Il y a aussi le travail [51] qui s'est intéressé à l'étude de l'efficacité énergétique du service Voix sur IP. Les auteurs ont donné des recommandations pour rendre ce service plus efficace en consommation d'énergie. Par exemple, ils proposent d'utiliser ce service en mode client-serveur plutôt qu'en mode '*peer-to-peer*' et ils ont montré que l'architecture client-serveur permet d'optimiser plus l'énergie consommée. Ils ont aussi recommandé de ne pas installer de système de translation d'adresse (*NAT : Network Address Translation*) dans un réseau étant donné qu'il présente un obstacle dans l'implémentation d'un service voix sur IP efficace énergétiquement [51].

Une deuxième approche de cette catégorie de solutions est basée sur la prédiction des activités des applications. Par exemple, en ciblant une application de jeu sur un terminal mobile, le travail [52] effectue des mesures, une modélisation ainsi qu'une prédiction des différentes actions du jeu, dans le but de limiter et d'ajuster certaines fonctions des couches basses (physique et liaison) des terminaux mobiles (comme le contrôle de puissance et le schéma de codage). Cependant, le processus d'apprentissage et de détermination des actions d'un jeu reste compliqué en particulier en temps réel, ce qui présente le principal inconvénient de cette approche [53].

1.4.2 Amélioration de l'efficacité énergétique de l'accès dynamique au spectre

Le processus de détection du spectre est l'une des principales sources de consommation d'énergie dans une radio intelligente. En effet, les utilisateurs secondaires sont en permanente écoute du spectre et de la présence des utilisateurs primaires. Les équipements des utilisateurs secondaires sont donc actifs de façon continue ce qui augmente leur consommation d'énergie. Pour cette raison de nouvelles stratégies de détection des bandes libres à faible consommation ont été proposées. La stratégie de détection du spectre pendant des périodes constantes (*fixed sensing scheme*), proposée par le travail [54] peut résoudre ce problème d'efficacité énergétique, cependant cette solution présente un problème de compromis entre la réduction de la consommation d'énergie et l'efficacité de détection des

bandes libres. En effet, plus ces périodes de détection sont fréquentes plus les utilisateurs secondaires ont d’opportunité de détection des bandes libres, par contre la consommation d’énergie augmente et inversement. Le travail proposé dans [24] vient améliorer cette solution en développant un algorithme qui permet de réduire la fréquence de détection du spectre chez les utilisateurs secondaires, et donc de réduire la consommation d’énergie, tout en garantissant les opportunités de découverte des bandes libres dans le spectre.

Dans ce contexte nous citons aussi le travail de recherche [55] qui consiste à développer une technique de détection restreinte du spectre. En effet, au lieu d’une détection totale du spectre, où les utilisateurs secondaires détectent tous les canaux, le processus de détection restreint permet de détecter uniquement les meilleurs canaux disponibles selon la décision prise grâce à un apprentissage par ré-enforcement. Cette technique a montré que la réduction du nombre de canaux observés permet de réduire la complexité de calcul dans le système de détection [55].

D’un autre côté, le problème de l’efficacité énergétique est également soulevé pour la détection coopérative du spectre dans le cadre d’un réseau de radios intelligentes. En particulier le travail [56] propose une méthode basée sur le ‘*clustering*’ et utilise pour cela le protocole ‘*LEACH-C : Centralised Low Energy Adaptive Clustering Hierarchy*’ pour réduire l’énergie consommée au sein du réseau. D’autres travaux comme [57], [58] proposent de réduire le nombre des utilisateurs secondaires en collaboration dans la détection du spectre.

1.4.3 Notre approche pour l’éco-radio intelligente

Notre travail s’inscrit dans le premier aspect de l’éco-radio intelligente, à savoir l’exploitation des capacités de détection et d’adaptation de la radio intelligente pour améliorer l’efficacité énergétique. Nous insistons sur le fait que nous nous limiterons à l’aspect réduction de la complexité de calcul et nous n’entrerons pas dans la mesure de la quantité d’énergie réduite par nos scénarios. Nous cherchons donc à définir des scénarios de décision qui permettent en même temps d’adapter une chaîne de réception à l’état dynamique de son environnement et de réduire sa complexité de calcul. Nous définissons un scénario de décision comme étant une action de reconfiguration d’un ou de plusieurs paramètres physiques suite à une détection d’un changement de l’environnement radio à travers un ou plusieurs capteurs radio.



FIGURE 1.9 – Scénario de décision

Capteurs de l’environnement Radio

Nous commençons par déterminer les données et les paramètres observables et utiles pour une radio intelligente. Ces données sont fournies par des capteurs radio qui décrivent les caractéristiques du canal de propagation (telles que les coefficients du canal, l’évanouissement multi-trajets, la capacité du canal, les interférences, etc...) et celles du signal reçu (telles que la puissance reçue, l’angle d’arrivée, le type de modulation, le type de codage, etc...). Nous identifions ces différents capteurs dans le tableau 1.1. Ils regroupent

1.4 Eco-radio intelligente

les algorithmes d'estimation existants comme l'estimation du canal, l'estimation de puissance, l'estimation du rapport signal sur bruit, la détection de toute sorte d'interférences (interférences inter-symboles, signaux adjacents et interférents d'autres standards), l'estimation de la direction d'arrivée du signal, la détection des paramètres du signal reçu et la détection du spectre radio. Grâce à ces capteurs et aux paramètres radio qu'ils fournissent, il est possible de dégager une évaluation de la qualité du canal de propagation ce qui permet de définir l'état de l'environnement radio. Nous notons que cet inventaire des capteurs n'est pas complet, nous avons identifié ceux qui nous intéressent dans nos scénarios de décision.

TABLE 1.1 – Inventaire des capteurs utiles pour la radio intelligente

Catégorie des capteurs	Type des capteurs	Métriques
Capteurs radio	Estimateur de canal	coefficients du canal
		efficacité spectrale
		évanouissement multi-trajet
		capacité du canal
		interférences inter-symboles
	estimateur de puissance	puissance de transmission
		puissance de réception
	Estimation des interférences	rapport signal sur bruit plus interférences
		rapport signal sur interférences
	Estimation du bruit additif	puissance du bruit
		Rapport signal sur bruit
	estimation de la direction d'arrivée du signal	angle d'arrivée du signal <i>AOA</i>
	Reconnaissance des paramètres du signal reçu	type de modulation
		type de codage
		fréquence porteuse
		largeur de bande
		amplitude
phase		
Détection du spectre	Taux d'erreurs binaires <i>TEB</i>	
	débit binaire	
	Taux d'erreur par bloc <i>BLER</i>	
	bandes libres	

Actions de reconfiguration

Nous procédons à présent à une identification des différents scénarios de prise de décision, il s'agit des actions qui peuvent adapter les composants d'une chaîne de réception à l'état observé et évalué de l'environnement radio. Pour chaque action que nous identifions nous essayons d'analyser son impact sur la qualité du canal et celui sur leur consommation en énergie ou en complexité de calcul présente (Nous indiquons, dans cette description des scénarios, les deux aspect consommation d'énergie et complexité de calcul, cependant nous nous limiterons dans la suite à traiter l'aspect réduction de

la complexité uniquement). Notre but est de voir, pour chaque action d'adaptation, s'il y a en même temps un gain en qualité de service et une réduction de la consommation ou s'il y a un compromis entre les deux. Pour cela, nous partons des composants d'une chaîne classique d'un récepteur radio qui peuvent être reconfigurés, certains composants appartiennent au bloc RF de la chaîne de réception (Figure 1.10), d'autres sont des composants numériques pour le traitement en bande de base (Figure 1.11). Nous listons ces composants ci-dessous ;

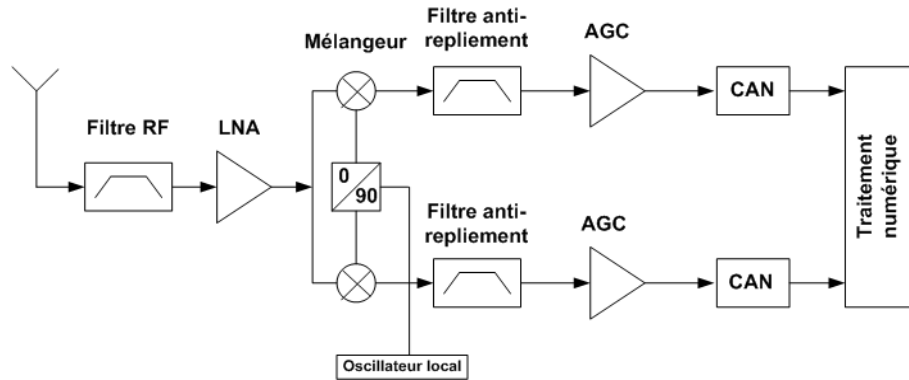


FIGURE 1.10 – Bloc analogique d'une architecture de réception

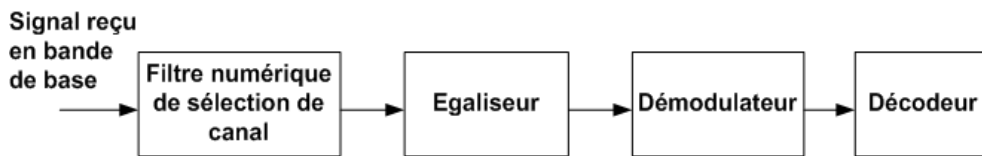


FIGURE 1.11 – Bloc numérique en bande de base d'une architecture de réception

- **L'antenne** : l'action possible de reconfiguration de l'antenne est le '*beamforming*', c'est le fait d'orienter dynamiquement le lobe de l'antenne vers l'émetteur. Cette technique peut être effectuée soit en station de base ou bien dans le récepteur avec un système multi-antennes. Cette action d'adaptation a un impact sur la qualité du canal et sur la complexité de calcul. D'abord elle fournit un gain en performance, en effet, en focalisant le faisceau du récepteur vers l'émetteur, le '*beamforming*' amplifie le signal reçu ce qui permet d'améliorer le rapport signal sur bruit (*SNR*) et d'atteindre une portée plus grande et un débit plus élevé. De plus, cette action contribue à limiter les interférences puisque le lobe de l'antenne reste concentré en direction de l'émetteur. Cependant, lorsque le gain en *SNR* établi par un *beamforming* est négligeable, cette action devient inutile et risque alors d'augmenter la complexité de calcul dans le récepteur. Dans ce cas, le fait de désactiver le '*beamforming*' pourrait réduire cette complexité.
- **Les filtres analogiques (filtre RF et filtre anti-repliement)** : Ces filtres ont pour rôle d'améliorer la qualité du signal reçu en réduisant ou en éliminant les signaux interférents présents en dehors de la bande utile. Le filtre RF permet de sélectionner la bande de réception en atténuant les interférences hors bande. Quant au filtre anti-repliement il est placé avant le convertisseur analogique numérique et il a pour rôle de filtrer tous les signaux qui risquent de se replier dans la bande de Nyquist. Selon le type de l'architecture de réception utilisée, d'autres filtres analogiques

peuvent être présents comme le filtre de rejection d'image ou les filtres de fréquences intermédiaires. L'impact de ces filtres sur la qualité du canal est l'amélioration du rapport signal sur bruit grâce à la réduction des signaux interférents. Par contre leur présence rajoute de l'énergie consommée au sein du système électronique, la décision de les reconfigurer en agissant sur leurs bandes de fréquence ou en les désactivant pourrait réduire cette consommation lorsque l'état du canal de propagation le permet (faibles interférences). Un compromis existe alors entre l'activation des filtres analogiques pour éliminer les interférences et leur désactivation pour réduire la consommation d'énergie au niveau du système électronique. Nous notons que la désactivation de ces filtres analogiques permet de basculer l'architecture de réception d'un type à un autre (par exemple d'une architecture hétérodyne vers une architecture à fréquence intermédiaire ou homodyne), cet aspect, ainsi que la reconfiguration des filtres analogiques, font parties de la recherche en radio logicielle restreinte dans le but de fournir des architectures reconfigurables. Nous n'entrons pas dans les méthodes de reconfiguration de ces filtres, nous nous intéressons seulement à la décision d'effectuer ces actions ou pas.

- **Les amplificateurs de puissance** : Nous distinguons deux types d'amplificateurs ; l'amplificateur à faible bruit (LNA) et l'amplificateur à gain variable. Leur impact sur la qualité du signal est l'amélioration du rapport signal sur bruit quand le signal reçu est faible. Par contre, lorsque le gain d'amplification est grand, ils consomment beaucoup d'énergie. La décision d'augmenter ce gain ou de le réduire traduit le compromis entre le fait d'améliorer la qualité du signal reçu et celui de réduire la consommation d'énergie.
- **Le filtre numérique de sélection de canal** : Le rôle de ce filtre numérique est de sélectionner le canal utile en éliminant les interférents adjacents. La reconfiguration numérique de ce filtre est possible selon le niveau des signaux interférents hors canal, elle consiste à changer dynamiquement l'ordre du filtre numérique selon le niveau des signaux interférents et adjacents. La diminution de l'ordre du filtre, quand la puissance des interférents n'est pas assez forte, permet de réduire la complexité de calcul au sein du récepteur radio et donc de réduire la consommation d'énergie.
- **L'égaliseur** : Ce composant permet de réduire les interférences inter-symboles, l'action d'adaptation que nous mettons en valeur pour ce composant consiste à l'activer quand il est nécessaire de réduire les interférences inter-symboles et de le désactiver quand il n'est plus utile selon l'état évalué du canal de propagation. La décision de le désactiver a pour but de réduire la complexité de calcul dans la chaîne de réception étant donné la forte complexité de l'opération d'égalisation. Dans sa décision d'adaptation, le récepteur doit ainsi régler ce compromis entre le gain en qualité du signal (activation de l'égaliseur) et le gain en énergie consommée (désactivation de l'égaliseur)
- **La modulation** : La décision d'augmenter la taille de la constellation, lorsque ceci est possible, permet d'augmenter le débit de transmission et donc d'améliorer la qualité de service requise par l'utilisateur. Cette action permet également d'améliorer l'efficacité énergétique étant donné qu'avec la même quantité d'énergie consommée, le débit binaire est plus élevé. Par contre, il est aussi possible de décider de dimi-

TABLE 1.2 – Scénarios de décision pour une radio intelligente

Capteur (métriques)	Actions de reconfiguration A_i	Objectif
SNR, AOA	Beamforming	Augmenter le SNR Réduire les interférences Amplifier le signal
SNR	Reconfigurer le filtre anti-repliement	
SNR	Reconfigurer le filtre RF	
SNR	reconfigurer le filtre numérique	
SNR, P_{signal}	Augmenter le gain de AGC	Amplifier le signal
SNR, P_{signal}	Activer le LNA	
SNR, ISI	Activer l'égaliseur	Réduire les interférences inter-symboles
$TEB, \text{débit}$	Augmenter la taille de la constellation	augmenter le débit
SNR, AOA	Désactiver le beamforming	Réduire la consommation ou la complexité de calcul
SNR, ISI	Désactiver l'égaliseur	
SNR, P_{signal}	Désactiver le LNA	
SNR, P_{signal}	Diminuer le gain de l'AGC	
SNR	Désactiver le filtre RF	
SNR	Désactiver le filtre anti-repliement	
$TEB, \text{débit}$	Diminuer la taille de la constellation	Améliorer le TEB

nuer la taille de la constellation dans le but de réduire le taux d'erreur binaire. Ce qui définit un compromis entre l'augmentation du débit binaire et l'amélioration du taux d'erreur binaire.

Scénarios de décision

Cette analyse faite sur les actions possibles d'adaptation des composants radio nous a permis de dégager globalement les scénarios de prise de décision pour une radio intelligente que nous résumons dans le tableau 1.2 en nous limitant au terminal récepteur. Nous présentons dans ce tableau les différentes actions de reconfiguration qui peuvent être effectuées sur les composants d'une chaîne de réception pour les adapter à l'environnement. Chaque action A_i a un objectif particulier, soit en termes d'amélioration de la qualité du signal, soit en termes de réduction de la consommation d'énergie. La décision d'effectuer une action nécessite une ou plusieurs métriques fournies par les capteurs de l'environnement radio.

Ces scénarios d'adaptation décrivent le comportement de la radio envers son environnement, ils présentent souvent des situations de compromis entre l'amélioration de la qualité du signal et la réduction de la complexité (ou la consommation d'énergie) au sein du récepteur. Par exemple le compromis entre l'activation de l'égaliseur et sa désactivation, ou encore celui entre l'activation du beamforming et sa désactivation. Nous traitons ce compromis comme un problème de prise de décision ; en effet, selon les observations qui décrivent l'état de l'environnement radio, le récepteur est face à une décision entre le fait de gagner en performance ou celui de réduire la complexité de calcul. L'utilité de cette problématique de décision est d'exploiter les situations où la qualité du canal est qualifiée de bonne afin de reconfigurer ou de désactiver certains composants ou opérations dans le but de réduire la complexité.

1.5 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons introduit tout d'abord le concept de radio intelligente à travers la notion du cycle intelligent. Nous avons ensuite présenté l'éco-radio en décrivant un état de l'art sur les différentes solutions développées pour réduire la consommation d'énergie ou la complexité de calcul. Nous nous sommes intéressés en particulier aux travaux qui exploitent les capacités de la radio intelligente pour optimiser l'efficacité énergétique dans un réseau de communication sans fils. Dans ce cadre nous avons décrit notre approche en définissant des scénarios de décision qui adaptent la radio tout en réduisant sa complexité de calcul. A travers les cycles intelligents exposés nous avons introduit brièvement les approches de décision qui décrivent un comportement intelligent. Nous allons détailler ces approches ainsi que les algorithmes utilisés dans le deuxième chapitre.

Chapitre 2

Prise de décision en radio intelligente

Sommaire

2.1	Introduction	29
2.2	Espace de décision et information a priori	30
2.3	Approches de décision et/ou d'apprentissage en radio intelligente	32
2.3.1	Approche experte : Les systèmes experts	32
2.3.2	Approche exploratoire : Les algorithmes génétiques	34
2.3.3	Approches par apprentissage : Systèmes connexionnistes	35
2.3.4	Apprentissage par ré-enforcement : Algorithmes UCB	38
2.3.5	Prise de décision dans un réseau de RI : Théorie des jeux	41
2.4	Notre approche : prise de décision par modélisation statistique	42
2.4.1	Formulation du problème de décision	42
2.4.2	Outils utilisés pour la modélisation statistique	43
2.4.3	Architecture fonctionnelle de notre système de décision	45
2.5	Conclusion	46

2.1 Introduction

A travers un raisonnement et un apprentissage, le système de décision, dans un équipement de radio intelligente, est amené à choisir des actions appropriées qui vont lui permettre de s'adapter. Le choix d'une action constitue une décision, elle est dirigée par des informations collectées grâce à un processus d'apprentissage, mais aussi par des informations *a priori*. La quantité ainsi que la manière de représenter et d'exploiter ces informations dépendent de l'approche adoptée pour la décision. Nous présentons une étude sur ces différentes approches et les algorithmes proposés en nous basant sur leurs applications en radio intelligente. Après cet état de l'art, nous présenterons l'approche de décision que nous avons adoptée. Mais pour commencer ce chapitre, nous introduisons la notion d'espace de décision qui représente les contraintes face auxquelles se trouve un système de décision dans un contexte de radio intelligente.

2.2 Espace de décision et information a priori

L'équipement de radio intelligente se comporte comme un agent intelligent qui interagit avec son environnement. Son système de décision peut être représenté sous forme d'une fonction de décision ayant comme entrées les informations récupérées par les capteurs de l'environnement, mais aussi celles mémorisées par l'équipement, et comme sorties les actions de reconfiguration des paramètres opérationnels. Cette fonction devra alors répondre aux besoins des utilisateurs tout en s'adaptant à l'état de l'environnement. Il s'agit d'optimiser un ensemble de critères définis comme étant des fonctions 'objectif', comme par exemple 'Minimiser le taux d'erreur binaire' ou 'Maximiser le débit' ou 'Minimiser la puissance consommée'. L'équipement intelligent est soumis à différentes contraintes qu'il est possible de diviser en trois types :

- Les contraintes liées à l'environnement : elles concernent les conditions de propagation, le niveau d'interférence toléré, ainsi que les règles d'utilisation des fréquences. Elles regroupent aussi les contraintes liées au réseau qui dépendent du moment et du lieu.
- Les contraintes liées à l'utilisateur : ce sont les exigences des utilisateurs en rapport avec la nature et la qualité du service qu'ils demandent (débit, coût, consommation, etc.), elles représentent les critères d'utilisation à satisfaire par l'équipement intelligent.
- Les contraintes liées à l'équipement : ce sont les contraintes imposées par l'état du système de mise en oeuvre. Elles concernent ses capacités en puissance de calcul, mais aussi ses degrés de liberté qui définissent son niveau de flexibilité vis-à-vis de la modification de ses paramètres.

Ces trois dimensions définissent, d'après [59], un **espace de décision** décrit dans la figure 2.1, il représente l'ensemble des problèmes de décision possibles. En d'autres termes, c'est l'ensemble des possibilités d'adaptation dynamique de la configuration de la radio. Dans le cas où ces trois dimensions sont indépendantes, alors l'espace de décision est grand et il est désigné par le terme espace virtuel '*Virtual Design space*'. Or ces dimensions sont réellement corrélées, en effet, les contraintes imposées par un des éléments (environnement, utilisateur, équipement) ont des conséquences directes sur les autres possibilités. Ceci rend l'espace de décision réduit (*Actual Design Space*).

La prise de décision revient alors à un problème d'optimisation multi-critères sous des contraintes (ou multi-objectifs). La manière de résoudre ce problème dépendra ensuite de l'approche de décision adoptée. Le niveau de complexité de ce problème dépend des conflits qui existent entre les critères ou les fonctions 'objectif', comme par exemple l'objectif de 'maximiser le débit binaire' pourrait dégrader l'objectif 'minimiser le taux d'erreur binaire'. En effet, ces objectifs, énumérés dans le tableau 2.1, ont des paramètres en commun, décrits dans le tableau 2.2, par conséquent, des dépendances directes et indirectes sont établies entre ces fonctions. L'optimisation d'un critère pourrait alors amener à dégrader les performances de la radio selon d'autres critères. Les dépendances entre ces fonctions "objectif" ont été déterminées et représentées dans le travail [17], par la figure 2.2. Pour ce type de problème il n'existe pas une solution optimale unique, mais des compromis sont faits entre les différents critères selon les performances souhaitées de la radio.

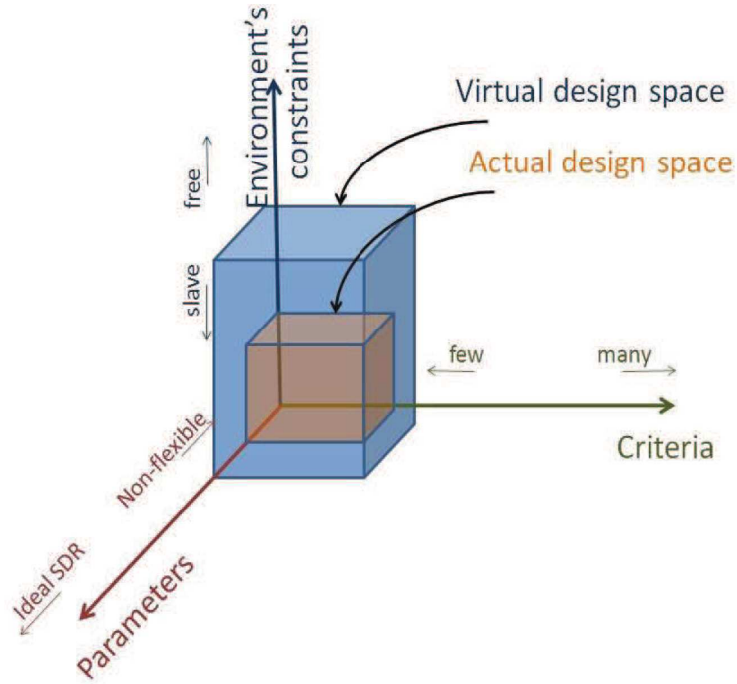


FIGURE 2.1 – Espace de décision pour une radio intelligente [59]

TABLE 2.1 – Fonctions objectif

Objectif	Paramètres affectés
BER	$f_{BER}(S, N, I, B, R_s)$
SINR	$f_{SINR}(S, N, I)$
Débit binaire	$f_{debit}(R, M)$
Bande passante occupée	$f_{bande}(R, M, \alpha)$
Efficacité spectrale	$f_{SE}(R, M, \alpha)$
Complexité de calcul	$f_{CC}(f_{debit}, f_{bande}, f_{SE})$
Puissance	$f_P(f_{CC}, f_{bande}, f_{SINR})$

Tous les problèmes de prise de décision en radio intelligente, soulevés dans la littérature, sont basés sur cet espace de décision qui regroupe toutes les possibilités d'adaptation dynamique de la radio. Par contre pour définir un problème en particulier, chaque concepteur d'un système de décision met en place des hypothèses qui aideront à explorer cet espace. Ces hypothèses définissent des relations d'interdépendance entre les contraintes des trois dimensions (environnement, utilisateurs, équipement), elles sont appelées **Information a priori**. Les approches de prise de décision qui ont été utilisées en radio intelligente, ont toutes proposé une certaine représentation et une quantité d'information a priori disponible pour le système de décision. Nous reviendrons, dans la section qui suit, en détails sur cet aspect à travers la présentation de différentes approches. Nous présenterons également une étude basée sur cette notion d'information a priori pour classifier les approches de décision.

TABLE 2.2 – Paramètres des couches PHY et MAC

Symbole	Signification
S	Puissance du signal
I	Interférence
B	Bande passante
R_s	Taux symbole
M	Indexe de modulation
N	bruit
α	facteur ‘ <i>Roll-off</i> ’

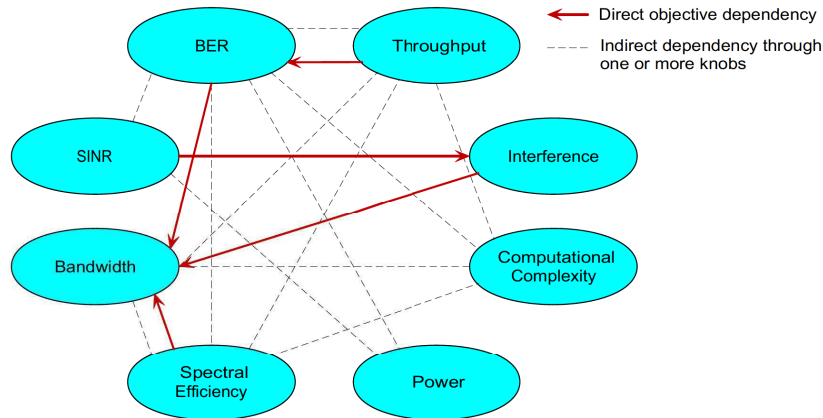


FIGURE 2.2 – Dépendances entre les objectifs à optimiser [17]

2.3 Approches de décision et/ou d'apprentissage en radio intelligente

2.3.1 Approche experte : Les systèmes experts

Les systèmes experts [60] sont une technique traditionnelle de l'intelligence artificielle, ils sont constitués d'une base de connaissances, qui contient des données collectées sur un domaine spécialisé et qui est interrogée par un moteur d'inférence afin de mener un raisonnement sur le problème posé. En radio intelligente, cette approche a été adoptée pour la première fois par Mitola [4], dans ses travaux de recherche les connaissances du système expert sont les informations a priori du système de décision. Il s'agit de connaissances sur l'environnement RF, l'équipement radio, la propagation, le réseau, les besoins des utilisateurs, mais aussi des règles d'inférence qui décrivent les scénarios de fonctionnement d'une radio pour guider le moteur d'inférence dans ses décisions. Pour représenter ces connaissances, Mitola a utilisé le langage RXML ('*Radio XML*') [4]. Ce dernier est basé sur le langage XML (eXtensible Markup Language), il s'agit d'un langage informatique de balisage générique et extensible qui donne la possibilité de définir de nouvelles structures de données. Ce type de langage est connu pour son rôle d'échange de données entre des systèmes qui peuvent être hétérogènes. La représentation des connaissances par

2.3 Approches de décision et/ou d'apprentissage en radio intelligente

RXML consiste à attribuer des structures de données, sous formes de ‘*spacenames XML*’, à des entités réelles qui décrivent une radio. Par exemple, l’entité utilisateur, (*User*), est représentée par la structure de données $\langle User/ \rangle$. Elle permet aussi d’établir des relations entre les connaissances et des assertions qui respectent le domaine de la radio. Par exemple l’expression (2.1) définit le paramètre (bande TV), représenté par la structure $\langle TV - bands/ \rangle$, où $\langle RF/ \rangle$ représente l’ensemble des paramètres de l’environnement RF.

$$\langle RF \rangle \langle TV - bands/ \rangle \langle /RF \rangle \quad (2.1)$$

Le système de décision de Mitola dispose d’une base de connaissances définie par trois ensembles de connaissances représentées par le langage RXML ;

- l’espace de paramètres RF représenté par la structure de données $\langle RF/ \rangle$
- l’espace de la chaîne radio elle même représentée par la structure de données $\langle Self/ \rangle$
- l’espace de l’utilisateur représenté par la structure de données $\langle User/ \rangle$

L’équipement intelligent fonctionne selon le cycle intelligent de Mitola que nous avons présenté en chapitre 1 par la figure 1.1. Il perçoit son environnement RF et agit en mettant à jour sa structure $\langle Self/ \rangle$. Dans sa conception du système de décision, Mitola représente le processus d’observation comme étant des perceptions de structures RXML $\langle scene/ \rangle$. Nous montrons un exemple d’une structure RXML $\langle scene/ \rangle$ dans la figure 2.3, elle est composée d’un ensemble de capteurs représentés par les structures $\langle RF - sensors/ \rangle$ et $\langle User - sensors/ \rangle$. Dans cet exemple la structure $\langle RF - environment/ \rangle$ regroupe tous les éléments RF comme les capteurs et les caractéristiques du signal RF ($\langle waveforms/ \rangle$) ainsi que des connaissances de types paramètres RF ($\langle RF - knowledge/ \rangle$). Quant à la structure $\langle User - sensors/ \rangle$ elle contient les détecteurs de position (représentés par la structure RXML $\langle Position/ \rangle$ dans la figure 2.3) et autres détecteurs représentés par $\langle Others - sensors/ \rangle$ qui ne sont pas définis dans cet exemple.

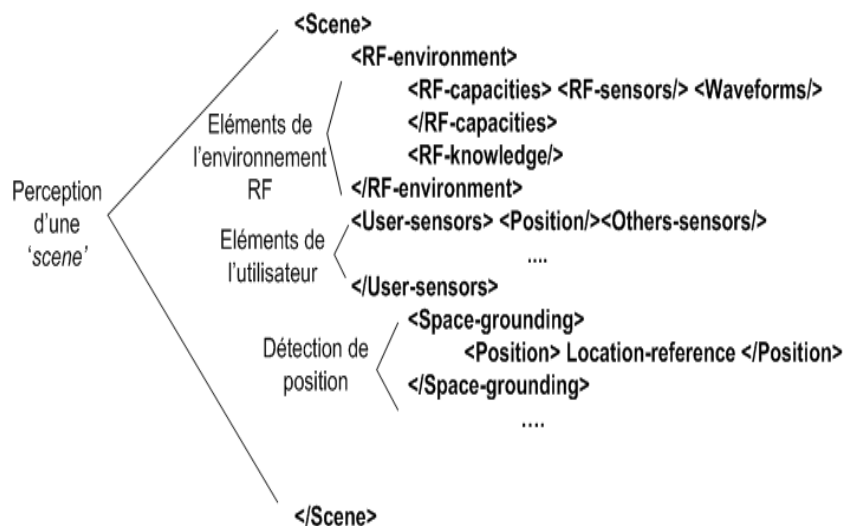


FIGURE 2.3 – Exemple de représentation RXML

L’approche de décision experte est déterministe, le raisonnement est qualifié de premier niveau et la performance de décision dépend de la qualité des connaissances présentes et le processus de prise de décision est simple. Par contre la quantité de ces connaissances

a priori dépend de la nature du traitement à effectuer par le système de décision. Plus le volume de traitements est grand, plus le nombre de règles d'inférence et des données qui représentent le domaine radio augmente. Dans ce cas le système de décision devient lourd et gourmand en ressources mémoire et énergie consommée. Par ailleurs, cette approche n'a pas de capacité de prédiction et n'est pas adaptée à de nouvelles situations de décision qui n'ont pas été traitées.

Depuis Mitola, cette approche a connu un grand succès en radio intelligente en particulier avec le projet XG (neXt Generation) de DARPA [61],[62].

2.3.2 Approche exploratoire : Les algorithmes génétiques

L'algorithme génétique, adopté par l'équipe Virginia Tech [17],[15],[16],[12], est une technique d'optimisation multi-objectifs inspirée de la biologie, de la génétique et du principe de l'évolution naturelle. Cette technique traite la radio comme étant un organisme biologique en représentant une configuration par un chromosome, chaque gène de ce chromosome décrit une fonction de traitement (modulation, codage, etc...) ou un paramètre radio (puissance, interférences, etc...). Par exemple la figure 2.4 présente une population de trois chromosomes traduisant trois configurations différentes. L'algorithme génétique explore une population de chromosomes qui définit l'ensemble des configurations admissibles de la radio, et ceci en répétant un cycle d'opérateurs génétiques (évaluation - sélection - croisement - mutation) jusqu'à converger vers une solution satisfaisante par rapport aux fonctions 'objectifs'. A chaque génération, les performances des chromosomes sont évaluées grâce à des fonctions d'évaluation vis-à-vis des objectifs, appelées '*fitness functions*'. L'information a priori regroupe alors l'ensemble des fonctions 'objectifs' et des '*fitness functions*'. L'opération de sélection permet de favoriser les chromosomes les plus adaptés aux critères désirés en augmentant leur chance de survie d'une génération à une autre. De nouveaux chromosomes peuvent être générés à partir du croisement de deux chromosomes, d'autres peuvent subir des mutations. Ce cycle d'opérateurs génétiques est répété jusqu'à obtenir un chromosome qui représente la configuration la plus adéquate et qui satisfait les objectifs fixés. Nous illustrons par la figure 2.5 un exemple de traitement de l'algorithme génétique sur les chromosomes de la figure 2.4. Dans cet exemple, la fonction 'objectif' cherche le minimum de puissance consommée. Lors de la première étape, l'algorithme évalue les chromosomes selon ce critère (*Fitness function = min power*) et sélectionne les chromosomes 1 et 3 qui correspondent au minimum de puissance. Ces chromosomes sont alors les seuls à survivre dans cette population. Une étape de croisement entre les deux chromosomes (selon le gène de Puissance) suivie par un processus de mutation donne naissance au chromosome 1 qui représente le résultat final donné par l'algorithme.

Gènes	Puissance	Fréquence	Codage (<i>Code Rate</i>)	Modulation
Chromosome 1	0 dBm	2 GHz	1/2	QPSK
Chromosome 2	9 dBm	4 GHz	2/3	64-QAM
Chromosome 3	6dBm	3 GHz	3/4	BPSK

FIGURE 2.4 – Exemple de chromosomes représentant des configurations

Evaluation et Sélection des chromosomes 1 et 3 – 'Fitness function' : Puissance minimale

Gènes	Puissance	Fréquence	Codage (Code Rate)	Modulation
Chromosome 1	0 dBm	2 GHz	1/2	QPSK
Chromosome 2	9 dBm	4 GHz	2/3	64-QAM
Chromosome 3	6dBm	3 GHz	3/4	BPSK

Croisement au gène (Puissance) et mutation

Gènes	Puissance	Fréquence	Codage (Code Rate)	Modulation
Chromosome 1	6 dBm	2 GHz	1/2	QPSK
Chromosome 3	0dBm	3 GHz	3/4	BPSK

Sélection du chromosome 1

Gènes	Puissance	Fréquence	Codage (Code Rate)	Modulation
Chromosome 1	0 dBm	4 GHz	1/2	QPSK

FIGURE 2.5 – Exemple d'application d'un algorithme génétique

L'algorithme génétique a l'avantage d'explorer un large espace de solutions, de plus, grâce à son aptitude à traiter une population diversifiée il est adaptable aux changements de l'environnement. Cependant il présente des inconvénients, tout d'abord cette technique est sensible aux paramètres génétiques de la population et ses résultats dépendent du choix de ces paramètres (comme par exemple la taille de la population ou le critère d'arrêt du cycle des opérations génétiques). De plus, cette technique suppose comme information a priori les fonctions "objectif", à optimiser, qui représentent des modèles analytiques décrivant l'environnement, or ces modèles ne sont pas réalistes et ne prennent pas en compte toutes les situations possibles. Enfin, l'algorithme génétique rend le système de décision lourd et complexe du fait du nombre d'opérations à effectuer d'une génération à une autre.

2.3.3 Approches par apprentissage : Systèmes connexionnistes

Les approches de décision qui se basent sur des modèles analytiques, sous forme d'information a priori, ne sont pas toujours pratiques et ne conviennent pas à des scénarios réalistes et non idéaux. Afin d'éviter ces limitations, des techniques d'apprentissage ont été élaborées pour doter le système de décision de capacités d'évaluation et d'estimation des performances de l'équipement radio. Ceci veut dire que le système de décision est capable d'estimer et d'appréhender les performances de la radio devant un état donné de son environnement sans fixer d'hypothèses a priori. Les phases de décision et d'apprentissage sont dissociées, lors de l'étape d'apprentissage le système de décision exploite ses observations pour dégager des relations fonctionnelles entre l'environnement, les paramètres opérationnels de l'équipement et ses performances. Ensuite il utilise ces nouvelles connaissances afin d'adapter la configuration de l'équipement pendant une étape de décision.

Plusieurs techniques ont été développées pour cette approche comme par exemple les réseaux de neurones [60] et les systèmes connexionnistes évolutifs [13].

Les réseaux de neurones

Les **réseaux de neurones**, ou systèmes connexionnistes, sont un outil de modélisation inspiré du fonctionnement du neurone biologique. Un neurone est une sorte d'automate décrit par une fonction non linéaire permettant de transformer un ensemble d'entrées en une sortie. Les différents neurones sont associés par une structure de réseau et les connexions entre eux sont pondérées. Le réseau apprend alors à associer les entrées et les sorties en adaptant les poids. Cet apprentissage nécessite plusieurs exemples à tester afin d'entraîner le réseau, il s'agit de comparer, pour chaque neurone, les résultats obtenus avec les résultats attendus pour ces exemples, et ensuite de modifier les poids de façon à minimiser les erreurs commises. L'objectif de l'apprentissage est la généralisation, ce qui veut dire de fournir un modèle qui soit en mesure de se comporter correctement face à des nouvelles entrées qui ne sont pas dans l'ensemble des données d'entraînement.

En radio intelligente, nous citons par exemple le travail de Baldo [63], qui a utilisé cette approche, en particulier les réseaux de neurones multicouches de type '*feedforward*' (*Multilayer Feedforward Neural Networks : MFNN*) où les neurones sont connectés dans un seul sens orienté de l'entrée vers la sortie du réseau. Chaque couche a comme entrées les sorties de la couche précédente. Selon Baldo [63] l'équipement de radio intelligente peut apprendre efficacement, grâce à l'entraînement du réseau de neurones, à caractériser en temps réel ses performances avec les données d'observation. Cette solution est illustrée par la figure 2.6 qui décrit un réseau de neurones à deux couches, '*Hidden layer*' et '*output layer*' testé par Baldo. Ce dernier prend en entrée les observations de l'environnement ; le SNR, le nombre de trames de données correctement reçues ('*ReceivedFrames*'), le nombre de trames reçues erronées ('*ErroneousFrames*') et la fraction du temps pendant laquelle le canal est détecté en état inactif ('*IdleTime*'). Il fournit en sorties des mesures de performance de l'équipement (le débit, le délai et la fiabilité). Ces informations sont utilisées pour entraîner le réseau '*MFNN*' de manière à rendre l'équipement capable d'estimer ses performances devant de nouvelles observations.

Le problème d'un réseau de neurones est que son réglage a besoin de plusieurs tests d'entraînements pour qu'il puisse modéliser correctement les données. L'apprentissage peut donc être long et coûteux en ressources de calcul. De plus, il est conçu avec une structure fixe non flexible qu'il faut choisir a priori, et il n'y a pas de méthodes ou de règles pour choisir la topologie, le nombre des neurones considérés et les interactions entre eux. Par conséquent, un réseau de neurones mal conçu peut entraîner des problèmes d'apprentissage. Par exemple, si le nombre de neurones est trop grand et les tests d'entraînement sont répétés plusieurs fois, il y a un risque de phénomène de sur-apprentissage qui fait perdre au réseau sa capacité de généralisation.

Système connexionniste évolutif et approche de Colson

Dans sa conception d'un système de décision, pour une radio intelligente, Colson [13] a proposé une approche mixte qui alterne entre une phase d'**estimation des performances** par un système connexionniste, et une phase d'**exploration** par un système expert. Dans la première phase, le système de décision apprend à estimer les performances des configurations radio face à de nouvelles observations en utilisant un système

2.3 Approches de décision et/ou d'apprentissage en radio intelligente

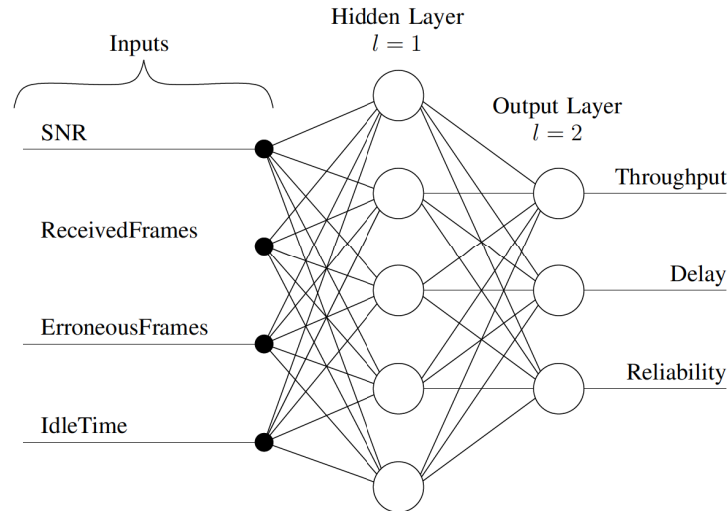


FIGURE 2.6 – Réseau de neurones (MFNN) à deux couches [63]

connexionniste évolutif ‘*ECF (Evolving Classification Function)*’ [13]. Il s’agit d’une structure neuronale plus flexible et évolutive qui permet d’éviter les problèmes de structures fixes des réseaux de neurones. Elle a la capacité d’acquérir de nouvelles données ce qui lui permet de faire évoluer sa structure. Ceci représente un avantage important dans un environnement dynamique, en effet en limitant l’influence des choix fixés par le concepteur sur la structure du système connexionniste, cet aspect augmente l’autonomie de l’équipement radio qui devient capable d’adapter ses décisions à plusieurs situations de l’environnement. Suite à cette première phase, une sorte d’échelle de performance est identifiée, elle est utile pour déterminer les configurations susceptibles de délivrer le service correctement.

La deuxième phase consiste à **explorer** l’espace des configurations et de les classifier, et ceci en les rangeant selon l’échelle des performances obtenue. La configuration décidée est alors celle qui est la solution optimale vis-à-vis des critères et des contraintes imposés sur le système radio, la prise de décision est formulée comme un problème de classification (*clustering*).

Le modèle ECF proposé par Colson, pour l’apprentissage, est une structure de réseau multi-couches que nous présentons dans la figure 2.7, l’espace d’entrée contient les données d’observation de l’environnement et l’espace de sortie regroupe les classes des configurations identifiées lors des expérimentations du système de décision. Ce modèle est capable d’ajouter de nouvelles données, de modifier sa structure pour mémoriser de nouvelles règles et d’éliminer les règles erronées. Une règle est définie comme étant un ‘*cluster*’ qui associe un sous-ensemble des données de l’entrée à une classe de l’espace de sortie. L’espace de sortie peut être étendu ou réduit en ajoutant une nouvelle classe ou en éliminant une classe existante. Par ailleurs, Colson a intégré dans son modèle ECF des éléments de la logique floue en associant une quantification linguistique [13] aux variables d’entrée. Ceci est effectué en convertissant, par une méthode de *fuzzification* [13], une valeur d’entrée (par exemple SNR) en un nombre flou. Les détails de cette quantification linguistique se trouvent dans le travail [13]. Ainsi, le modèle ECF de Colson est une structure en quatre couches (figure 2.7). La première couche représente les paramètres radio en entrée (*input nodes*). La deuxième couche effectue une quantification floue des paramètres en

entrée (*Fuzzy member nodes*). La troisième couche est une couche évolutive qui mémorise des règles identifiées lors des expériences précédentes (*rule nodes*). La quatrième couche effectue une classification en associant un noeud à chaque classe définie (*class nodes*).

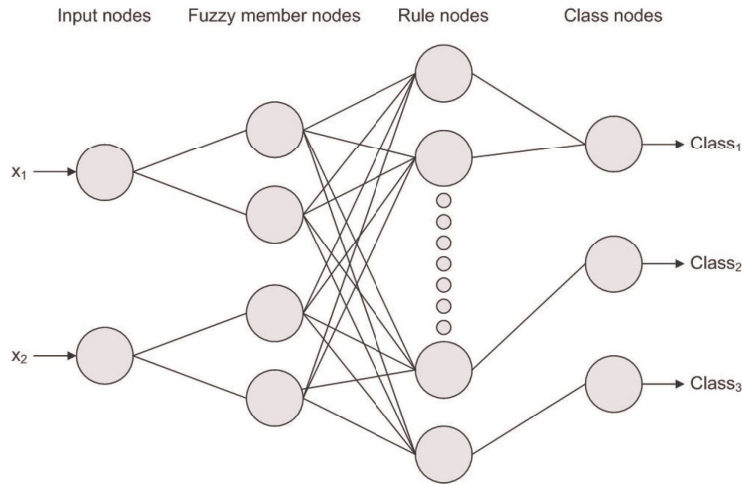


FIGURE 2.7 – Structure connexionniste du modèle ECF (Evolving Classification Function) [13]

Bien que la solution de décision de Colson intègre des capacités d'estimation de performances au système de décision, elle se base également sur un moteur d'inférences lors de l'étape d'exploration des configurations. En rajoutant un système expert dans l'architecture du système de décision, comme nous le décrivons dans l'annexe B, la complexité de calcul risque d'augmenter.

2.3.4 Apprentissage par ré-enforcement : Algorithmes UCB

Dans de nombreux cas, en radio intelligente, le système de décision se trouve devant plusieurs choix possibles de configurations sans avoir d'information a priori sur leurs performances. Dans ce cas, pour maximiser la qualité de service, il va essayer ces configurations afin d'estimer leurs performances, ce qui va lui permettre de renforcer sa capacité à adapter l'équipement à son environnement. C'est l'approche d'apprentissage par ré-enforcement ou '*monitoring*'. Les deux phases de décision et d'apprentissage ne sont plus dissociées, en effet, les résultats de décision permettent de collecter des informations pour estimer l'état de l'environnement et la performance du système, ces informations sont ensuite immédiatement utilisées pour donner une nouvelle décision.

Cette approche a été utilisée pour répondre au problème particulier de l'accès dynamique au spectre, en le modélisant par analogie avec le problème des *machines à sous* [64], [59], [14]. En effet, dans un problème de machines à sous, le décideur est devant un nombre de machines et il cherche à déterminer celle qui lui offre le gain moyen le plus élevé. Il cherche alors à maximiser le gain obtenu après un nombre d'essais. Dans le cas où ce joueur ne dispose pas d'information complète sur les gains moyens de chaque machine, il testera alors ces machines afin d'estimer leurs gains. Ce problème a été formulé mathématiquement et les algorithmes '*Upper Confidence Bound (UCB)*' [59] ont été présentés comme solutions. Leur principe général est le suivant :

2.3 Approches de décision et/ou d'apprentissage en radio intelligente

- A l'instant t , associer un indice à chacune des machines, ces indices représentent les informations collectées sur ces machines
- A $t+1$, sélectionner la machine ayant l'indice le plus élevé
- Jouer la machine sélectionnée et obtenir un gain
- Mettre à jour l'indice de cette machine

L'application de cet algorithme au problème de l'accès dynamique au spectre a été l'objet du travail de thèse de W.Jouini [59]. Pour cela, les bandes de fréquences sont considérées en tant que machines à sous et les joueurs (ou décideurs) correspondent aux utilisateurs secondaires. En suivant le principe des algorithmes UCB, des essais, ou tests, successifs de détection sont alors appliqués par les utilisateurs secondaires sur les bandes de fréquences. Pour chaque itération, l'équipement secondaire choisit une bande pour l'essayer, il l'explore pour chercher un utilisateur primaire. Il récupère un gain que l'auteur de [59] définit comme étant un paramètre décrivant les besoins des utilisateurs, comme par exemple la disponibilité du canal. Lors de ses essais, le système de décision de l'équipement secondaire cherche à maximiser les gains qu'il collecte. Pour chaque itération, le système de décision possède une information partielle de l'environnement radio et doit déduire les probabilités de disponibilité des bandes en se basant sur ses essais successifs précédents. Il détermine alors une borne de confiance (*confidence bound*) pour chaque bande et sélectionne, dans la prochaine itération, la bande qui a le plus de chance d'être libre. Il accède alors à cette bande libre et transmet un paquet de données. Après chaque itération, l'utilisateur secondaire sélectionne de nouveau une bande et effectue le même cycle d'opérations. Un modèle complet de cette solution est détaillé dans [59], pour ne pas augmenter la complexité de calcul l'auteur a prévu qu'une seule bande soit testée et détectée dans une itération.

Bien que cette technique soit appliquée pour le cas particulier de l'accès dynamique au spectre, elle est aussi applicable au problème général d'adaptation dynamique de la configuration radio, et ceci en considérant que les machines à sous sont les configurations possibles.

Un équipement radio basé sur un algorithme UCB peut apprendre et communiquer conjointement, contrairement au cas basé sur les systèmes connexionnistes où il y a une séparation entre l'étape d'apprentissage du système de décision pendant laquelle l'équipement radio est en attente, et l'étape de communication dont la performance dépend de la première étape.

Synthèse des approches de décision

Toutes ces approches de décision diffèrent par le type de raisonnement qu'elles adoptent, leurs représentations des connaissances ainsi que la quantité d'information a priori disponible. L'utilisation de l'approche experte suppose des connaissances a priori presque complètes, elle permet de représenter ces connaissances par un langage dédié et de les intégrer dans des bases de connaissances explorées par un moteur d'inférences. Cependant cette structure sous formes de bases de données est difficile à implémenter dans un système embarqué comme une radio. Quant à l'approche exploratoire, par les algorithmes génétiques, elle présente un avantage pour un problème d'optimisation multi-objectifs, dans la mesure où elle permet d'explorer efficacement un espace large de solutions afin de sélectionner la meilleure solution. Mais cette technique pose un problème de convergence, dû aux algorithmes génétiques, et un problème de fonctionnement en temps réel. D'au-

tant plus que les algorithmes génétiques ajoutent une complexité dans l'équipement radio étant donné que l'évaluation des solutions nécessite un grand nombre de calculs. Enfin, les approches par apprentissage, grâce aux systèmes connexionnistes (fixes ou évolutifs) permettent de rendre le système de décision capable de déduire les performances de la radio à partir de ses observations. Pour ce genre de techniques comme les réseaux de neurones ou les systèmes connexionnistes évolutifs ou les techniques statistiques, l'étape d'apprentissage et celle de décision sont dissociées. Par contre pour les techniques d'apprentissage par ré-enforcement, comme par exemple les algorithmes UCB, l'apprentissage et la décision s'entremêlent, d'autant plus que ces algorithmes sont très utiles dans le cas d'information a priori incomplète.

Il existe donc une relation entre la capacité d'apprentissage et la quantité d'information a priori dont la technique de décision a besoin. Le travail [59] propose une classification de ces approches de décision selon l'information a priori disponible pour le système de décision, comme le montre la figure 2.8. Dans cette classification, une sorte d'échelle est définie selon la quantité de connaissances disponibles (en partant d'une connaissance complète vers une absence de connaissance). L'approche experte est celle qui a le plus besoin de connaissances collectées sur le domaine. Les techniques qui utilisent le moins d'information a priori (*monitoring*) ont le plus de capacité d'apprentissage.

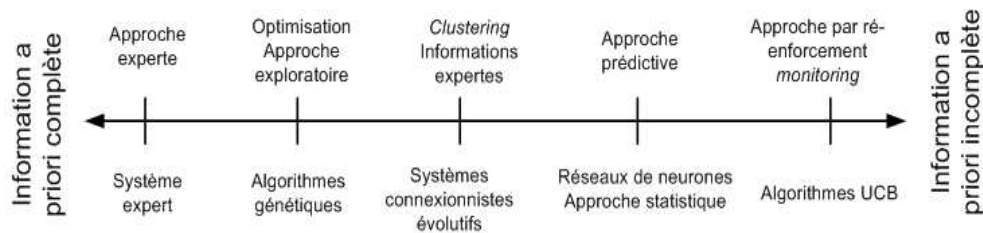


FIGURE 2.8 – Classification des approches d'apprentissage et de décision selon l'information a priori [59]

Par ailleurs nous nous intéressons également, dans ces approches de décision, à l'impact des erreurs d'observations de l'environnement dans la prise de décision. Une étude a été réalisée dans [64] à ce propos, d'après cette étude, les systèmes experts sont très vulnérables à ces erreurs de mesure. En effet, le processus de prise de décision, basé sur des règles et des politiques prédéfinies, conduit la radio à assumer que toutes les observations sont sans erreurs. De ce fait, une erreur d'observation provoque une erreur de comportement du système de décision. Dans l'approche exploratoire, la prise de décision par algorithmes génétiques est basée sur des relations explicites entre les paramètres radio, les observations et les critères. Par conséquent, les erreurs des capteurs de l'environnement introduisent des biais lors du processus génétique d'évaluation de performances des différents chromosomes représentant les configurations de la radio. D'une génération à une autre, cet impact se propage et conduit ainsi à une sélection génétique non efficace. Les techniques par apprentissage, par contre, ont la possibilité d'évaluer l'impact des erreurs de mesures sur les décisions. En effet, lorsqu'un système connexionniste est correctement conçu, il peut déduire la relation qui existe entre les paramètres, les observations et les critères d'évaluation. Par conséquent, même en cas d'erreurs dans les observations, cette technique peut estimer leur impact grâce à sa capacité d'apprentissage [64].

2.3.5 Prise de décision dans un réseau de RI : Théorie des jeux

Bien qu'elle ne fasse pas partie de notre thèse, nous avons jugé intéressant d'évoquer la prise de décision collective dans le cadre d'un réseau de radios intelligentes, étant donné que ce contexte intéresse un grand nombre de travaux de recherche, notamment en partage de spectre. Cette situation est caractérisée par plusieurs équipements intelligents qui se partagent des ressources comme par exemple une bande de fréquences, l'accès dynamique au spectre devient alors conflictuel. Ceci est modélisé par un système multi-agents où plusieurs agents intelligents prennent une décision, et où la performance d'un agent ne dépend plus uniquement de sa décision mais aussi de celles des autres agents.

Ce cas de figure de prise de décision a été formalisé mathématiquement par la théorie des jeux [65]. Un jeu est une situation où les individus sont conduits à faire des choix parmi un nombre d'actions possibles, chacun poursuit son propre but. Cette théorie décrit une décision interactive entre des agents stratégiquement indépendants. Deux approches sont possibles ; la première est une approche non coopérative, connue aussi sous le nom d'approche stratégique, dans laquelle chaque agent intelligent (joueur) définit sa propre stratégie de décision, à l'avance. Pour ce cas, un joueur peut connaître les stratégies des autres joueurs comme il peut les ignorer. La deuxième approche est nommée approche coopérative, la prise de décision est effectuée en collaboration entre les agents, et l'issue du jeu ne dépend plus du comportement stratégique des agents mais de la négociation entre eux. Les jeux coopératifs sont également connus sous le nom de *jeux sous forme normale*. Dans tous les cas, le but final d'un jeu est de trouver une situation de décision optimale qui satisfait tous les joueurs, cette solution est alors qualifiée de point d'équilibre.

La modélisation de l'accès dynamique au spectre par un jeu non coopératif [66] nécessite la définition d'un ensemble de joueurs $N = \{1, \dots, n\}$ pour représenter les utilisateurs secondaires qui partagent le spectre. Chaque joueur i possède un ensemble de stratégies S_i , il a aussi à sa disposition une fonction d'évaluation de ses stratégies appelée fonction d'utilité, g_i , qui lui fournit un gain pour chaque stratégie adoptée dans le jeu et définie par l'équation (2.2) qui à chaque ensemble de stratégies associe le gain du joueur i .

$$g_i : S_1 \times S_2 \times \dots \times S_n \mapsto R \quad (2.2)$$

Etant donné S_i l'ensemble des stratégies du joueur i et S_{-i} l'ensemble des stratégies de ses adversaires, alors une stratégie s_i est qualifiée de dominée s'il existe une autre stratégie s'_i tel que :

$$\forall s_{-i} \in S_{-i}, g_i(s'_i, s_{-i}) \geq g_i(s_i, s_{-i}) \quad (2.3)$$

C'est à dire que s_i fournit un gain moins élevé que celui d'une autre stratégie et ceci pour tout choix possible des joueurs adversaires. Par contre une stratégie s_i est qualifiée de dominante si elle donne un meilleur gain que toutes les autres stratégies quelque soit le choix des joueurs adversaires, c'est à dire :

$$\forall s'_i \in S_i, \forall s_{-i} \in S_{-i}, g_i(s_i, s_{-i}) \geq g_i(s'_i, s_{-i}) \quad (2.4)$$

Le but d'un jeu est alors d'atteindre une situation qui satisfait tous les joueurs étant donné les stratégies qu'ils adoptent, c'est à dire que chaque joueur joue avec sa stratégie dominante. Cet état du jeu est atteint lorsque toutes les stratégies dominées de chaque joueur sont éliminées, on parle alors d'*équilibre de Nash*. Ainsi, dans un problème de

partage de spectre entre différents utilisateurs secondaires, ces derniers sont modélisés en tant que joueurs à qui il faut définir un ensemble de stratégies, l'algorithme du jeu tend alors à atteindre le point d'équilibre entre eux.

Quant au cas d'un jeu coopératif, les joueurs n'ont pas de stratégies fixées mais ils se basent sur la négociation. Dans une situation de négociation, les agents intelligents sont capables de conclure des accords bénéfiques pour tous, face à un conflit d'intérêt sur l'utilisation d'une ressource, comme par exemple l'accès à une bande libre. Pour résoudre ce problème, la notion de jeux de coalitions [67] a été présentée comme un modèle de décision basé sur le comportement de groupes de joueurs. Un groupe de joueurs est appelé *coalition*. Au sein d'une coalition, tous les joueurs évaluent la ressource, à partager, de la même façon. Etant donné N joueurs, une coalition est un sous ensemble S de N auquel est associée une fonction caractéristique $v(S) \in R$. La façon de modéliser le partage du spectre sous forme de jeu de coalition fait l'objet de plusieurs travaux [67],[68],[69],[70],[71].

2.4 Notre approche : prise de décision par modélisation statistique

2.4.1 Formulation du problème de décision

Les observations, dont dépend le système de décision, ne sont pas exactes mais incertaines étant donné qu'elles sont fournies par des capteurs de l'environnement qui introduisent des incertitudes de mesures. Ces erreurs de mesure engendrent à leur tour des erreurs de décision lors du choix de la configuration, la solution est donc de les évaluer et de les prendre en compte dans l'algorithme de décision. Pour cela, nous adoptons dans notre travail une approche statistique et nous cherchons à développer une technique de prise de décision qui modélise statistiquement l'environnement pour décider des configurations les plus adéquates afin d'adapter l'architecture radio à l'environnement.

L'apprentissage statistique permet de construire, à partir d'une suite d'observations $(x_i)_{i>1}$ d'un phénomène, un modèle statistique associé à ces observations, et de prévoir et analyser le phénomène grâce à ce modèle. Le but est de prendre des décisions à partir de l'observation d'un ensemble de données collectées. Un modèle statistique pour prise de décision est défini par une structure décisionnelle, cette structure est constituée de trois ensembles mesurables (Ξ, Θ, Δ) . L'ensemble Ξ est l'ensemble des observations x d'une variable aléatoire X . L'ensemble Θ regroupe les paramètres θ , probabilisés ou pas, dont dépend la variable aléatoire X . Δ est l'ensemble des décisions δ que peut prendre l'observateur concernant la valeur de θ à partir de l'observation x par rapport à un critère donné et tout en satisfaisant des contraintes fixées. Ces trois ensembles qui représentent un problème de décision sont liés entre eux. L'ensemble des décisions Δ est en correspondance bijective avec une partie de l'ensemble des paramètres Θ . La décision δ_i sur l'appartenance d'un paramètre θ à un sous ensemble Θ_i de Θ représente l'acceptation d'un évènement appelé hypothèse H_i .

Dans ce contexte de modélisation statistique, nous formulons notre problème de décision de la façon suivante ; notons c_1, \dots, c_L L capteurs d'environnement, chaque cap-

teur c_i fournit un ensemble de n observations de la métrique estimée, $(x_{c_i}(1), \dots, x_{c_i}(n))$. Notre but est de modéliser statistiquement l'environnement en déterminant les lois de probabilité des capteurs à partir des ensembles d'observations qu'ils fournissent. Notons X_{c_i} la variable aléatoire obtenue à partir des observations $(x_{c_i}(1), \dots, x_{c_i}(n))$, il s'agit alors d'estimer la densité de probabilité de cette variable $P(X_{c_i})$ qui va évaluer les caractéristiques statistiques du capteur c_i . L'ensemble des densités de probabilités estimées pour tous les capteurs considérés formera le modèle statistique de l'environnement. Ce modèle permettra alors de mesurer les incertitudes des observations décrivant l'environnement de la radio. En se basant sur cette modélisation statistique, la radio prendra des décisions concernant la nouvelle configuration à adopter en déterminant des règles de décision statistiques.

2.4.2 Outils utilisés pour la modélisation statistique

Les techniques que nous utilisons pour la modélisation statistique sont l'estimation d'une loi de probabilité d'une variable aléatoire à partir de ses observations et la technique des tests d'hypothèses statistiques.

Etant donné une variable aléatoire $X = (x_1, \dots, x_n)$, qui suit une loi de probabilité de densité notée $f(x)$, le problème d'estimation de loi consiste alors à estimer la densité f [72],[73],[74],[75],[76],[77] et [78]. Cette opération d'estimation peut être sous forme paramétrique ou non paramétrique ; l'estimation paramétrique suppose que la distribution des données suive une forme fonctionnelle spécifique régie par un petit nombre de paramètres. Pour l'estimation non paramétrique, aucune supposition n'est faite quant à la distribution des données. En effet, pour estimer la probabilité à un point donné x , l'idée est d'estimer la densité dans le voisinage de cette dernière. La densité au point x est estimée par la proportion des observations x_i qui se trouvent à proximité de x . Les méthodes d'estimation non paramétriques sont appelées méthodes d'estimation par noyau ; leur idée consiste à pondérer les observations x_i en mettant d'autant plus de poids qu'on se trouve proche du point x et d'autant moins qu'on se trouve éloigné. Ainsi, chaque x_i contribue à la densité $f(x)$ suivant sa distance par rapport à x . L'estimateur à noyau de f au point x est :

$$\hat{f}(x) = \frac{1}{nh} \sum_{i=1}^n K\left(\frac{x_i - x}{h}\right) \quad (2.5)$$

Avec $K(x)$ une fonction de pondération appelée noyau et h un paramètre de lissage. L'apprentissage dans le cas de l'estimation par noyau n'est pas simple, en effet, alors que $K(x)$ est une fonction prédéfinie, le paramètre h doit être déterminé de façon à minimiser une certaine mesure d'erreur. Ceci risque alors d'augmenter la complexité de calcul du système de décision. Par ailleurs, dans notre cas nous pouvons connaître l'information sur la forme de la distribution des observations d'un capteur. Pour cela, nous avons opté pour une méthode d'estimation paramétrique. Ceci revient volontairement à chercher l'algorithme le moins complexe possible pour un objectif d'éco-radio.

L'estimation paramétrique suppose que la densité f appartienne à une famille de distributions connues $f(x, \theta)$ indexées par un paramètre θ . L'estimation de f conduit alors à l'estimation du paramètre θ . Une des techniques d'estimation paramétrique les plus utilisées est celle du maximum de vraisemblance [79] que nous avons adopté dans notre travail. Nous posons $P(X/\theta) = \prod_{i=1}^n P(x_i/\theta)$ la fonction de vraisemblance, en supposant que les x_i sont indépendants et identiquement distribués, il s'agit de déterminer la valeur

estimée de θ qui maximise cette vraisemblance ;

$$\hat{\theta} = \operatorname{argmax} P(X/\theta) \quad (2.6)$$

Cette valeur peut être obtenue en maximisant l'expression $L(\theta, X) = \operatorname{Log}(P(X/\theta))$, nous obtenons alors la relation suivante :

$$\hat{\theta} = \operatorname{argmax} L(\theta, X) \quad (2.7)$$

Etant donné que les x_i sont indépendants et identiquement distribués nous pouvons assurer que :

$$L(\theta, X) = \sum_{i=1}^n \operatorname{Log} P(x_i/\theta) \quad (2.8)$$

Pour trouver $\hat{\theta}$ il suffit de résoudre l'équation :

$$\frac{dL}{d\theta} = 0 \quad (2.9)$$

En généralisant ceci, si nous supposons que la densité de probabilité que nous cherchons à déterminer est définie par plusieurs paramètres statistiques $\theta = (\theta_1, \dots, \theta_m)$, l'estimation de ces paramètres revient alors à résoudre les équations suivantes :

$$\begin{aligned} \frac{dL}{d\theta_1} = 0 & \implies \hat{\theta}_1 \\ \dots & \\ \frac{dL}{d\theta_m} = 0 & \implies \hat{\theta}_m \end{aligned} \quad (2.10)$$

Bien que la performance des résultats, pour ce type de méthode paramétrique, dépende de l'adéquation du modèle adopté a priori, l'apprentissage est plus facile que dans le cas de l'estimation non paramétrique. Vu que nous visons, dans notre travail, l'aspect éco-radio, il est important que le système de décision que nous développons soit avec le minimum de complexité possible. C'est pour cette raison que notre choix s'est porté sur cette technique d'estimation paramétrique pour modéliser l'environnement radio.

Les tests d'hypothèses [80] constituent un autre aspect de l'inférence statistique. Leur objectif est de prendre une décision sur une ou plusieurs populations à partir d'un ou de plusieurs échantillons. La population étudiée contient des éléments possédant un caractère dont la valeur du paramètre relatif est inconnue. Un test d'hypothèses, appelé aussi test statistique, décrit une démarche dont le but est de fournir une règle de décision permettant, sur la base de résultats d'échantillons, de faire un choix entre plusieurs hypothèses statistiques. Une hypothèse statistique est un énoncé concernant des caractéristiques de la population étudiée telles que les valeurs des paramètres de ses caractères. La formulation des hypothèses dépend essentiellement de ce qui va être mis en évidence. Une fois le test d'hypothèses défini, le système de décision consiste en une application de l'espace des observations dans l'ensemble des hypothèses possibles. Cette application est appelée règle de décision, elle détermine dans l'espace des observations, une partition en sous-ensembles disjoints ou régions R_i . Chaque sous-ensemble correspond aux observations associées à une même hypothèse H_i . La règle de décision est alors décrite en fonction des régions R_i :

$$\forall x \in R_i \implies H_i \quad (2.11)$$

où x représente les observations. Dans notre méthode de prise de décision nous utiliserons les tests d'hypothèses afin de représenter l'état de l'environnement à partir de son modèle statistique. La résolution de ces tests conduit à des règles de décision statistiques, nous adoptons pour cela la technique de Neyman Pearson [80] qui correspond à maximiser la probabilité de bonne décision avec une contrainte fixe sur la probabilité de fausse alarme.

2.4.3 Architecture fonctionnelle de notre système de décision

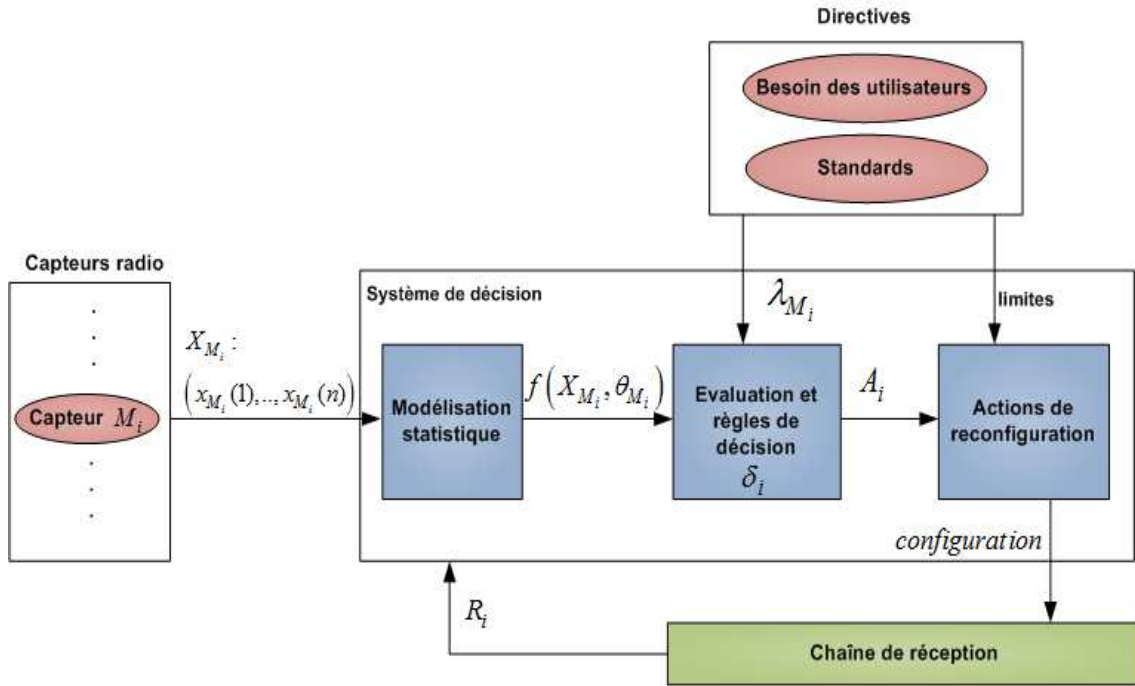
Nous présentons notre système de décision sous forme d'une architecture fonctionnelle [81] que nous présentons dans la figure 2.9. Ce dernier est en interaction avec l'environnement et fonctionne en parallèle avec la chaîne de réception. Avec ce système, la radio observe son environnement à partir des données fournies par les capteurs de l'environnement, les analyse et prend les décisions correspondantes pour adapter sa plateforme d'exécution tout en respectant les contraintes données par les utilisateurs et les standards (directives) et les ressources matérielles disponibles.

Notre système de décision est conçu en trois blocs. Le premier bloc est un bloc de modélisation statistique de l'environnement, les observations fournies par les capteurs radio sont caractérisées statistiquement et leurs densités de probabilité sont estimées. Si nous considérons un capteur d'une métrique M_i , les n observations de cette métrique fournies par ce capteur, $(x_{M_i}(1), \dots, x_{M_i}(n))$, sont les réalisations d'une variable aléatoire X_{M_i} de densité de probabilité f_{M_i} et de paramètres statistique θ_{M_i} . Il s'agit alors de déterminer les paramètres θ_{M_i} par une méthode d'estimation paramétrique.

Le deuxième bloc est un bloc d'évaluation de l'état de l'environnement, son but est de donner une description de cet état en évaluant et en analysant les valeurs des métriques observées. Au cours de cette étape des seuils d'évaluation sont utilisés pour les métriques, ils sont fournis par les directives (TEB_{exige} , SNR_{exige} ...) nous donnerons à ces seuils les notations $(\lambda_{TEB}, \lambda_{SNR}, \dots)$. Pour effectuer cette tâche nous nous basons sur la technique des tests statistiques qui, à partir des valeurs estimées des métriques, de leurs modèles statistiques $f_{M_i}(X_{M_i}, \theta_{M_i})$ et des seuils d'évaluation λ_{M_i} , fournissent des règles de décision δ_i afin de décider quelles sont les actions d'adaptation adéquates à cet état. Ces règles statistiques ont l'avantage de réduire les probabilités de fausses décisions étant donné qu'elles considèrent les incertitudes des observations grâce à leurs modèles statistiques. En considérant l'ensemble des capteurs radio, nous obtenons un ensemble de règles de décision comme suit :

$$\begin{aligned} \delta_{M_1} &= g(X_{M_1}, \theta_{M_1}, \lambda_{M_1}) \\ &\dots \\ \delta_{M_m} &= g(X_{M_m}, \theta_{M_m}, \lambda_{M_m}) \end{aligned} \quad (2.12)$$

Chaque règle de décision δ_i correspond à une action A_i de reconfiguration nécessaire pour adapter une fonction ou un opérateur à l'état évalué de l'environnement. Le troisième bloc reçoit comme entrées les différentes actions décidées suite aux règles de décisions établies dans le bloc précédent et définit la nouvelle configuration de la chaîne. Cette configuration tient compte des ressources matérielles disponibles ainsi que des limites imposées par les directives du standard et des utilisateurs. Les retours R_i de la nouvelle configuration effectuée par la plateforme matérielle décrivent les ressources matérielles



- | | | | |
|----------------------------|---|------------|---|
| X_{M_i} | Variable aléatoire qui représente les observations de la métrique M_i | A_i | Action décidée |
| $f(X_{M_i}, \theta_{M_i})$ | Densité de probabilités des observations | R_i | Retours de l'exécution des actions de reconfiguration |
| λ_{M_i} | Seuils d'évaluations et de qualités de services | δ_i | Règle de décision statistique |
| limites | Limites et contraintes des standards | | |

FIGURE 2.9 – Architecture fonctionnelle de notre système de décision

consommées par les actions (complexité de calcul, MIPS).

2.5 Conclusion

Nous avons présenté dans ce chapitre la problématique de prise de décision dans le contexte de radio intelligente. Les approches de décision, proposées dans la littérature et utilisées dans ce contexte, diffèrent par la quantité d'information a priori disponible ainsi que par la manière avec laquelle le système de décision la représente, l'enrichit et l'exploite. Pour choisir une méthode en particulier, le concepteur d'un système de décision peut se baser sur plusieurs critères comme par exemple la complexité des algorithmes, ou la contrainte de l'information a priori. Dans notre travail nous nous basons sur l'aspect tolérance aux incertitudes des observations, en effet, en adoptant comme approche la modélisation statistique de l'environnement, nous visons à exprimer les erreurs des mesures des capteurs et à en tenir compte lors de l'expression des règles de décision afin de minimiser les taux de mauvaises décisions..

Chapitre 3

Architecture de gestion d'un équipement de radio intelligente

Sommaire

3.1	Introduction	47
3.2	Notion de gestion d'un équipement de radio intelligente	47
3.3	Description de l'architecture HDCRAM	49
3.3.1	Unités intelligentes et unités de reconfiguration	49
3.3.2	Cycle intelligent dans HDCRAM	53
3.4	Méta-modèle de l'architecture HDCRAM	53
3.5	Intégration de notre méthode de décision dans HDCRAM	57
3.6	Conclusion	59

3.1 Introduction

La conception d'un équipement de radio intelligente nécessite l'intégration d'une architecture qui gère les éléments du cycle intelligent (capteurs, algorithmes de décision, reconfiguration dynamique des paramètres). Notre but, dans ce chapitre, est alors d'intégrer notre méthode de décision par modélisation statistique dans une telle architecture. A cet effet nous utilisons l'architecture HDCRAM (*Hierarchical and Distributed Cognitive Radio Management*), développée par l'équipe SCEE de Supélec, qui est une des premières architectures développées. Elle a été conçue par une approche orientée objet produisant un méta-modèle exécutable. En utilisant ce méta-modèle, notre tâche consiste à inclure les éléments de notre méthode de décision développée au chapitre 2 (section 2.4) dans les unités responsables du contrôle de l'intelligence dans HDCRAM.

3.2 Notion de gestion d'un équipement de radio intelligente

Gérer un équipement de radio intelligente consiste à contrôler ses ressources de traitement pour leur reconfiguration, et à assurer leur réactivité face aux changements de l'environnement. Cette gestion nécessite que la plateforme d'exécution de l'équipement soit caractérisée par une flexibilité à la fois *matérielle* et *logicielle* afin d'être totalement

reconfigurable.

Les progrès en électronique embarquée ont déjà permis de développer des composants matériels flexibles et reconfigurables appelés circuits logiques programmables (FPGA). Après les circuits dédiés ASIC, qui ne sont pas flexibles, le passage vers les FPGA a donné la possibilité de reconfigurer les ressources matérielles en fonction du type de traitement à effectuer. La recherche au niveau de la flexibilité matérielle a évolué et a permis de définir des types de reconfigurations matérielles selon l'utilisation [82],[83],[84]. Comme par exemple la reconfiguration hors ligne (ou statique), basée sur l'interruption du service et la reconfiguration en ligne (ou dynamique) en temps réel et sans interruption.

Quant à la flexibilité logicielle, elle permet de faire abstraction du matériel en utilisant des langages de programmation de haut niveau avec des compilateurs dédiés [18]. Elle est fournie par des processeurs logiciels tels que Microblaze [85] de Xilinx, NIOS [86] de Altera et LEON [87] qui sont implémentés sur FPGA, ou encore les architectures comme DSP et GPP. Cette abstraction est nécessaire face au caractère hétérogène des ressources matérielles de la plateforme d'exécution. Cette dernière regroupe, en effet, des unités de traitement de natures différentes (bloc RF, bloc à fréquence intermédiaire, bloc en bande de base) dont certains sont en analogique, d'autres en DSP, en FPGA et en ASIC. De plus, ces unités de traitements requièrent des ressources de calcul et des espaces mémoire différents dans un contexte embarqué.

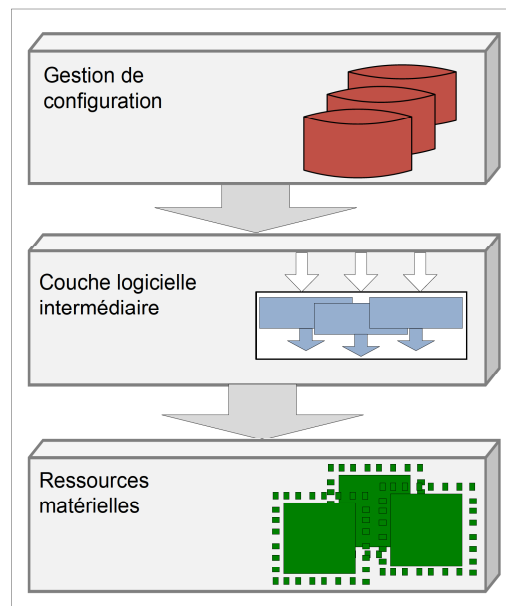


FIGURE 3.1 – Gestion logicielle des ressources matérielles

Grâce à cette flexibilité une architecture d'une radio intelligente gère, d'une façon logicielle, les ressources matérielles. Les concepteurs d'une telle architecture ont eu recours à des outils de conception fournis par les sciences informatiques, à savoir les langages d'abstraction, pour masquer les différences matérielles. Leur solution a été destinée au départ à la Radio Logicielle, elle consiste à développer une couche intermédiaire entre la couche logicielle (qui représente les applications) et la couche matérielle, comme nous le décrivons par la figure 3.1 [84]. Cette couche permet d'interpréter les instructions des applications et de les acheminer vers les composants physiques.

3.3 Description de l'architecture HDCRAM

Dans ce cadre, la proposition qui fait référence au niveau international est l'architecture SCA (*Software Communication Architecture*) [88], développée par le département américain de la défense (*DoD*) pour la conception d'un système de Radio Logicielle (Figure 3.2). Le principe de cette architecture est de décomposer les fonctions des applications radio en des objets logiciels réutilisables, elle définit aussi des interfaces communes pour la gestion et le déploiement de ces objets. Elle est basée sur un OS temps réel et multithread compatible avec Unix appelé POSIX (*Portable Operating System Interface*) [89]. Elle spécifie également un middleware CORBA (*Common Object Request Broker*) [90] qui fournit une méthode standard pour les objets logiciels leur permettant de communiquer. Enfin, grâce à la technologie XML (*eXtensible Markup Language*) l'architecture SCA fournit une méthode standard pour définir les besoins de chaque application.

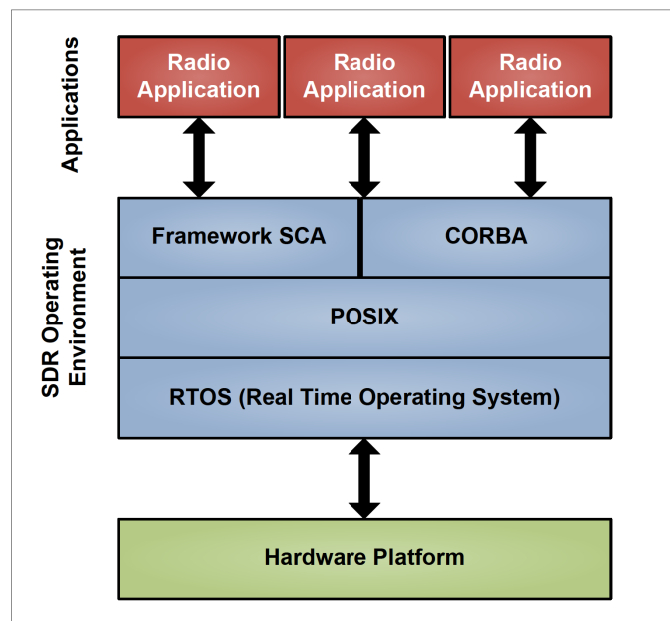


FIGURE 3.2 – Couche d'abstraction SCA

Comme l'architecture SCA, l'équipe SCEE de supélec (Rennes) a proposé sa propre architecture destinée à la Radio Logicielle appelée HDRem (*Hierarchical and Distributed Reconfiguration Management*) [18]. Ensuite, afin de l'étendre vers une architecture pour la radio intelligente, les concepteurs de HDRem lui ont ajouté des entités pour gérer l'intelligence (observation de l'environnement et prise de décision). Ils ont ainsi proposé une nouvelle architecture appelée HDCRAM (*Hierarchical and Distributed Cognitive Radio Architecture Management*).

3.3 Description de l'architecture HDCRAM

3.3.1 Unités intelligentes et unités de reconfiguration

L'architecture HDCRAM, développée par [18] et reprise par le travail [91] au sein de l'équipe SCEE, est connue par deux caractéristiques principales, elle a une structure à la

fois distribuée et hiérarchique. L'approche distribuée adoptée pour gérer la reconfiguration et l'intelligence permet tout d'abord d'augmenter la réactivité du système vis-à-vis de son adaptation à l'environnement étant donné que l'interprétation des données et la prise de décision sont distribuées à plusieurs unités intelligentes. De plus, ceci permet la spécialisation des gestionnaires de reconfiguration pour chaque composant de la plateforme matérielle, ce qui prend en compte les spécificités de chacun d'entre eux. Pour éviter que la gestion distribuée de l'ensemble du système radio ne soit difficile, à cause du nombre de ressources à contrôler, HDCRAM met en place une structure hiérarchique en trois niveaux.

L'architecture HDCRAM est présentée dans la Figure 3.3, elle est composée de trois surcouches logicielles pour assurer d'une part la gestion de la reconfigurabilité, par les unités de reconfiguration notées *ReM* (*Reconfiguration Management*), et d'autre part la gestion de l'intelligence, par les unités intelligentes notées *CRM* (*Cognitive Radio Management*). Le niveau 3 (le plus bas) de cette architecture a pour rôle de gérer directement les opérateurs de la plateforme en spécifiant une unité de reconfiguration *L3_ReMU* et une unité intelligente *L3_CRMU* pour chaque opérateur cible. Dans le niveau 2, chaque couple d'unités *L2_ReMU*, *L2_CRMU* sert à superviser un ensemble d'opérateurs qui contribuent à une même tâche ou qui s'exécutent sur le même matériel, formant ainsi un sous-système ou une fonction. Quant au premier niveau (le plus haut) il est dédié à la supervision globale de la reconfigurabilité du système entier grâce à l'unité de reconfiguration *L1_ReM* et à l'unité d'intelligence *L1_CRM*. Ce niveau a pour rôle d'assurer l'interactivité avec l'extérieur en garantissant les qualités de services demandées par les utilisateurs et les règles du standard utilisé.

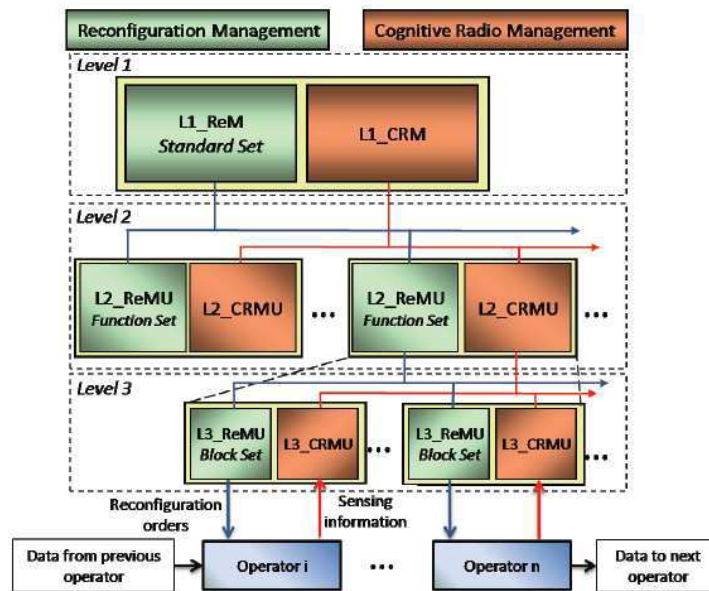


FIGURE 3.3 – Architecture HDCRAM pour une radio intelligente [18]

Un opérateur est un élément de traitement qui peut avoir plusieurs fonctions, il peut être :

3.3 Description de l'architecture HDCRAM

- un opérateur de traitement classique et non reconfigurable (Figure 3.4(a))
- un opérateur reconfigurable uniquement (Figure 3.4(b))
- un opérateur dont les facultés sont limitées à la remontée de données uniquement comme le cas des capteurs, (Figure 3.4(c))
- un opérateur qui est à la fois reconfigurable et capable de fournir des données (Figure 3.4(d))

Les opérateurs qui ne sont pas des capteurs peuvent fournir des informations sur leurs états de fonctionnement (état de reconfiguration, erreur de fonctionnement, blocage etc.). Quand un opérateur est reconfigurable il est lié à une unité de reconfiguration *L3_ReMu* pour gérer sa reconfiguration. S'il a des capacités de remontée de données il est lié à une unité intelligente *L3_CRMu* qui récupère ces données. Lors de la conception de l'architecture HDCRAM les auteurs ont supposé, par soucis de généralité, que tous les opérateurs de traitement sont reconfigurables et participent à la remontée de données. Par conséquent, chaque opérateur est lié à une unité de reconfiguration et une unité intelligente.

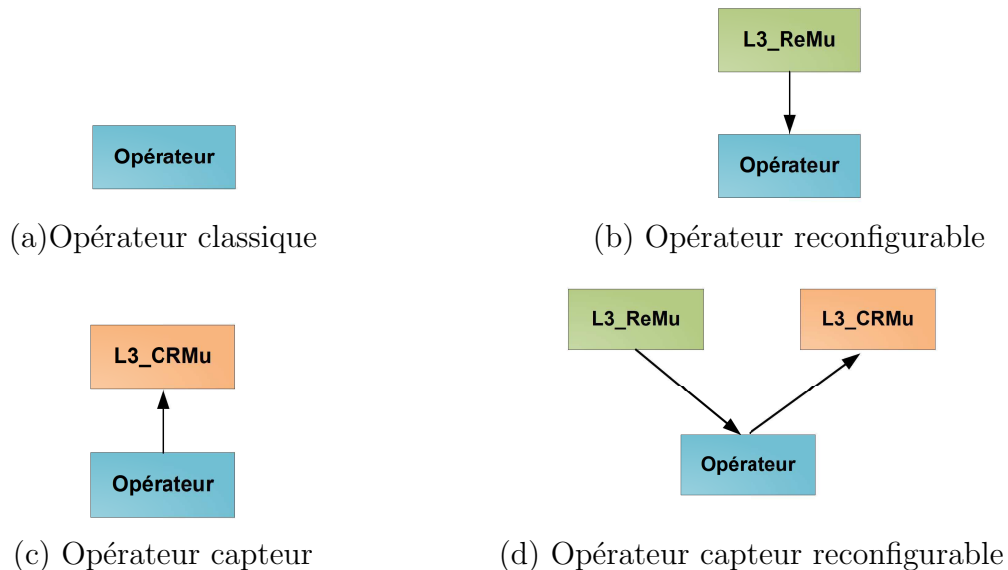


FIGURE 3.4 – Intégration d'un opérateur dans l'architecture HDCRAM [18]

La figure 3.5 décrit les interactions entre les différentes unités de l'architecture HDCRAM. Les unités intelligentes *CRM* permettent de capturer les métriques des opérateurs ou des fonctions à leurs charges, de les interpréter et de prendre les décisions concernant leurs reconfigurations. Pour cela chaque unité intelligente d'un niveau i , Li_CRMu , collecte un nombre de métriques qu'elle récupère du niveau $i + 1$, les interprète et réagit en donnant sa décision, concernant le type de reconfiguration à effectuer, à l'unité de reconfiguration de son niveau Li_ReMu . En outre, cette décision est aussi transmise vers une ou plusieurs unités intelligentes du niveau supérieur ($i - 1$). Ces unités intelligentes ont un comportement autonome et disposent d'algorithmes d'apprentissage leur permettant de s'adapter et d'apprendre de leurs expériences précédentes, elles se comportent alors comme des agents intelligents.

Quant aux unités de reconfiguration *ReMu*, elles se chargent de gérer la reconfiguration des différents éléments de la plateforme selon les décisions prises par les unités *CRM*. Pour cela, chaque unité de reconfiguration de niveau i , Li_ReMu , récupère les ordres

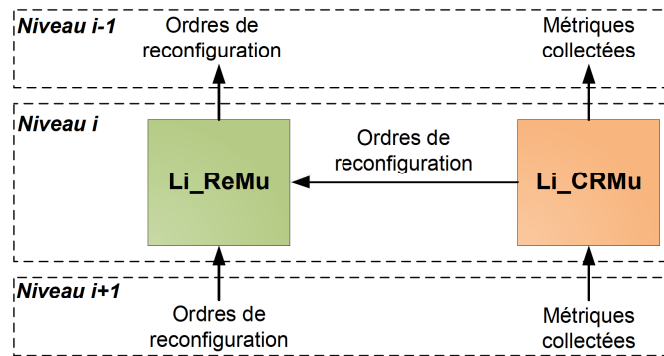


FIGURE 3.5 – Interaction entre les unités ReM et les unités CRM [18]

de reconfiguration venant de l'unité intelligente *Li_CRMu* de même niveau ainsi que les données de reconfiguration des unités *ReM* du niveau supérieur ($i - 1$), pour les transmettre aux unités *ReM* du niveau inférieur ($i + 1$).

Une des caractéristiques les plus importantes de HDCRAM est l'union entre une unité de reconfiguration et une unité intelligente de même niveau d'abstraction. Ceci permet en effet une séparation fonctionnelle et physique entre le chemin de données de reconfiguration et celui des données de la décision (métriques). La figure 3.6 illustre les flux des données entre les unités. Le chemin des données de reconfiguration assure un flux descendant des ordres de reconfiguration entre les unités *ReM* jusqu'aux opérateurs de la plateforme. Quant au chemin des données de décision, il assure un flux ascendant des métriques entre les unités *CRM*. La nature et le rôle des données collectées ou envoyées par les unités *CRM* et *ReM* n'ont pas été spécifiés par les concepteurs, ces données dépendent des techniques d'apprentissage et des algorithmes de décision adoptés dans les unités intelligentes *CRM* dans chaque niveau.

Les unités *ReM* et *CRM* qui sont associées dans un niveau partagent l'accès à certaines connaissances qui leur sont utiles à savoir le type de configuration de l'élément en charge, les ressources disponibles, les besoins des utilisateurs ou encore les instructions du réseau. Du fait de la structure hiérarchique de HDCRAM, ces unités n'ont pas besoin d'accéder à toutes les données disponibles, mais elles ne disposent que d'une vue partielle des connaissances qui sont utiles selon leur niveau. Ainsi, les unités de niveau 3 auront seulement accès par exemple aux fichiers exécutables et aux paramètres de configuration des opérateurs de la plateforme. Celles du niveau 2 auront un accès à des connaissances concernant un sous-système ou une fonction. Quant aux unités de niveau 1, elles ne disposent que des données relatives aux besoins en qualité de services des utilisateurs, aux règles et instructions du réseau et aux politiques de sécurité étant donné que ce niveau se présente comme une interface avec le monde extérieur. Les concepteurs de HDCRAM ont organisé ces connaissances sous formes de bibliothèques.

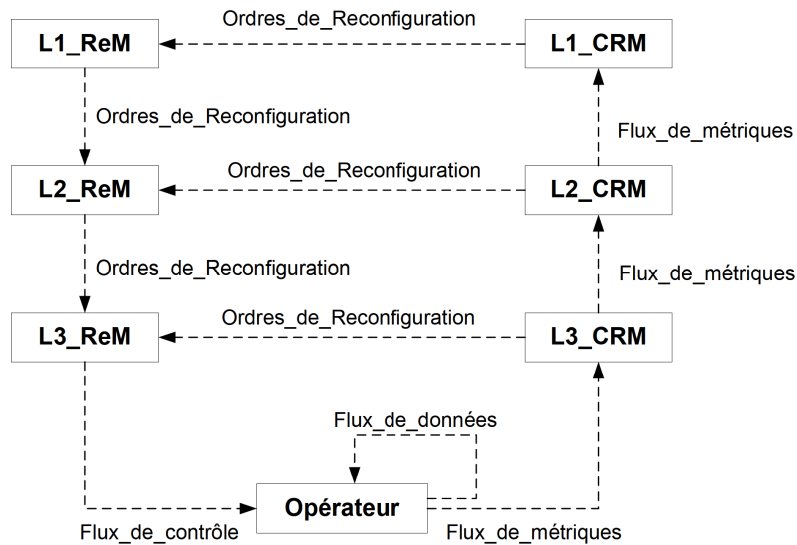


FIGURE 3.6 – Flux de données dans l'architecture HDCRAM

3.3.2 Cycle intelligent dans HDCRAM

La structure de l'architecture HDCRAM montre l'exécution du cycle intelligent que nous avons présenté dans la figure 1.5. Vu la structure hiérarchique de HDCRAM, il est possible que ce cycle soit effectué à plusieurs niveaux différents, comme nous le montrons dans la figure 3.7. Ceci présente de nombreux avantages, en effet, tout d'abord quand la décision est limitée au niveau $L3$ pour reconfigurer un capteur (figure 3.7 (a)), le cycle intelligent effectué permet une grande réactivité de reconfiguration. Etant donné que les données n'ont pas besoin de remonter plus haut que $L3 - CRM$, la décision est gérée au niveau $L3$ et ignorée des niveaux supérieurs, le cycle est donc bouclé rapidement ce qui réduit le temps de réaction du système. Le cas d'un cycle moyen limité au niveau $L2$, comme le montre la figure 3.7 (b), s'applique quand la décision de reconfiguration concerne un sous-système (ou fonction) qui dépend d'un ou de plusieurs opérateurs. Les données remontées de ces opérateurs peuvent aussi servir à une autre unité de décision de niveau $L2$, responsable d'une autre fonction, qui exécute en même temps son propre cycle intelligent. Les données fournies par les capteurs sont ainsi partagées entre plusieurs unités intelligentes du niveau $L2$. Le plus grand cycle intelligent s'exécute au niveau $L1$, comme le montre la figure 3.7 (c), il s'agit dans ce cas d'une reconfiguration système qui a des conséquences sur les niveaux $L2$ et $L3$.

Ainsi, l'échelle du cycle intelligent dépend de la nature de la décision de reconfiguration, cependant actuellement le choix de cette échelle est fixé a priori par le concepteur de l'architecture.

3.4 Méta-modèle de l'architecture HDCRAM

modélisation UML

Les sciences informatiques ont offert des outils de conception permettant de modéliser des applications sans se soucier des contraintes matérielles ou des changements techno-

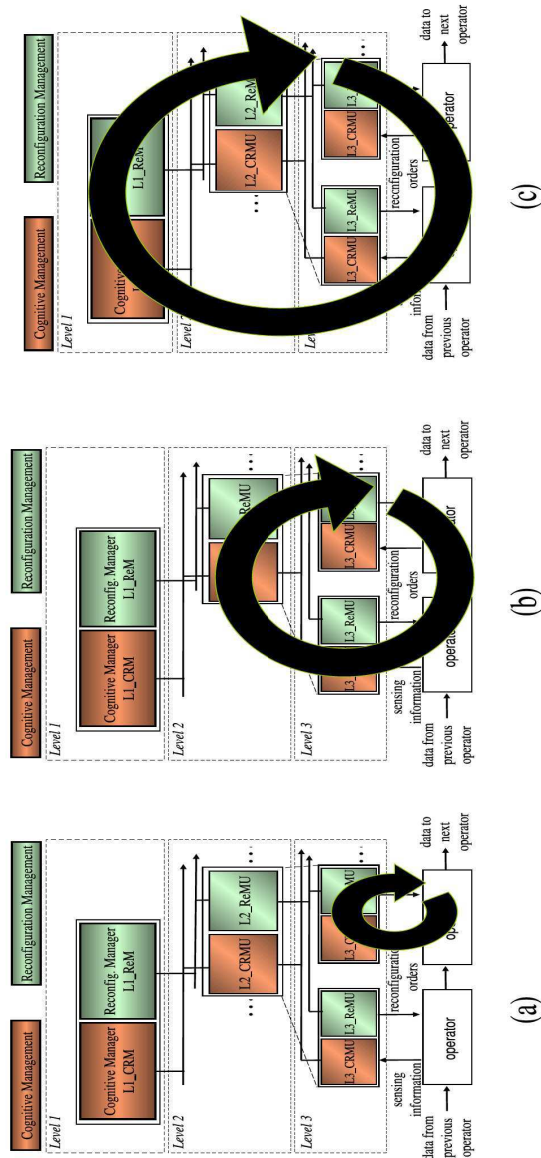


FIGURE 3.7 – Différences de rapidité de traitement de l’intelligence entre les unités CRM [18]

logiques. En particulier l’approche de conception orientée objet est applicable à la radio logicielle et à la radio intelligente. En effet, la notion d’encapsulation qu’elle offre est adaptée au changement ou au remplacement d’un module de traitement comme l’exige la reconfiguration en radio logicielle. La modélisation orientée objet d’un système complexe caractérise ses fonctionnalités en les décomposant en un ensemble d’objets qui communiquent entre eux. Ceci permet d’uniformiser les interfaces de communication et d’étendre leur réutilisabilité. Dans ce cadre, le groupe OMG (*Object Management Group*) a défini la modélisation MDA (*Model Driven Architecture*) ou architecture dirigée par les modèles pour modéliser des systèmes complexes avec l’approche orientée objet en utilisant un langage de haut niveau d’abstraction UML (*Unified Modeling Language*). Un métamodèle est une façon de définir des règles de conception afin d’adapter la sémantique UML à un domaine particulier.

Le métamodèle HDCRAM

Les concepteurs de l'architecture HDCRAM ont eu recours à une modélisation de type UML et ont proposé un métamodèle illustré par la figure 3.8 que nous avons extrait du travail [91].

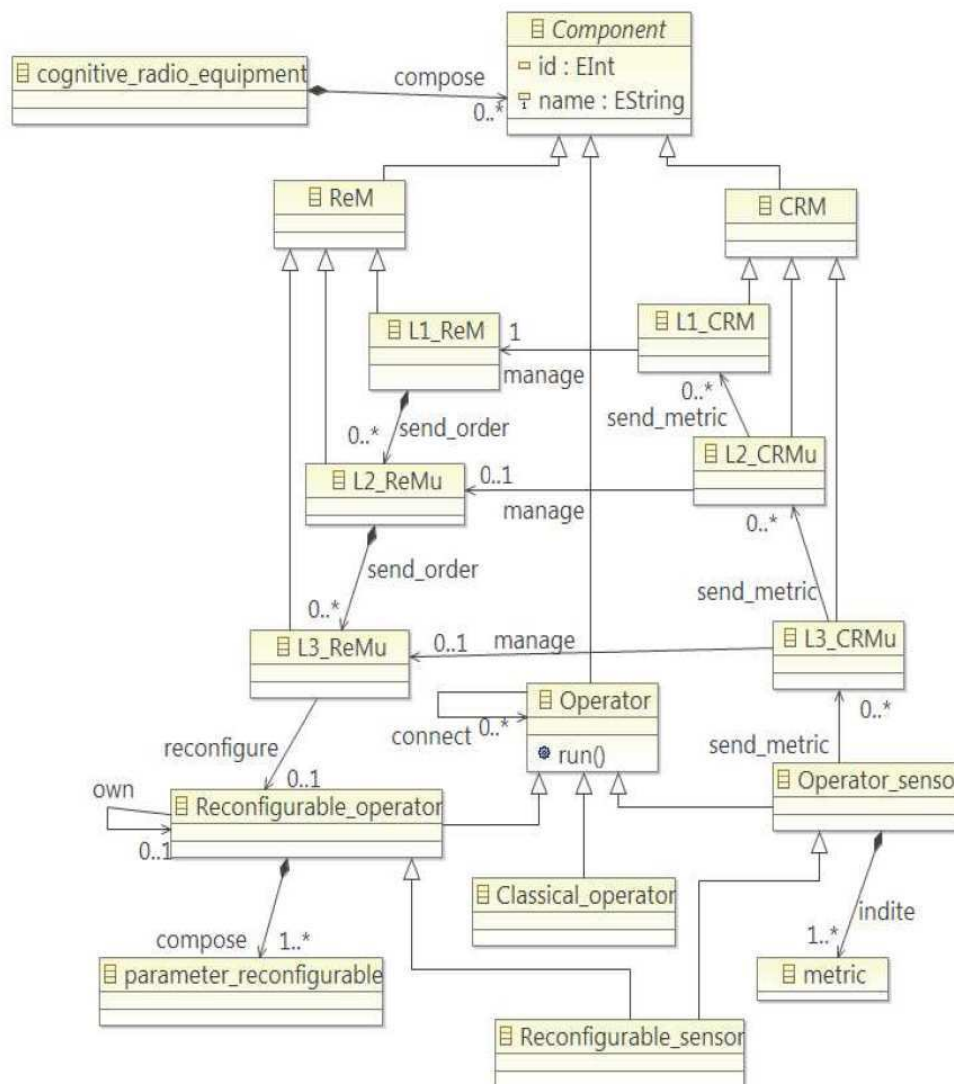


FIGURE 3.8 – Métamodèle HDCRAM [91]

Il s'agit d'un diagramme de classes dans lequel les composants de l'architecture HDCRAM sont définis comme étant des objets représentés par des classes en relation entre elles. Les notations UML utilisées dans ce métamodèle sont expliquées dans la figure 3.9. Une classe est un ensemble de fonctions, nommées *opérations* et un ensemble de données,

nommées *attributs*, qui permet de décrire le comportement et le type d'un ensemble d'objets.

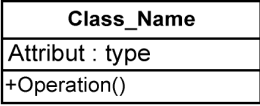

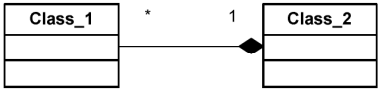

Nom du Composant / Relation	Notation	Type
Cognitive_radio_equipment Component Operator ReM, Li_ReM CRM, Li_CRM Operator_sensor Classical_operator Reconfigurable_operator Reconfigurable_sensor		Classe
Implement		Relation de généralisation (la classe 'Class_2' est une généralisation de la classe 'Class_1')
send_order		Relation de composition (La classe 'Class_2' est composée de plusieurs classes 'Class_1')
send_metric reconfigure manage		Relation d'association

FIGURE 3.9 – Notations UML du métamodèle HDCRAM

Les classes *Li_ReM* et *Li_CRM* héritent des classes *ReM* et *CRM*, appelées classes parents. Ces classes parents fournissent aux éléments de HDCRAM une interface générique qui assure leur réutilisabilité à travers différents équipements. Par contre le comportement des classes enfants (les classes qui héritent) peut être spécialisé dans chaque niveau de l'architecture pour s'adapter au contexte d'utilisation. Par exemple, les classes enfants *L1_ReM*, *L2_ReM*, *L3_ReM* (respectivement *L1_CRM*, *L2_CRM*, *L3_CRM*) héritent des opérations et des attributs de *Li_ReM* (respectivement de *CRM*), mais elles ont des comportements différents, chacune selon le contexte de son niveau.

Un équipement de radio intelligente, représenté par la classe *cognitive_radio_equipment*, est un ensemble de composants (classe *component*) qui peuvent être des opérateurs ou des unités de reconfiguration ou des unités intelligentes. Un opérateur (classe *Operator*) peut être un opérateur classique non reconfigurable (classe *Classical_Operator*), ou un opérateur reconfigurable (classe *Reconfigurable_Operator*), ou un capteur uniquement (classe *Operator_sensor*), ou un capteur reconfigurable (classe *Reconfigurable_sensor*).

Le flux des données dans HDCRAM est traduit dans le métamodèle par des relations ; *send_order* pour les ordres de reconfiguration et *send_metric* pour l'envoi des données de décision. Nous remarquons que les concepteurs ont adopté le terme *metric* pour nommer toutes les informations nécessaires à la prise de décision par les unités *CRM*. La liaison transversale d'une unité *Li_CRM* vers une unité *Li_ReM*, décrite par l'associa-

tion *manage*, représente l'ordre de reconfiguration correspondant à la décision prise par l'unité *Li_CRM*. Enfin l'association *reconfigure* traduit l'action envoyée directement à l'opérateur pour le reconfigurer.

3.5 Intégration de notre méthode de décision dans HDCRAM

Cette façon de gérer l'intelligence dans HDCRAM est indépendante de la technique utilisée pour l'apprentissage et la décision, nous proposons alors d'insérer nos algorithmes de décision dans les unités *CRM* pour bénéficier des avantages d'intelligence distribuée. En effet, les procédures de modélisation statistique et d'évaluation peuvent être distribuées sur plusieurs modules intelligents. L'étape de caractérisation statistique des observations est répétée de la même façon et séparément pour tous les capteurs de l'environnement, nous pouvons alors dédier cette étape à plusieurs unités intelligentes chacune spécialisée pour un capteur. La deuxième étape d'évaluation et de prise de décision par les tests statistiques est aussi la même pour toutes les fonctions, il est alors possible d'effectuer cette opération en parallèle pour plusieurs objectifs par l'intermédiaire de plusieurs unités intelligentes.

En utilisant la modélisation UML de HDCRAM sous forme d'un diagramme de classes, nous présentons dans la figure 3.10 un '*mapping*' entre la structure de notre système de décision et celle de l'architecture HDCRAM. Pour inclure nos algorithmes, nous les représentons sous forme d'opérations et d'attributs dans les classes des unités *CRM* et nous définissons les associations entre elles. Selon ce '*mapping*', nous effectuons une correspondance entre les blocs du système de décision et les niveaux de hiérarchie de HDCRAM. Ainsi, les unités intelligentes de niveau 3 assurent l'étape de modélisation statistique des observations fournies par les capteurs. Celles du niveau 2 permettent l'évaluation et la prise de décision concernant une action de reconfiguration. Enfin, le niveau 1 s'assure d'organiser toutes les décisions prises au niveau 2.

Les opérations que nous définissons sont les suivantes :

- *Stat_Param_Estimate()* : Opération effectuée par l'unité *L3_CRMu* qui estime par la méthode du maximum de vraisemblance les paramètres statistiques σ et μ à partir des observations collectées du capteur.
Cette opération est exécutée lorsque l'opérateur est un capteur de l'environnement radio.
- *Define_Action()* : opération réalisée par l'unité intelligente *L2_CRMu* qui décide une action particulière (*beamforming*, égalisation, modulation,...). Elle récupère les paramètres statistiques à partir des unités *L3_CRMu* des opérateurs nécessaires à un même traitement, ensuite elle les évalue et prend la décision correspondante. Cette évaluation est effectuée à partir des règles de décision statistiques δ_i concernant une action.
- *global_decision_manage()* : opération effectuée par l'unité intelligente *L1_CRMu* qui récupère les décisions des différentes unités *L2_CRMu* et les optimise de façon à satisfaire les besoins en qualité de service demandée par les utilisateurs.

Quant aux fonctions suivantes, elles décrivent les relations entre les différentes unités

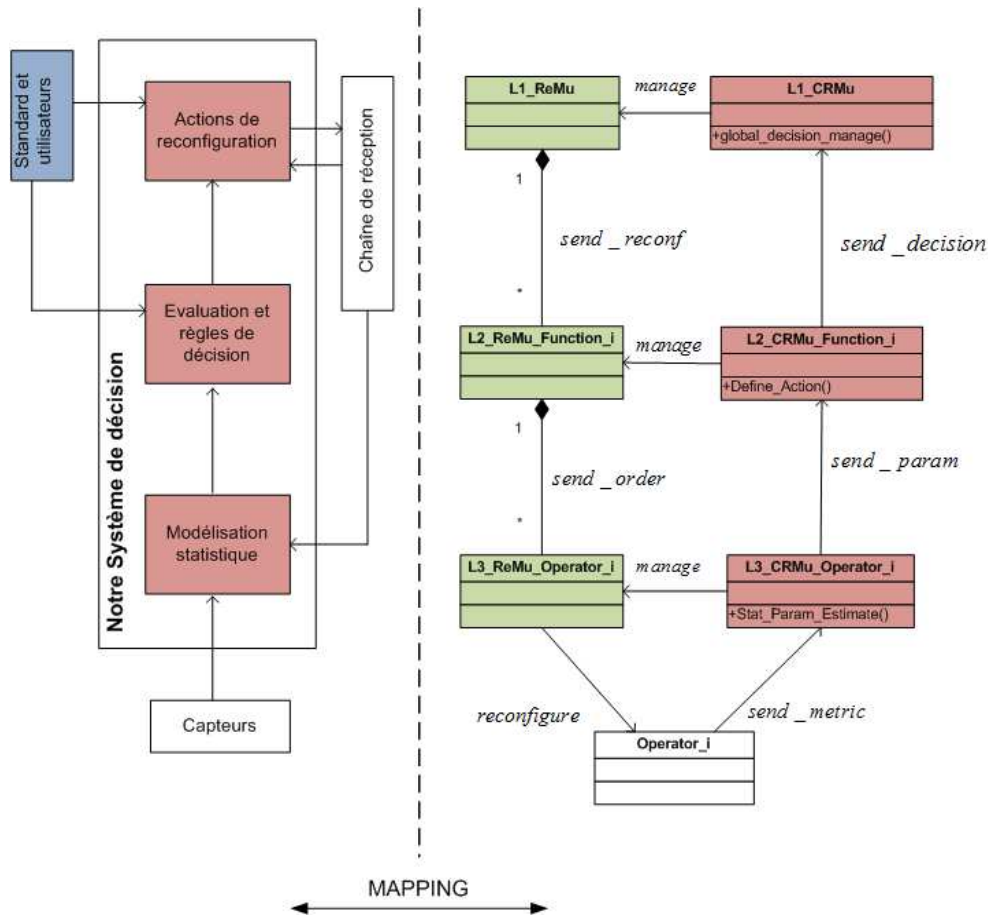


FIGURE 3.10 – Mapping des algorithmes de décision dans HDCRAM

de l'architecture :

- *Send_Metric* : fonction qui transmet les données de l'opérateur vers l'unité intelligente *L3_CRMu*. S'il s'agit d'un capteur, cette fonction transmet les observations de la métrique estimée, s'il s'agit d'un opérateur de traitement reconfigurable alors les données transmises sont des informations sur l'état de l'opérateur (coefficients, état de la reconfiguration, erreurs, etc...).
- *Send_Param* : fonction qui transmet des paramètres de l'unité *L3_CRMu* vers l'unité *L2_CRMu*. Ces paramètres peuvent être des paramètres statistiques (moyenne et variance) estimés par l'unité *L3_CRMu*, ou bien des paramètres sur l'état de l'opérateur à la charge de *L3_CRMu*.
- *Send_Decision* : Cette fonction transmet la décision prise de l'unité *L2_CRMu* vers *L3_CRMu*.
- *send_reconf* : fonction qui transmet les ordres de reconfiguration décidés au niveau 1 vers les unités de reconfiguration *L2_ReMu*
- *send_order* : fonction qui transmet les ordres de reconfiguration d'une unité *L2_ReMu* vers les unités de reconfiguration *L3_ReMu* qui sont à sa charge.
- *reconfigure* : fonction de reconfiguration qui est envoyée directement par une unité *L3_ReMu* vers l'opérateur à sa charge pour le reconfigurer.
- *manage* : fonction qui transmet la décision d'une unité intelligente *Li_CRMu* vers l'unité de reconfiguration *Li_ReMu* de même niveau.

3.6 Conclusion

Ce chapitre traite la gestion de l'intelligence et de la reconfiguration dans un équipement de radio intelligente, nous nous sommes basés sur l'architecture HDCRAM caractérisée par sa structure à la fois hiérarchique et distribuée. En utilisant le méta-modèle UML de HDCRAM, nous avons intégré notre technique de prise de décision, par modélisation statistique, dans cette architecture en effectuant un '*mapping*' entre nos algorithmes de décision et les différentes unités intelligentes de cette architecture. Afin de concrétiser notre méthode de décision ainsi que son inclusion dans HDCRAM, nous traitons, dans les chapitres qui suivent, des exemples de scénarios de décision de reconfiguration par modélisation statistique. Nous développons les capteurs et les opérateurs de traitement nécessaires, ainsi que les algorithmes (ou opérations) de décision.

Chapitre 4

Gestion de l'utilisation de l'égaliseur dans un récepteur de radio intelligente

Sommaire

4.1	Introduction	61
4.2	Principe de désactivation de l'égaliseur dans la littérature	62
4.3	Application de la méthode de décision par modélisation statistique	63
4.3.1	Définition et observation des métriques radio	63
4.3.2	Modélisation statistique et règle de décision	68
4.4	Etude des performances de la méthode de décision par modélisation statistique	73
4.4.1	Apport de la modélisation statistique dans la performance de décision	73
4.4.2	Influence de la gestion de l'égaliseur sur les performances du récepteur	74
4.4.3	Résultats de réduction de la complexité de calcul par gestion de l'égaliseur	78
4.5	Comparaison avec le travail de HUSSON	80
4.6	Intégration de la gestion de l'égaliseur dans l'architecture HDCRAM	82
4.7	Conclusion	85

4.1 Introduction

Nous traitons dans ce chapitre le scénario de décision de gestion de l'égaliseur, que nous avons introduit au chapitre 1 (Tableau 1.2, ligne 8 et ligne 11). Il s'agit de décider de désactiver ce composant ou de le garder selon l'état de l'environnement radio. Nous appliquons pour cela notre méthode de décision par modélisation statistique présentée au chapitre 2. Nous commençons le chapitre par présenter le principe de désactivation de l'égaliseur dans la littérature, cette idée a été traitée par certains travaux de recherche pour d'autres objectifs et dans différents contextes, autres que la radio intelligente. Nous

nous comparons aux résultats d'un travail en particulier, en termes de performance de décision et de réduction de la complexité. Par ailleurs nous consacrerons une section pour l'étude des performances en analysant l'effet de ce scénario sur le récepteur et sur sa complexité de calcul. Enfin, nous présenterons la modélisation du scénario obtenu, en utilisant le méta-modèle de HDCRAM et le 'mapping' que nous avons effectué au chapitre 3 (section 3.5).

4.2 Principe de désactivation de l'égaliseur dans la littérature

L'idée de limiter l'utilisation de l'égaliseur n'est pas nouvelle, dans la littérature nous avons trouvé des travaux de recherche à ce sujet dont le but n'était pas toujours de réduire l'énergie consommée. C'est le cas des travaux [92] et [93], en effet, dans [92] l'auteur voulait éviter la présence de l'égaliseur, quand il n'y a pas d'interférences inter-symboles. La raison est que la dégradation des performances de l'égaliseur, à cause des erreurs d'estimation du canal, est d'autant plus importante que les interférences inter-symboles sont faibles. La solution qui a été proposée dans ce travail est de mettre deux chaînes de détection du signal reçu, la première avec un égaliseur et la deuxième sans égaliseur, ensuite l'auteur utilise un algorithme pour sélectionner la chaîne correspondante selon que les interférences inter-symboles sont fortes ou pas. Le problème avec cette solution est que l'égaliseur est toujours activé afin de pouvoir évaluer sa sortie, mais aussi, une chaîne de détection sans égaliseur est ajoutée au récepteur, ce qui conduit à une augmentation de la complexité de calcul.

Dans le travail [93] les auteurs proposent de désactiver l'égaliseur dans des cas où ce composant a des impacts nuisibles, en particulier en présence de signaux parasites dans un récepteur radio FM. L'idée développée consiste à mettre en place un détecteur de tels signaux ; selon qu'un signal parasite est détecté ou pas l'égaliseur est désactivé ou gardé. Ce travail ne donne aucune indication par rapport à la complexité de calcul ou la consommation d'énergie de la solution proposée, et aucune étude n'a été faite à ce propos.

Nous nous intéressons en particulier à un travail de thèse effectué à Supélec par Husson, [94] [95], qui a mis en oeuvre le principe d'égalisation conditionnelle, il s'agit de s'abstenir d'utiliser l'égaliseur lorsque le canal présente peu d'interférences entre symboles. Pour cela, l'auteur a proposé deux méthodes pour définir des critères déterministes permettant d'évaluer l'état d'un canal. Grâce à ces critères le récepteur décide alors si l'égalisation sera présente ou pas. Le premier critère défini dans ce travail, noté C_1 , est basé sur l'énergie des trajets du canal de propagation. Ce critère indique que si l'énergie d'un trajet est très supérieure à l'énergie totale de tous les autres trajets, alors ce trajet domine et l'opération d'égalisation n'est pas mise en place. En notant γ_i l'énergie associée au trajet i , C_1 signifie donc :

- S'il existe i_{max} tel que $\sum_{i \neq i_{max}} \gamma_i < \beta \gamma_{i_{max}}$, alors on n'égalise pas
- Sinon on égalise

Avec β un coefficient multiplicatif défini par l'auteur pour le critère C_1 , ($0 < \beta < 1$). Dans son travail l'auteur a associé ce coefficient au pourcentage de non égalisation décrit

4.3 Application de la méthode de décision par modélisation statistique

dans le cas d'un canal à deux trajets comme étant la probabilité que $\gamma_0 < \beta\gamma_1$ ou que $\gamma_1 < \beta\gamma_0$ [94].

La deuxième méthode de décision proposée par [95] consiste à définir un deuxième critère C_2 basé sur la contribution des trajets à l'interférence entre symboles. Si la projection des autres trajets du canal, sur l'axe qui définit le trajet dominant, est plus petite en module alors les interférences inter-symboles sont considérées comme négligeables et l'égaliseur n'est pas utilisé. En notant θ_i la phase du trajet i . Le critère C_2 signifie alors :

- S'il existe i_{max} tel que $\sum_{i \neq i_{max}} \gamma_i |\cos(\theta_i - \theta_{i_{max}})|^2 < \beta\gamma_{i_{max}}$, alors on n'égalise pas
- Sinon on égalise

Dans les deux méthodes de décision, C1 et C2, l'auteur a supposé que le canal est parfaitement estimé et ne prend donc pas en considération les erreurs d'observation [94]. Dans la section 4.5 de ce chapitre nous allons comparer les résultats de ces deux méthodes avec ceux de notre méthode de décision par modélisation statistique, en termes de performances de décision et de réduction de la complexité de calcul dans une chaîne de réception.

4.3 Application de la méthode de décision par modélisation statistique

En suivant notre méthode de décision, représentée par le schéma fonctionnel de la figure 2.9 dans le chapitre 2, les observations des métriques radio estimées et fournies par les capteurs de l'environnement sont caractérisées statistiquement. Leurs modèles statistiques sont ensuite utilisés dans le calcul des règles de décision correspondantes à la gestion de l'égaliseur. Il est nécessaire de déterminer, tout d'abord, les métriques observables utiles pour ce scénario ainsi que les algorithmes qui les estiment [96],[97].

4.3.1 Définition et observation des métriques radio

Nous considérons un canal de propagation multi-trajets de taille L , nous notons :

- s : Le signal transmis
- y : Le signal reçu
- b : Un bruit blanc gaussien additif
- $h = (h_0, \dots, h_{L-1})$: Les coefficients du canal multi-trajets

Nous pouvons alors exprimer le signal reçu par la relation (4.1) :

$$y[k] = \sum_{i=0}^{L-1} h_i \cdot s[k-i] + b[k] \quad (4.1)$$

Le signal reçu peut être dégradé soit par les interférences inter-symboles, soit par le bruit additionnel, pour distinguer entre les deux sources de dégradation nous construisons deux métriques indépendantes que nous notons SNR_p et ISI . Nous définissons la métrique SNR_p comme étant le rapport signal sur bruit qui ne considère pas l'effet des interférences inter-symboles, quant à la deuxième métrique ISI nous supposons qu'elle détermine la puissance des interférences inter-symboles causées par les retards dûs aux trajets multiples du canal de propagation. Pour exprimer ces deux métriques nous considérons deux cas

de canaux multi-trajets ; un canal de Rice et un canal de Rayleigh.

Concernant le canal de Rice, il est caractérisé par un trajet direct vers l'émetteur, le signal reçu peut être alors exprimé comme suit :

$$y[k] = h_0 s[k] + \sum_{i=1}^{L-1} h_i \cdot s[k-i] + b[k] \quad (4.2)$$

La métrique SNR_p évalue le niveau de dégradation observée dans le trajet direct représenté par le coefficient h_0 , nous l'exprimons alors par la relation (4.3) :

$$SNR_p = \frac{|h_0|^2 \cdot \sigma_s^2}{\sigma_b^2} \quad (4.3)$$

σ_s^2 et σ_b^2 représentent respectivement la variance du signal en entrée et celle du bruit gaussien additif.

Pour exprimer la deuxième métrique ISI nous nous intéressons au terme $\sum_{i=1}^{L-1} h_i \cdot s[k-i]$ de la relation (4.2) qui décrit le phénomène des interférences inter-symboles conséquence de la propagation multi-trajets. A partir de ce terme nous appliquons l'espérance mathématique au carré, E , pour déduire une quantité de puissance exprimée par la relation (4.4) en supposant que les symboles transmis $s[k]$ suivent une distribution uniforme de moyenne nulle.

$$ISI = E \left\{ \left| \sum_{i=1}^{L-1} h_i \cdot s[k-i] \right|^2 \right\} \quad (4.4)$$

En supposant aussi que les symboles $s[k]$ sont indépendants et identiquement distribués, nous pouvons exprimer la relation ISI par la relation (4.5) :

$$ISI = \sum_{i=1}^{L-1} |h_i|^2 \cdot E\{|s[k-i]|^2\} \quad (4.5)$$

Dans le cas d'un canal de Rayleigh, ce dernier ne contient pas de trajet direct, par conséquent pour exprimer SNR_p nous nous référons au trajet qui a la plus grande énergie transmise ce qui correspond au rapport signal sur bruit SNR_p le plus grand. Nous notons le coefficient de ce trajet par $|h_i|_{max}$ nous obtenons alors :

$$SNR_p = \frac{|h_i|_{max}^2 \sigma_s^2}{\sigma_b^2} \quad (4.6)$$

Avec :

- $SNR_p > (SNR_i)_{(i=0, \dots, L-1), i \neq imax}$
- $SNR_i = \frac{|h_i|^2 \sigma_s^2}{\sigma_b^2}$ le rapport signal sur bruit dans le i^{eme} trajet
- $imax$ indice de $|h_i|_{max}$

Les coefficients des autres trajets $(h_i)_{i \neq imax}$ sont utilisés pour exprimer la métrique ISI comme le montre la relation (4.7)

$$ISI = \sum_{(i=0, i \neq imax)}^{L-1} |h_i|^2 \cdot E\{|s[k-i]|^2\} \quad (4.7)$$

4.3 Application de la méthode de décision par modélisation statistique

Pour le canal de Rice, le trajet direct h_0 représente aussi le trajet avec l'énergie maximale h_{imax} , par conséquent les métriques SNR_p et ISI sont exprimées dans les deux cas de canaux selon les relations (4.8) et (4.9) tout en supposant que le signal transmis est normalisé ($E\{|s[k-i]|^2\} = 1$) et que les symboles transmis suivent une distribution uniforme de moyenne nulle.

$$SNR_p = \frac{|h_i|_{max}^2}{\sigma_b^2} \quad (4.8)$$

$$ISI = \sum_{(i=0, i \neq imax)}^{L-1} |h_i|^2 \quad (4.9)$$

Etant donné que SNR_p et ISI se basent sur les coefficients du canal de propagation $(h_i)_{i=0..L-1}$, nous avons donc besoin d'un algorithme d'estimation du canal pour observer ces métriques.

$$\widehat{SNR}_p = \frac{|\widehat{h}_i|_{max}^2}{\sigma_b^2} \quad (4.10)$$

$$\widehat{ISI} = \sum_{(i=0, i \neq imax)}^{L-1} |\widehat{h}_i|^2 \quad (4.11)$$

Dans la littérature, plusieurs techniques d'estimation de canal sont proposées, il existe des techniques en aveugle, d'autres avec symboles pilotes, des techniques adaptatives et des techniques non adaptatives. Pour choisir la technique que nous utiliserons dans l'estimation de nos métriques, nous nous basons sur deux critères, celui de l'erreur d'estimation et celui de la complexité de calcul. En effet, nous visons une technique qui nous donne le meilleur compromis entre une erreur quadratique moyenne minimale et une complexité de calcul minimale. Nous proposons d'étudier ce compromis à partir de quatre méthodes d'estimation de canal ;

- Technique LS (Least Square) [98]

C'est une technique non adaptative basée sur la connaissance d'une séquence d'entraînement du signal transmis. Pour chaque trame reçue, une matrice M_1 d'entraînement est définie comme suit :

$$M_1 = \begin{pmatrix} m_{L-1} & \cdots & m_0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ m_{p+L-2} & \cdots & m_{p-1} \end{pmatrix} \text{ Avec } p, \text{ le nombre de symboles pilotes.}$$

L'algorithme d'estimation LS consiste alors à minimiser l'erreur quadratique :

$$\begin{aligned} \widehat{h}_{LS} &= \underset{h}{\operatorname{argmin}} \|y - M_1 \underline{h}^T\|^2 \\ &= (M_1^H M_1)^{-1} M_1^H y \end{aligned} \quad (4.12)$$

Les notations $()^H$ et $()^{-1}$ représentent respectivement la matrice hermitienne et la matrice inverse, \underline{h} est le vecteur des coefficients du canal de propagation et la notation \widehat{h} représente l'estimation de h .

- Technique LMS (Least Mean Square)

C'est une méthode adaptative d'estimation de canal basée sur le gradient stochastique. En supposant e l'erreur du filtre adaptatif à l'instant n tel que $e(n) =$

$y(n) - \widehat{\underline{h}}_{LMS}^T(n)\underline{s}(n)$, l'estimation des coefficients à l'instant $n + 1$ est exprimée par la relation (4.13).

$$\widehat{\underline{h}}_{LMS}(n+1) = \widehat{\underline{h}}_{LMS}(n) + \mu e(n)\underline{s}^H(n) \quad (4.13)$$

Le paramètre μ représente le pas d'adaptation et il a une influence sur la convergence de l'algorithme.

– Technique par intercorrélacion

Nous avons développé cette méthode d'estimation du canal en nous inspirant du travail [99]. L'idée consiste à déterminer la valeur de h_i en appliquant l'intercorrélacion entre le symbole reçu $y[k]$ et les symboles transmis $s[k - i]$ retardés de $i = (0, \dots, L - 1)$. Ce produit d'inter-corrélacion est exprimé comme suit :

$$E\{[s[k - i]^* \cdot y[k]]\} = E\{[s[k - i]^* (\sum_{i=0}^{L-1} h_i \cdot s[k - i] + b[k])]\} = h_i \quad (4.14)$$

En pratique, le terme $E\{[s[k - i]^* \cdot y[k]]\}$ est approximé par un nombre fini de symboles pilotes pour fournir une estimation de la valeur du coefficient c'est à dire \widehat{h}_i .

– Technique du Module Constant [100] [101]

C'est aussi une technique adaptative mais en aveugle, contrairement aux trois techniques précédentes à symboles pilotes, c'est une méthode qui n'a pas de mauvais impact sur le débit utile. L'algorithme d'estimation minimise la fonction de coût $J\{|V_n|^2 - C\}^2$ avec :

$$- C = \frac{E[s^4]}{E[s]^2}$$

$$- V_n = \widehat{\underline{h}}_{CMA}(n)\underline{Y}(n)$$

$$- \underline{Y}_n = [y(n), \dots, y(n - L)]$$

L'estimation des coefficients à l'instant $n + 1$ est exprimée par la relation (4.15).

$$\widehat{\underline{h}}_{CMA}(n+1) = \widehat{\underline{h}}_{CMA}(n) - \mu \underline{Y}(n) V_n (|V_n|^2 - C) \quad (4.15)$$

Afin de choisir la meilleure technique d'estimation vis-à-vis du compromis entre l'erreur d'estimation et la complexité de calcul, nous dressons dans les figures 4.2 et 4.1 les courbes de MSE (Mean Square Error) de l'estimation de SNR_p et ISI en utilisant les techniques citées ci-dessus. Etant donné que nous sommes dans un environnement radio variable dans le temps, nous analysons l'effet de la variation de l'affaiblissement du trajet ainsi que celui de la variation du niveau des interférences inter-symboles sur l'erreur d'estimation (MSE). Pour cela nous dressons les courbes $MSE(\widehat{ISI}) = f(ISI)$, $MSE(\widehat{SNR}_p) = f(SNR_p)$ et $MSE(\widehat{SNR}_p) = f(ISI)$, $MSE(\widehat{ISI}) = f(SNR_p)$. Ensuite nous calculons la complexité de calcul de l'estimation de ces deux métriques pour chacune des techniques que nous évaluons comme le nombre d'opérations de multiplications. Les tableaux 4.2 et 4.1 présentent la complexité de calcul notée CC respectivement pour l'estimation de SNR_p et ISI en utilisant les quatre méthodes d'estimation de canal citées. Nous définissons les notations suivantes :

- \widehat{Metric}^{LS} , \widehat{Metric}^{LMS} , \widehat{Metric}^{CMA} et \widehat{Metric}^{inter} : La valeur estimée de la métrique $Metric$ en utilisant les techniques LS, LMS, CMA et par intercorrélacions. La notation $Metric$ peut être SNR_p ou ISI .

4.3 Application de la méthode de décision par modélisation statistique

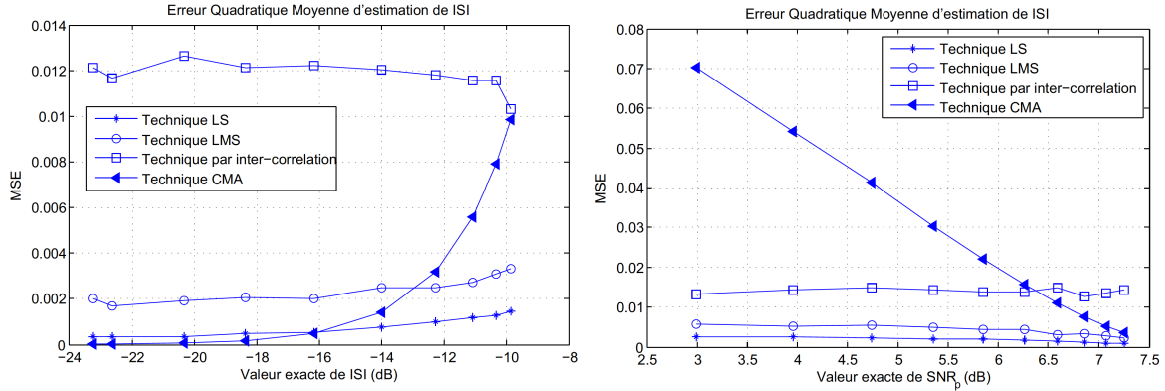
TABLE 4.1 – Complexité de calcul de l'estimation de ISI

Technique d'estimation de ISI	Complexité de calcul
\widehat{ISI}^{LS}	$CC_{ISI}^{LS} = 2pL^2 + pL + L + (L - 1)L^2L! - 1$
\widehat{ISI}^{LMS}	$CC_{ISI}^{LMS} = 2Lp + p + L - 1$
\widehat{ISI}^{CMA}	$CC_{ISI}^{CMA} = N1(2L^2 + L + 4) + L - 1$
\widehat{ISI}^{inter}	$CC_{ISI}^{inter} = 2L - 1 + \sum_{i=1}^{L-1} (p - i)$

TABLE 4.2 – Complexité de calcul de l'estimation de SNR_p

Technique d'estimation de SNR_p	Complexité de calcul
\widehat{SNR}_p^{LS}	$CC_{SNR_p}^{LS} = 2pL^2 + 2 + pL + (L - 1)L^2L!$
\widehat{SNR}_p^{LMS}	$CC_{SNR_p}^{LMS} = 2Lp + 2 + p$
\widehat{SNR}_p^{CMA}	$CC_{SNR_p}^{CMA} = N1(2L^2 + L + 4) + 2$
\widehat{SNR}_p^{inter}	$CC_{SNR_p}^{inter} = p + 3$

- p : Le nombre de symboles pilotes pour les techniques non aveugles.
- $N1$: Le nombre de symboles reçus utilisés dans la technique en aveugle du module constant
- L : La taille du canal de propagation.



(a) $MSE(\widehat{ISI}) = f(ISI)$, $SNR_p = 8dB$

(b) $MSE(\widehat{ISI}) = f(SNR_p)$

FIGURE 4.1 – Erreur quadratique moyenne de \widehat{ISI} , dans un canal Rice de 5 trajets

D'après les courbes des figures 4.1(a) et 4.1(b) nous pouvons remarquer tout d'abord que la technique du module constant présente des erreurs d'estimation qui augmentent quand l'affaiblissement du trajet est grand ou quand le niveau des interférences inter-symboles est élevé. En effet, plus la puissance des interférences inter-symboles ISI augmente, plus l'erreur quadratique moyenne d'estimation de ISI augmente (Figure 4.1(a)), de même, plus le rapport signal sur bruit SNR_p est dégradé, plus cet erreur augmente (Figure 4.1(b)). Nous pouvons noter la même remarque pour l'estimation de SNR_p à partir des courbes de la Figure 4.2(a) et (b). Nous pouvons conclure alors que la méthode d'estimation par module constant est très sensible au bruit et aux interférences inter-symboles, donc à la variation du canal. Cet aspect est un inconvénient pour estimer nos

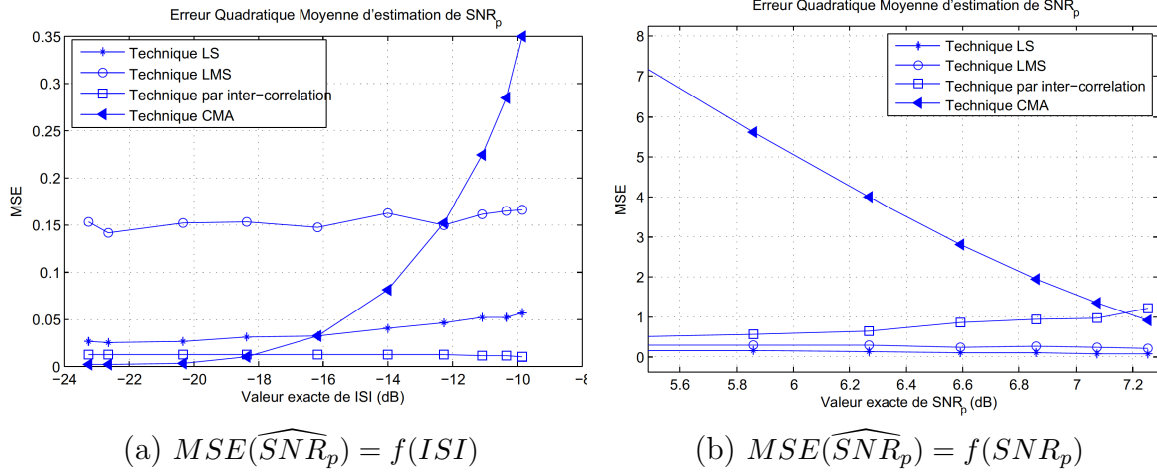


FIGURE 4.2 – Erreur quadratique moyenne de \widehat{SNR}_p , dans un canal Rice de 5 trajets

métriques étant donné que nous considérons un environnement variable dans le temps. Concernant la méthode par intercorrélation, cette technique est la moins complexe pour l'estimation de ISI et SNR_p , nous pouvons remarquer ceci à partir des tableaux 4.1 et 4.2 où la complexité de calcul pour l'algorithme d'estimation par intercorrélacion, CC_{ISI}^{inter} et $CC_{SNR_p}^{inter}$, est la plus faible. Cependant, l'erreur quadratique moyenne d'estimation est élevée par rapport à celles des méthodes LS et LMS, en particulier dans les courbes des figures 4.1(a), 4.1(b) et 4.2(b). Quant à la technique LS, bien qu'elle présente l'erreur d'estimation la plus faible, elle est la plus complexe et sa complexité de calcul est d'un ordre factoriel de la taille du canal. Par conséquent, vis-à-vis du compromis entre la performance d'estimation et la complexité du calcul, notre choix porte sur la technique LMS. Sa performance d'estimation est proche de celle de la technique LS et sa complexité de calcul est plus faible que celle de la technique LS.

4.3.2 Modélisation statistique et règle de décision

Caractérisation statistique des métriques observées (Bloc 1 du schéma fonctionnel - figure 2.9)

Le but de cette caractérisation statistique est de mesurer les incertitudes des observations, \widehat{SNR}_p et \widehat{ISI} , afin de les considérer dans le calcul de la règle de décision. Il s'agit d'apprendre, à partir de ces observations successives, le modèle statistique de ces dernières, c'est à dire leur densité de probabilité.

Nous considérons $\widehat{x}_{SNR_p}^i$ une observation \widehat{SNR}_p de la valeur de SNR_p obtenue à l'instant i , et \widehat{x}_{ISI}^i une observation \widehat{ISI} de la valeur de ISI . Les vecteurs $(\widehat{x}_{SNR_p}^1, \dots, \widehat{x}_{SNR_p}^n)$ et $(\widehat{x}_{ISI}^1, \dots, \widehat{x}_{ISI}^n)$ représentent alors n observations de SNR_p et ISI . Nous supposons que les éléments de chacune des suites $(\widehat{x}_{SNR_p}^i)_{i=1, \dots, n}$ et $(\widehat{x}_{ISI}^i)_{i=1, \dots, n}$ sont indépendants et identiquement distribués et qu'ils suivent les distributions de deux variables aléatoires que nous notons \widehat{X}_{SNR_p} et \widehat{X}_{ISI} .

Pour caractériser statistiquement les métriques SNR_p et ISI nous déterminons les densités de probabilités des variables \widehat{X}_{SNR_p} et \widehat{X}_{ISI} . En utilisant la méthode paramétrique d'estimation de la densité, le maximum de vraisemblance, il faut prédéterminer la forme

4.3 Application de la méthode de décision par modélisation statistique

de la distribution des observations qui dépend du type de capteur utilisé. Dans notre cas, les résultats de simulation des algorithmes d'estimation de SNR_p et de ISI ont donné une estimation des distributions des observations de ces deux métriques que nous présentons dans les figures 4.3(a) et 4.3(b). Il est vrai que ces deux distributions sont plus proches d'une distribution Log-normale, cependant les valeurs des observations de ISI et de SNR_p peuvent être des valeurs négatives ce qui est en contradiction avec la définition d'une densité de probabilité de type Log-normale. Pour résoudre ce problème nous approximations ces deux distributions par une distribution gaussienne.

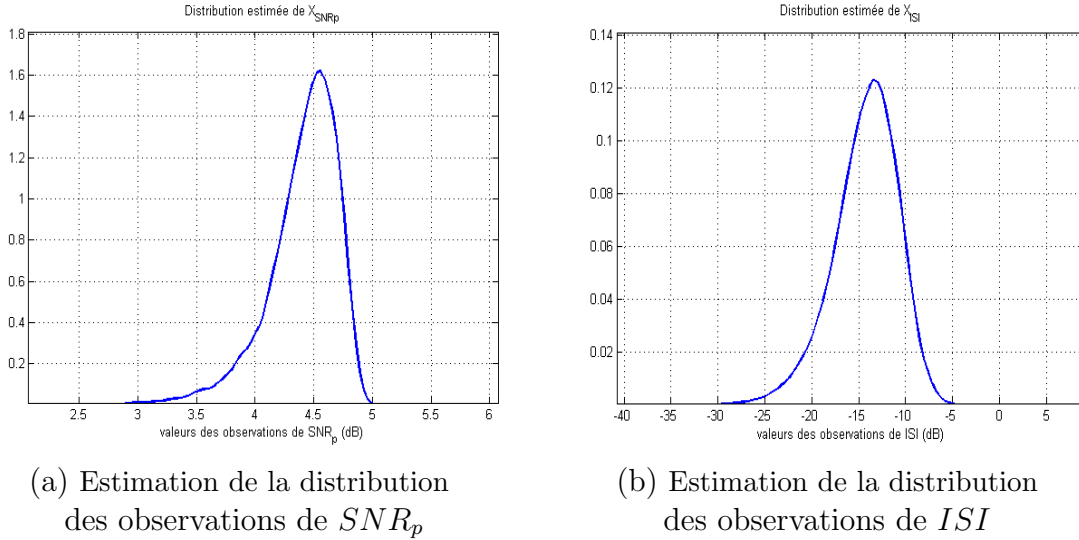


FIGURE 4.3 – Distributions des estimations des métriques obtenues par simulation

Nous notons alors $N(\hat{\mu}_{SNR_p}^{ML}, \hat{\sigma}_{SNR_p}^{ML})$ et $N(\hat{\mu}_{ISI}^{ML}, \hat{\sigma}_{ISI}^{ML})$ les lois de probabilités de \hat{X}_{SNR_p} et \hat{X}_{ISI} de forme gaussienne, en appliquant la technique d'estimation du maximum de vraisemblance, les paramètres statistiques de ces densités de probabilités sont alors déterminés par les relations (4.16), (4.17), (4.18) et (4.19).

$$\hat{\mu}_{SNR_p}^{ML} = \frac{1}{n} \sum_{i=0}^n \hat{x}_{SNR_p}^i \quad (4.16)$$

$$\hat{\sigma}_{SNR_p}^{ML} = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=0}^n (\hat{x}_{SNR_p}^i - \hat{\mu}_{SNR_p}^{ML})^2} \quad (4.17)$$

$$\hat{\mu}_{ISI}^{ML} = \frac{1}{n} \sum_{i=0}^n \hat{x}_{ISI}^i \quad (4.18)$$

$$\hat{\sigma}_{ISI}^{ML} = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=0}^n (\hat{x}_{ISI}^i - \hat{\mu}_{ISI}^{ML})^2} \quad (4.19)$$

Les observations fournies par les estimateurs de SNR_p et de ISI ainsi que leur caractérisation statistique vont être prises en compte dans l'évaluation de l'état de l'environnement radio et le calcul de la règle de décision correspondante pour décider entre le fait de désactiver l'égaliseur et le fait de le garder. Afin d'évaluer l'environnement, nous déterminons les situations du canal radio qui nécessitent la présence d'un égaliseur et

celles où il est possible de se passer de ce composant. Ceci traduit en effet le compromis entre l'amélioration de la qualité du canal et la réduction de la complexité de calcul.

Evaluation et prise de décision (Bloc 2 du schéma fonctionnel - figure 2.9)

Pour évaluer la qualité du canal à partir des métriques ISI et SNR_p nous avons défini les seuils λ_{ISI} et λ_{SNR} , le premier représente la puissance des interférences inter-symboles pour un taux d'erreur binaire de 10^{-3} . Selon la courbe que nous représentons dans la figure 4.4, cette valeur est $\lambda_{ISI} = -10.7dB$. Au dessus de ce seuil les interférences inter-symboles dégradent le signal et dans ce cas l'égaliseur est nécessaire pour améliorer la qualité du signal. Par contre en dessous de λ_{ISI} le niveau des interférences n'est plus néfaste pour le signal reçu, et dans ce cas il est possible de désactiver l'égaliseur. Pour le seuil λ_{SNR} , nous le définissons comme étant le rapport signal sur bruit en dessous duquel la présence de l'égaliseur peut avoir un effet dégradant pour le signal reçu et dans ce cas il doit être désactivé. La courbe que nous traçons de la figure 4.5 décrit le rapport entre le taux d'erreur binaire après l'égalisation et celui avant l'égalisation en fonction de la valeur de SNR_p . Quand ce rapport est inférieur à 1, ceci implique que l'égaliseur a bien réduit les interférences inter-symboles, par contre quand ce rapport est supérieur à 1 le taux d'erreur binaire augmente suite à l'égaliseur ce qui signifie qu'il a un effet dégradant pour le signal. La valeur seuil λ_{SNR} dans cet exemple est $\lambda_{SNR} = 0.32dB$. Etant donné ces hypothèses sur les seuils d'évaluation, nous résumons les différents états évalués de l'environnement ainsi que les décisions correspondantes dans le tableau 4.3.

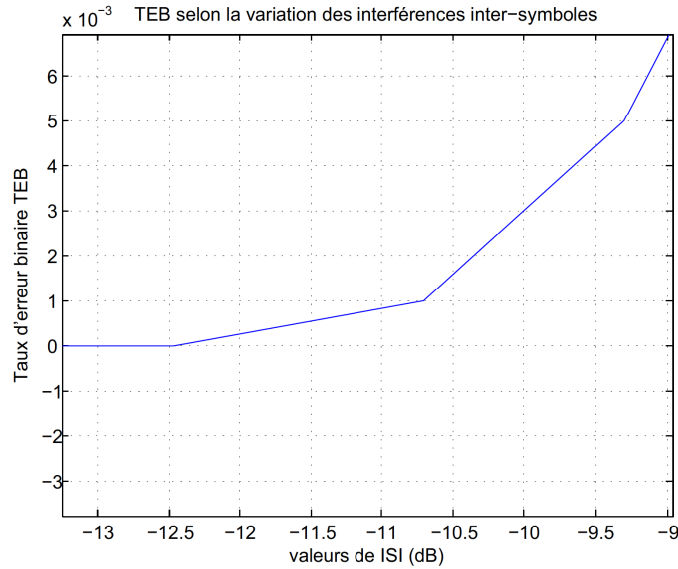


FIGURE 4.4 – Variation du taux d'erreur binaire selon la puissance des interférences inter-symboles $TEB = f(ISI)$ - Canal Rice de 5 trajets, $SNR_p = 8dB$

Pour traduire statistiquement cette évaluation, nous définissons le test d'hypothèses dans la relation (4.20). Dans ce test, l'hypothèse H_1 correspond à la décision de garder l'égaliseur et l'hypothèse H_0 correspond à la décision de le désactiver. Pour résoudre ce test nous utilisons la caractérisation statistique des observations des métriques SNR_p et ISI afin de déterminer de nouveaux seuils K_{ISI} et K_{SNR} nécessaires à l'évaluation de

4.3 Application de la méthode de décision par modélisation statistique

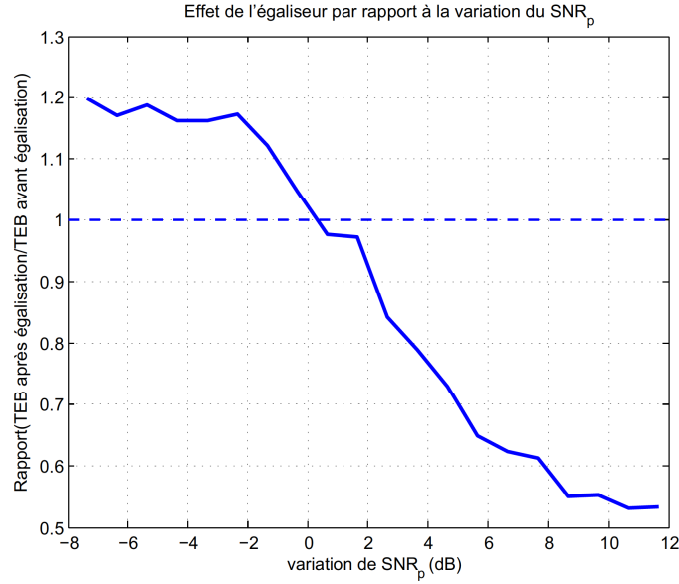


FIGURE 4.5 – Effet de l'égalisation quand le SNR_p est dégradé - Canal Rice de 5 trajets, $ISI = -7dB$

TABLE 4.3 – Situations d'évaluation de l'environnement

<i>Etats des métriques</i>	<i>Décisions</i>
$ISI \leq \lambda_{ISI}$	Désactiver l'égaliseur
$SNR_p \leq \lambda_{SNR}$	Désactiver l'égaliseur
$ISI > \lambda_{ISI}$ $SNR_p > \lambda_{SNR}$	Garder l'égaliseur

l'environnement, et ceci dans le but d'introduire l'impact des incertitudes des mesures dans l'estimation des métriques.

$$\begin{cases} H_0 : ISI \leq \lambda_{ISI} \text{ OU } SNR_p \leq \lambda_{SNR} \\ H_1 : ISI > \lambda_{ISI} \text{ ET } SNR_p > \lambda_{SNR} \end{cases} \quad (4.20)$$

Nous appliquons la méthode de Neyman Pearson, en fixant une probabilité de fausse alarme maximale tolérée α , nous obtenons les règles de décision δ_1 et δ_0 dans la relation (4.21). δ_1 correspond à la décision d'accepter H_1 , δ_0 correspond à la décision d'accepter H_0 . Les nouveaux seuils d'évaluation sont représentés dans la relation (4.22), ils sont définis à partir des seuils d'origine λ_{SNR} et λ_{ISI} en leur ajoutant l'impact des mesures d'incertitude représentées par les quantités $(\frac{\hat{\sigma}_{SNR_p}^{ML}}{\sqrt{n}} F^{-1}(\alpha))$ et $(\frac{\hat{\sigma}_{ISI}^{ML}}{\sqrt{n}} F^{-1}(\alpha))$ [97].

$$\delta_0 : \widehat{ISI} \leq K_{ISI} \text{ OU } \widehat{SNR_p} \leq K_{SNR} \quad (4.21)$$

$$\delta_1 : \widehat{ISI} > K_{ISI} \text{ ET } \widehat{SNR_p} > K_{SNR}$$

$$\begin{cases} K_{SNR} = \lambda_{SNR} + \frac{\hat{\sigma}_{SNR_p}^{ML}}{\sqrt{n}} F^{-1}(\alpha) \\ K_{ISI} = \lambda_{ISI} + \frac{\hat{\sigma}_{ISI}^{ML}}{\sqrt{n}} F^{-1}(\alpha) \end{cases} \quad (4.22)$$

Avec :

- $\widehat{ISI} = \widehat{\mu}_{ISI}^{ML}$
- $\widehat{SNR}_p = \widehat{\mu}_{SNR_p}^{ML}$
- F^{-1} la fonction inverse de F et $F(x) = \int_{-\infty}^x \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{t^2}{2}} dt$ est la fonction de distribution de la forme standard normale.
- n le nombre des observations des métriques pour une décision
- α la probabilité de fausse alarme maximale tolérée pour la décision. Nous considérons sa valeur $\alpha = 1\%$

Etant donné les règles de décision statistiques δ_1 et δ_0 , nous déterminons l'expression générale de la probabilité de fausse alarme P_{FA} .

$$\begin{aligned}
 P_{FA} &= P\{\text{Accepter } H_1/H_0 \text{ est vraie}\} \\
 &= P\{\widehat{ISI} > K_{ISI} \text{ ET } \widehat{SNR}_p > K_{SNR} / \\
 &\quad ISI \leq \lambda_{ISI} \text{ OU } SNR_p \leq \lambda_{SNR}\} \quad (4.23)
 \end{aligned}$$

En introduisant les distances d_1 , d'_1 , d_2 et d'_2 , comme représentées dans la Figure 4.6, nous développons cette expression et nous trouvons la relation (4.24) [96].

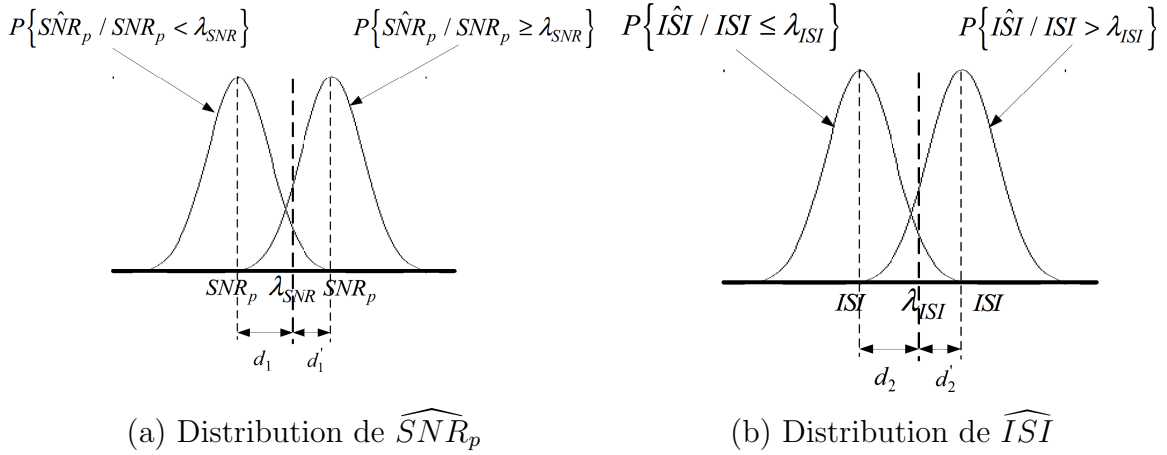


FIGURE 4.6 - \widehat{SNR}_p et \widehat{ISI} sont des variables aléatoires gaussiennes de moyennes qui tendent vers SNR_p et ISI , et de variances $(\widehat{\sigma}_{SNR_p}^{ML})^2/n$ et $(\widehat{\sigma}_{ISI}^{ML})^2/n$.

$$P_{FA} = \left(1 - F\left(\frac{d_1}{\widehat{\sigma}_{SNR_p}^{ML}/\sqrt{n}} + F^{-1}(\alpha)\right) \right) \cdot \left(1 - F\left(\frac{d_2}{\widehat{\sigma}_{ISI}^{ML}/\sqrt{n}} + F^{-1}(\alpha)\right) \right) \quad (4.24)$$

A partir de cette expression, nous déterminons le nombre minimal d'observations n qu'il faut considérer pour ne pas dépasser la probabilité de fausse alarme maximale fixée à 1%. Ceci revient à chercher la condition sur n tel que :

$$P_{FA} \leq \alpha \quad (4.25)$$

Par exemple, pour $d_1 = 0.191$, $d_2 = 0.32$, $\widehat{\sigma}_{ISI}^{ML} = 0.59$ et $\widehat{\sigma}_{SNR_p}^{ML} = 0.31$, il faut prendre un nombre d'observations $n \geq 50$ pour ne pas avoir de probabilité de fausse alarme qui dépasse 1%.

4.4 Etude des performances de la méthode de décision par modélisation statistique

Dans cette section nous analysons tout d'abord l'apport de la méthode de modélisation statistique sur la décision, nous montrons comment la prise en compte des incertitudes de mesures des capteurs dans les règles de décision réduit les erreurs de décision. Ensuite nous allons montrer des exemples de simulation du scénario de gestion de l'égaliseur dans un canal de propagation dynamique dans le but d'étudier son influence sur les performances du récepteur. Enfin, nous allons montrer les résultats de réduction de la complexité de calcul de la chaîne de réception lorsque l'utilisation de l'égaliseur est limitée.

4.4.1 Apport de la modélisation statistique dans la performance de décision

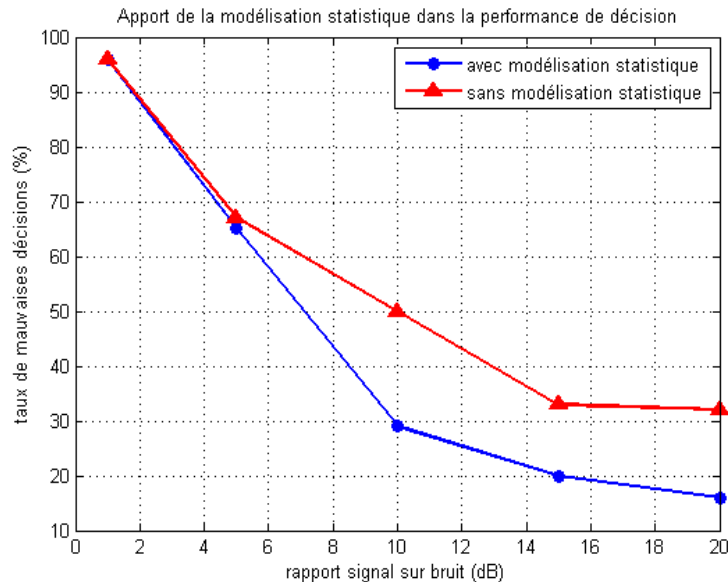


FIGURE 4.7 – Influence de la modélisation statistique sur le taux de mauvaises décisions

Notre méthode se base sur la détermination de nouveaux seuils K_{SNR} et K_{ISI} dont les expressions considèrent les erreurs de mesures provenant des capteurs, suite à une modélisation statistique des métriques estimées. Nous allons analyser l'effet de ces nouveaux seuils sur la performance de décision, pour cela nous comparons le taux de mauvaises décisions entre le cas où le système utilise les seuils K_{SNR} et K_{ISI} dans ses décisions (tableau 4.4 cas avec modélisation statistique), et celui où il utilise les seuils d'origine λ_{SNR} et λ_{ISI} , (tableau 4.4 cas sans modélisation statistique). Nous traçons les courbes du taux de mauvaises décisions, pour ces deux cas, dans la figure 4.7. Pour des valeurs faibles de SNR_p ($SNR_p = 1dB$) les erreurs de décision dans les deux cas sont élevées, ce qui est dû aux fortes erreurs d'estimation de la part des capteurs. Pour des valeurs de $SNR_p > 1dB$, ces courbes montrent que les erreurs de décision sont considérablement réduites par modélisation statistique.

Ce scénario de gestion de l'égaliseur ne doit pas nuire aux performances du récepteur. La décision de garder ou de désactiver ce composant dans la chaîne de réception soulève

TABLE 4.4 – Expressions de règles de décision avec et sans modélisation statistique

	Décision d'activer l'égaliseur	Décision de désactiver l'égaliseur
Avec modélisation statistique	$\widehat{ISI} > K_{ISI} \text{ ET } \widehat{SNR}_p > K_{SNR}$	$\widehat{ISI} \leq K_{ISI} \text{ OU } \widehat{SNR}_p \leq K_{SNR}$
Sans modélisation statistique	$\widehat{ISI} > \lambda_{ISI} \text{ ET } \widehat{SNR}_p > \lambda_{SNR}$	$\widehat{ISI} \leq \lambda_{ISI} \text{ OU } \widehat{SNR}_p \leq \lambda_{SNR}$

le problème de l'impact de ce traitement sur la qualité du signal reçu. Nous analysons cet impact en mesurant le taux d'erreur binaire du signal reçu après avoir aiguillé entre l'activation de l'égaliseur et sa désactivation.

4.4.2 Influence de la gestion de l'égaliseur sur les performances du récepteur

Pour implémenter ce scénario nous considérons deux solutions possibles que nous présentons dans la figure 4.8. Pour ces deux solutions le choix entre l'action d'égaliser et celle de ne pas égaliser se fait selon le résultat de décision fourni par la modélisation statistique traitée dans la section 4.3. Dans la solution 1, illustrée par la figure 4.8(a), la décision prise entraîne l'action d'activer ou de désactiver tout le composant égaliseur. Quant à la solution 2, illustrée par la figure 4.8(b), cette action d'activation ou de désactivation ne concerne que le filtre d'égalisation RIF (Réponse Impulsionnelle Finie). Le calcul des coefficients d'égalisation \overline{W} est, dans ce cas, présent en permanence. Avec l'idée de la solution 2 nous voulons éviter les retards de l'égaliseur quand il est lancé, en effet, dans la solution 1 quand l'opération d'égalisation est lancée, il y a une période de temps pour le calcul des coefficients \overline{W} du filtre d'égalisation avant d'égaliser, d'où une dégradation des performances pendant ce temps.

D'un autre côté, le fait de garder en permanence le calcul des coefficients \overline{W} peut augmenter la complexité de calcul par rapport à la première solution. Pour étudier ce compromis nous allons simuler les deux solutions proposées et voir l'effet de ce scénario aussi bien sur la performance du récepteur que sur le gain en complexité de calcul.

La décision de garder ou de désactiver l'égaliseur doit suivre la variation du canal, dans le temps, sans dégrader les performances du récepteur. Nous exprimons cette variation du canal à partir de la fréquence doppler f_d définie par la relation (4.26).

$$f_d = \frac{v}{c} * f_p \quad (4.26)$$

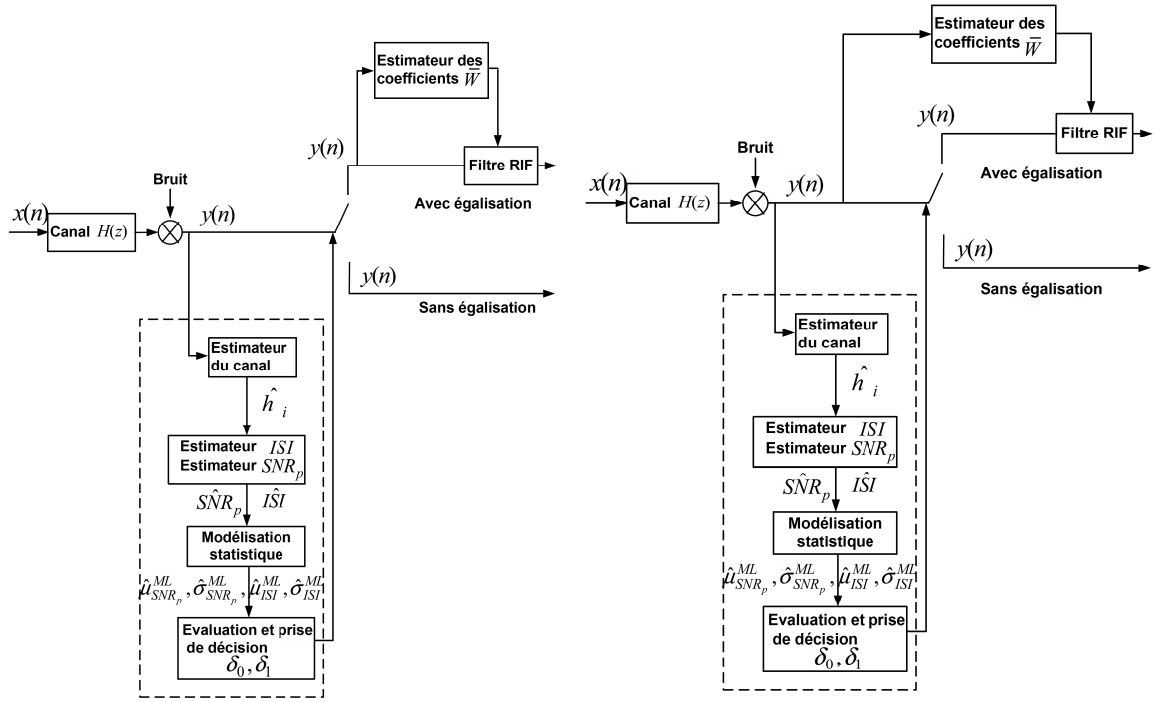
Où :

- c : la vitesse de la lumière
- f_p : la fréquence porteuse
- v : la vitesse de déplacement de l'équipement radio

Le temps de cohérence que nous notons par T_c est la période de temps pendant laquelle le canal ne change pas, il est exprimé par la relation (4.27).

$$T_c = \frac{1}{f_d} \quad (4.27)$$

4.4 Etude des performances de la méthode de décision par modélisation statistique



(a) Solution 1 de la structure d'égalisation (b) Solution 2 de la structure d'égalisation

FIGURE 4.8 – Solutions d'implémentation du scénario de gestion de l'égaliseur

Pour suivre la rapidité du canal, la décision doit être prise pendant ce temps de cohérence. Ce qui veut dire, si nous supposons T_{fr} le temps de transmission d'une trame, alors la décision doit être prise après la réception d'un nombre F_r de trames qui vérifie la condition (4.28).

$$F_r < \frac{T_c}{T_{fr}} \quad (4.28)$$

Soit p le nombre de symboles pilotes dans une trame pour l'estimation des métriques, alors le nombre d'observations pris pour une décision $n = p.F_r$ doit vérifier la relation (4.29).

$$n < p \frac{T_c}{T_{fr}} \quad (4.29)$$

Pour simuler le scénario de désactivation de l'égaliseur, en respectant la condition de suivie en temps réel (4.29), nous considérons deux exemples d'un canal de propagation multi-trajets de type Rice de taille $L = 5$, un canal qui varie lentement et un autre qui varie rapidement, et dont les caractéristiques sont décrites dans le tableau 4.5. Nous représentons dans la figure 4.9 la variation des composantes multi-trajets du canal dans le temps pour les deux cas considérés.

Nous simulons le scénario de gestion de l'égaliseur dans ces deux cas, en appliquant tout d'abord la structure d'égalisation de la solution 1 et ensuite celle de la solution 2. Nous présentons les résultats de la décision dans les figures 4.10 et 4.11 respectivement pour le cas d'un canal lent et le cas d'un canal rapide. Les résultats de décision, illustrés par les figures 4.10(a) et 4.11(a), sont représentés par la valeur '1', si la décision est de désactiver

TABLE 4.5 – Paramètres du canal de propagation

$T_{fr} = 1ms, f_p = 1800MHz$			
Canal	$f_d(Hz)$	$v(Km/h)$	Condition sur la taille de la fenêtre de décision n
Canal de Rice lent	10	6	$n < 2000$
Canal de Rice rapide	170	100	$n < 117$

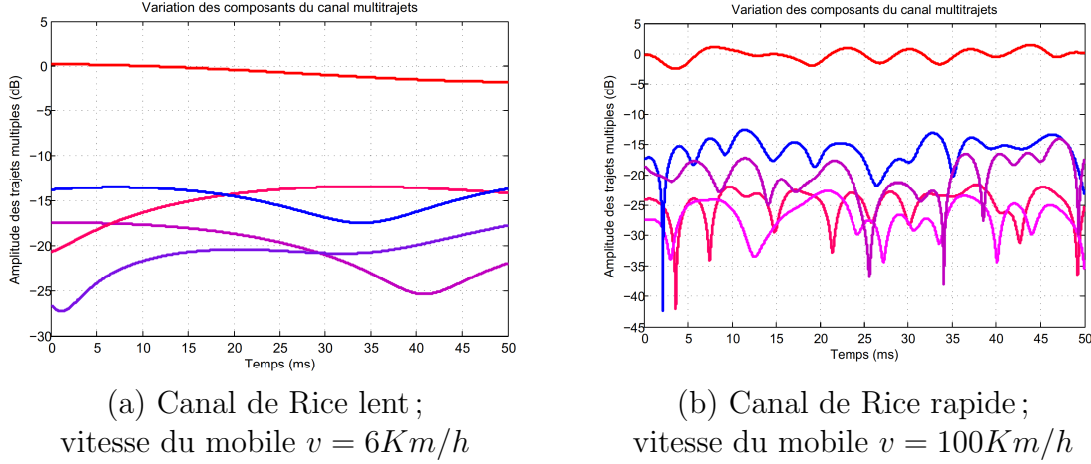


FIGURE 4.9 – Description de la variation dans le temps des cinq trajets d'un canal de Rice

l'égaliseur, et par '0', si la décision est de l'activer, selon les règles de décision de la relation (4.21). Quant aux figures 4.10(b) et 4.11(b), elles décrivent, chacune, trois courbes de taux d'erreur binaire (TEB) ; la première courbe représente le TEB à la réception (avant la prise de décision). La deuxième courbe représente le TEB mesuré après la gestion de l'égaliseur en adoptant la solution 1. La troisième courbe représente le TEB mesuré après la gestion de l'égaliseur pour la solution 2. La gestion de l'égaliseur ne doit pas dégrader la performance du récepteur, c'est à dire que quelque soit la décision prise concernant la présence de l'égaliseur, le taux d'erreur binaire mesuré après le scénario doit toujours rester inférieur à 10^{-3} . Nous vérifions si une décision est correcte ou pas en nous basons sur la courbe du TEB à la réception, quand ce TEB est supérieur à 10^{-3} à cause des interférences inter-symboles, alors la décision est jugée correcte si elle est '0'. Si le TEB à la réception est inférieur à 10^{-3} , alors la décision est jugée correcte si elle est '1'. Dans le cas du canal lent (Figure 4.10) nous pouvons remarquer que le récepteur décide de désactiver l'égaliseur jusqu'à la trame 11 (Figure 4.10(a) décision = '1'). Cette décision suit l'état du canal étant donné que le TEB à la réception est inférieur à 10^{-3} (figure 4.10(b)). Le récepteur décide à la 12ème trame d'activer l'égaliseur, cette décision suit aussi la variation du canal dont l'état à la réception présente un TEB supérieur à 10^{-3} (figure 4.10(b)). L'effet de ce scénario est décrit par les courbes du taux d'erreur binaire obtenu après la gestion de l'égaliseur pour les solutions 1 et 2 dans la figure 4.10(b). Nous remarquons que lorsque l'égaliseur est activé à la trame 12, il réduit le TEB dans la solution 2 (figure 4.10(b)) plus que dans la solution 1 (figure 4.10(b)). En effet, dans le cas de la solution 1 le retard pour le calcul des coefficients, quand le récepteur décide d'activer l'égaliseur, a un impact sur sa performance. Par conséquent il est moins performant que dans le cas de la solution 2 où ce retard n'existe pas étant donné que les coefficients sont calculés en permanence et ne sont pas concernés par la décision.

4.4 Etude des performances de la méthode de décision par modélisation statistique

Les résultats de décision pour le canal rapide sont présentés dans la figure 4.11, le canal étant rapide, son état varie rapidement, le taux d'erreur binaire à la réception est supérieur à 10^{-3} pour les trames 3, 5, 9 et 10 et inférieur à 10^{-3} pour le reste des trames (figure (4.11(b))). La décision représentée par la figure 4.11(a) suit également cet état, en effet le récepteur décide d'activer l'égaliseur pour les trames 3, 5, 9 et 10, et de le désactiver pour le reste des trames. Nous remarquons aussi, selon les courbes de TEB après la gestion de l'égaliseur, que dans le cas de la solution 1, l'égaliseur peut dégrader le TEB au lieu de l'améliorer. Ceci est constaté pour les trames 5 et 10 (figure 4.11(b)), et s'explique par le fait qu'étant donné la rapidité du changement de l'état du canal, l'impact du retard du calcul des coefficients est plus important. Le récepteur est plus performant dans le cas de la solution 2 où le taux d'erreur binaire après gestion de l'égaliseur reste toujours inférieur à 10^{-3} (figure 4.11(b)).

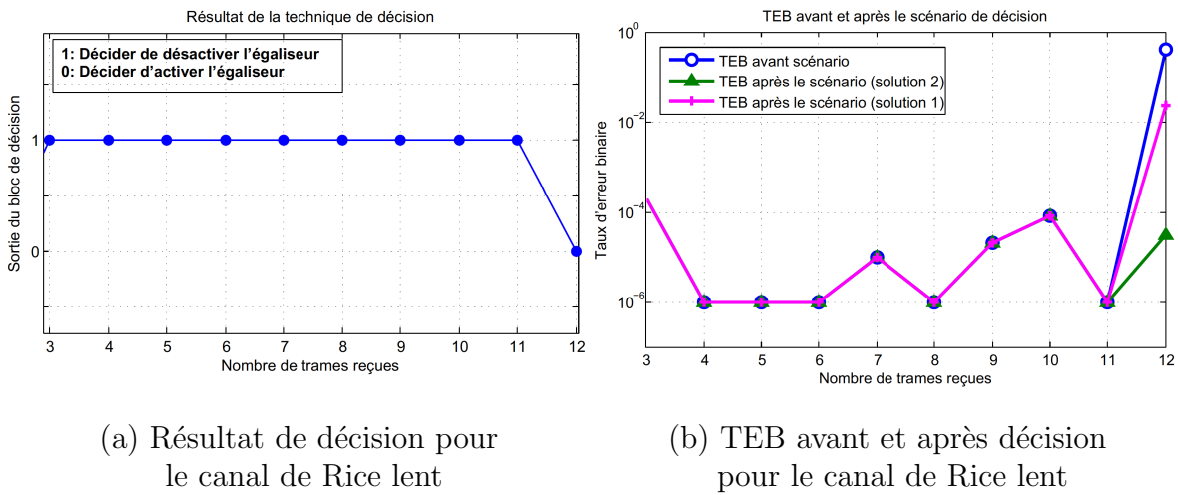


FIGURE 4.10 – Impact du scénario de gestion de l'égaliseur sur la performance du récepteur - Cas du canal lent

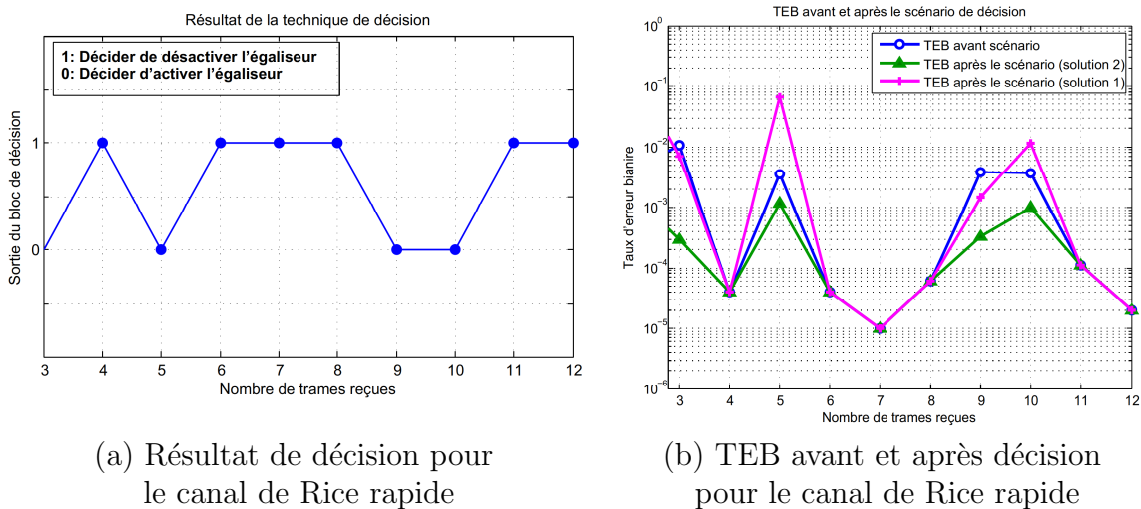


FIGURE 4.11 – Impact du scénario de gestion de l'égaliseur sur la performance du récepteur - Cas du canal rapide

TABLE 4.6 – Taux de réduction de la complexité obtenu par gestion de l'égaliseur

		Canal lent	Canal rapide
Pourcentage de temps de désactivation de l'égaliseur		90%	60%
Taux de réduction de la complexité de calcul	Solution 1	85.86%	55.94%
	Solution 2	81.72%	53.09%

Pour cet exemple de simulation nous comparons la complexité de calcul obtenue par gestion de l'égaliseur avec celle obtenue quand l'égaliseur est présent en permanence, dans les deux cas de canaux. Nous considérons la complexité de calcul comme le nombre d'opérations de multiplication nécessaires. Nous obtenons les valeurs du tableau 4.6. Pour généraliser ce résultat, nous proposons d'étudier théoriquement la réduction de la complexité de calcul par gestion de l'égaliseur dans la section suivante.

4.4.3 Résultats de réduction de la complexité de calcul par gestion de l'égaliseur

Nous analysons la complexité de calcul du scénario complet dans le but de voir la possibilité de réduire la complexité par rapport à une utilisation permanente de l'égaliseur. Nous cherchons à déterminer, pour une période de temps de communication, à partir de quand il est possible de gagner en complexité de calcul dans le récepteur, et jusqu'où ce gain peut arriver pour les deux structures d'égalisation (solution 1 et slution 2).

Nous posons les notations suivantes ;

- C_{eq} : La complexité de calcul de l'utilisation permanente de l'égaliseur
- C_{tr} : La complexité de calcul du traitement additionnel pour l'apprentissage et la prise de décision (estimation des métriques, modélisation statistique, règle de décision)
- C_d : La complexité de calcul totale pour le scénario d'adaptation de l'utilisation de l'égaliseur
- R_t : Le pourcentage de temps de désactivation de l'égaliseur = Temps pendant lequel l'égaliseur est désactivé / Temps total de la communication
- R_c : Le pourcentage de réduction de la complexité de calcul

Pour une période de communication donnée, quand l'égaliseur est désactivé pendant un pourcentage de temps R_t , la complexité de calcul totale C_d est réduite d'un pourcentage R_c par rapport à la présence en permanence de l'égaliseur. Nous pouvons alors exprimer C_d par la relation (4.30) :

$$C_d = (1 - R_c)C_{eq} \quad (4.30)$$

D'autre part, la complexité du calcul totale C_d est composée de la complexité du traitement additionnel pour la prise de décision, C_{tr} , ainsi que celle de l'égaliseur quand il est activé, ce qui conduit à exprimer C_d par la relation (4.31).

$$C_d = C_{tr} + (1 - R_t)C_{eq} \quad (4.31)$$

A partir des expressions (4.30) et (4.31) nous pouvons déduire que :

$$(1 - R_c)C_{eq} = C_{tr} + (1 - R_t)C_{eq} \quad (4.32)$$

4.4 Etude des performances de la méthode de décision par modélisation statistique

Par conséquent, l'expression théorique de la réduction de la complexité de calcul suite à ce scénario est exprimée par la relation (4.33) :

$$R_c = R_t - \frac{C_{tr}}{C_{eq}} \quad (4.33)$$

Cette expression nous indique que nous commençons à gagner en complexité de calcul quand $R_c > 0$, c'est à dire $R_t > \frac{C_{tr}}{C_{eq}}$. Nous déduisons aussi que le gain maximal obtenu en complexité est :

$$R_{cmax} = 1 - \frac{C_{tr}}{C_{eq}} \quad (4.34)$$

Nous traçons dans la figure 4.12 les courbes de simulation qui montrent le gain en complexité de calcul R_c par rapport au pourcentage de temps de désactivation de l'égaliseur R_t pour les deux structures d'égalisation proposées dans la solution 1 et la solution 2.

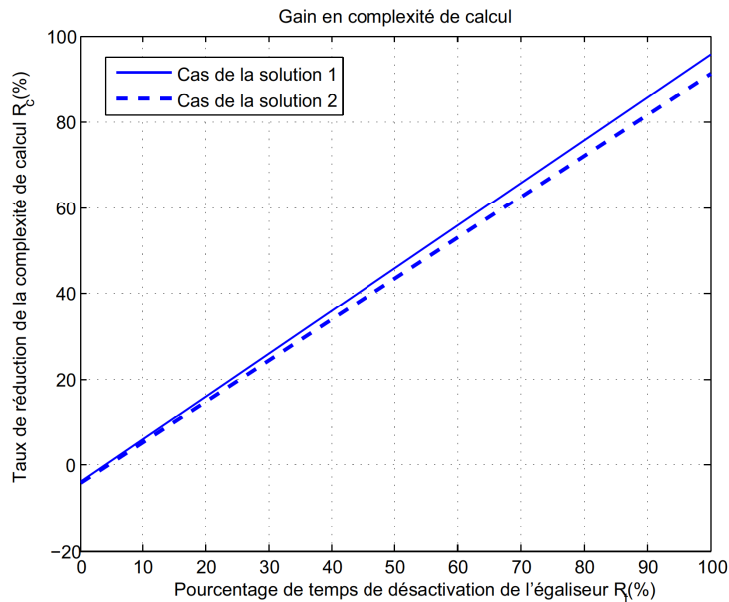


FIGURE 4.12 – Réduction de la complexité de calcul par le scénario de désactivation de l'égaliseur pour la solution 1 et la solution 2

D'après ces courbes nous constatons qu'en utilisant la structure proposée dans la solution 1, nous commençons à réduire la complexité de calcul quand l'égaliseur est désactivé pendant au moins 3.9% du temps global de la communication, c'est le taux qui correspond à la valeur de R_t pour $R_c = 0\%$. Par contre pour le cas de la solution 2, nous commençons à réduire la complexité quand l'égaliseur est désactivé pendant au moins 4.36% du temps de la communication. Le gain en complexité commence à apparaître dans la solution 1 plus vite que dans la solution 2. D'un autre côté, le gain maximal en complexité, c'est à dire le taux de réduction de la complexité obtenu lorsque l'égaliseur est absent pendant toute la période considérée de la communication ($R_t = 100\%$), est de 95.83% pour la solution 1 et 91.26% pour la solution 2. Nous gagnons donc plus en complexité avec la solution 1 qu'avec la solution 2, ceci est dû au traitement additionnel, dans la solution 2, qui consiste à calculer en permanence les coefficients du filtre d'égalisation même quand il est désactivé [102].

Ces résultats justifient tout d'abord que le scénario de décision pour la gestion de l'égaliseur permet bien de réduire la complexité de calcul au sein de la chaîne de réception. Par ailleurs, bien que le gain en complexité soit un peu plus élevé dans la solution 1, nous retenons la solution 2 comme structure d'égalisation étant donné que les performances du récepteur, dans ce cas, sont meilleures.

4.5 Comparaison avec le travail de HUSSON

Comparaison en termes de performances de décision

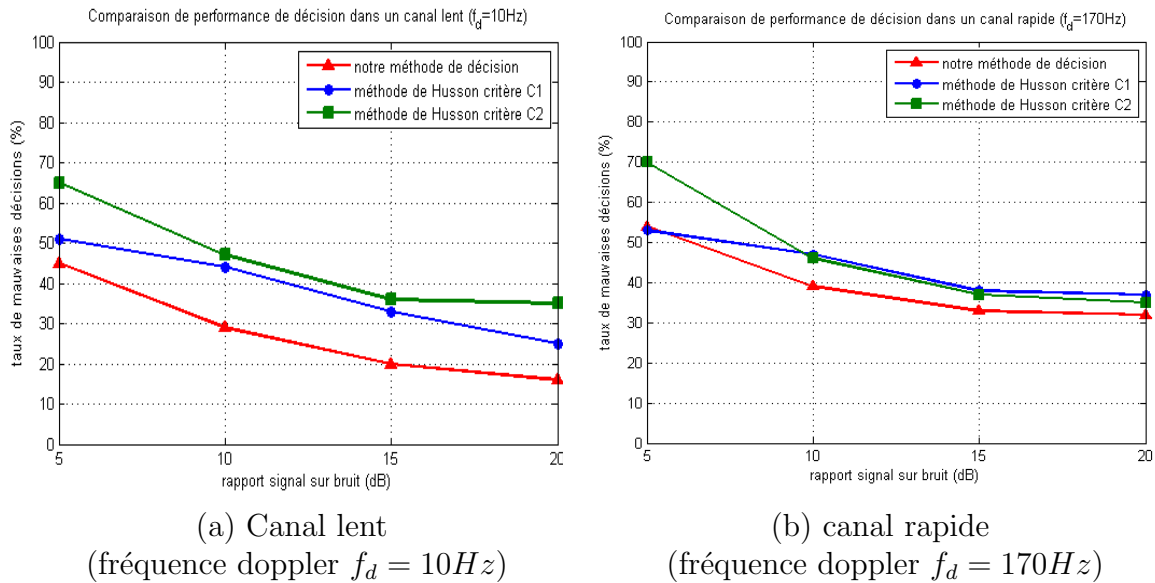


FIGURE 4.13 – Comparaison du taux de mauvaises décisions entre notre méthode statistique et les deux méthodes de décision de Husson (C1 et C2)

Pour comparer la performance de décision entre notre méthode de modélisation statistique et les deux méthodes (C1 et C2) proposées par Husson, nous traçons dans la figure 4.13 les courbes du taux de mauvaises décisions pour les trois méthodes en fonction de la variation du rapport signal sur bruit. Dans un premier cas (figure 4.13(a)), nous appliquons ces méthodes pour un canal de Rice lent de fréquence doppler $f_d = 10Hz$ qui correspond à une vitesse du mobile égale à $6Km/h$, dans le deuxième cas (figure 4.13(b)), nous considérons un canal de Rice qui change plus rapidement avec une fréquence doppler $f_d = 170Hz$ et correspondant à une vitesse du mobile de $100Km/h$.

Nous constatons, dans les deux cas, que notre méthode de décision donne le taux d'erreur de décision le plus faible. Ceci est dû au fait que les critères de décision C1 et C2 supposent que le canal est parfaitement estimé [94], contrairement à la modélisation statistique où les règles de décision statistiques prennent en considération les erreurs d'observation de l'environnement radio. Nous remarquons aussi d'après ces courbes que la méthode de décision C1 est meilleure que C2 quand le canal change lentement, par contre quand la variation du canal devient plus rapide, cette méthode ne suit plus l'état du canal et ses erreurs de décision augmentent. La décision par le critère C2 devient alors plus précise que celle donnée par le critère C1 à partir d'un rapport signal sur bruit de $10dB$.

Comparaison en termes de réduction de complexité

Après les résultats obtenus en termes de décision, nous effectuons maintenant une comparaison en termes de complexité de calcul. Nous utilisons pour cela la structure d'égalisation de la solution 2 étant donné qu'elle est plus performante.

Nous traçons dans la figure 4.14 les courbes de réduction de la complexité de calcul R_c en fonction du pourcentage de temps de désactivation de l'égaliseur R_t dans le cas des trois méthodes de décision, pour un canal donné. Un agrandissement de ces courbes est présenté dans les figures 4.15(a) et 4.15(b), nous constatons d'après ces courbes que nous commençons à gagner en complexité quand l'égaliseur est absent pendant au moins 3.9% du temps total pour la méthode du critère C1, 4.35% du temps pour notre méthode et 23.02% du temps pour la méthode du critère C2. Concernant le gain maximal obtenu R_{cmax} , il est de 91.7% pour la méthode du critère C1, de 91.25% pour notre méthode et de 73.45% pour la méthode du critère C2. La méthode qui fournit le moins de gain en complexité est donc la méthode du critère C2, ceci est dû au fait que le traitement ajouté pour la prise de décision est plus complexe que celui des autres méthodes. Les taux de réduction offerts par notre méthode et celle du critère C1 sont très proches avec une légère avance pour le critère C1.

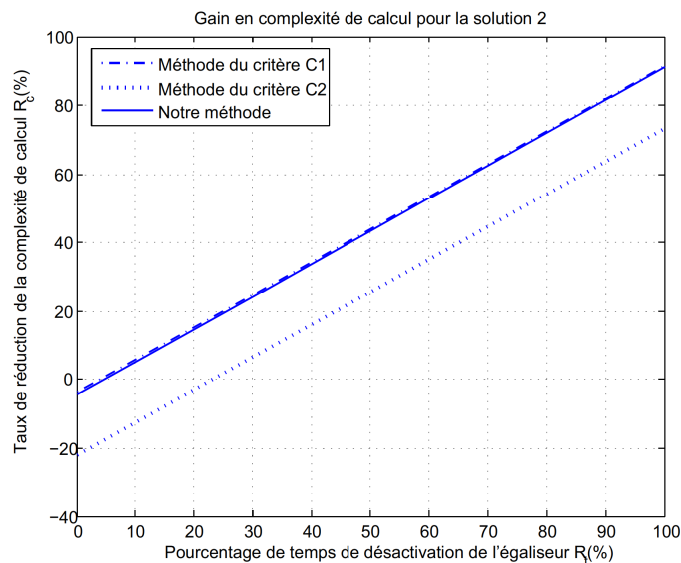


FIGURE 4.14 – Comparaison des gains en complexité pour un canal donné

En conclusion, bien que la méthode C1 soit la moins complexe, les résultats obtenus montrent que la méthode de décision par modélisation statistique présente les meilleures performances de décision. Ce résultat est la conséquence de la considération des erreurs d'estimation du canal dans notre méthode, contrairement aux méthodes C1 et C2 où l'auteur suppose que le canal est parfaitement estimé.

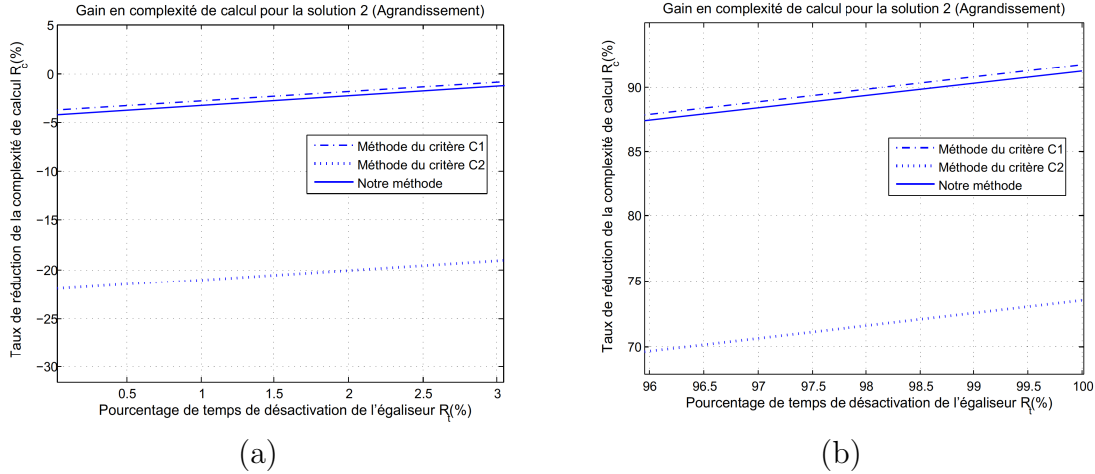


FIGURE 4.15 – Agrandissement des courbes de gain en complexité

4.6 Intégration de la gestion de l'égaliseur dans l'architecture HDCRAM

Pour bénéficier des avantages de l'architecture HDCRAM dans sa gestion de l'intelligence et de la reconfiguration, nous utilisons le métamodèle HDCRAM pour modéliser le scénario de gestion de l'égaliseur et ceci en suivant le '*mapping*' que nous avons effectué entre la méthode de décision par modélisation statistique et la structure de HDCRAM (figure 3.10).

Nous identifions tout d'abord les opérateurs utiles pour ce scénario et qui sont :

- Un capteur de SNR_p
- Un capteur de ISI
- Un égaliseur, opérateur reconfigurable
- Un opérateur qui calcule les coefficients d'égalisation \bar{W}
- Un filtre d'égalisation RIF

Nous affectons respectivement à ces opérateurs les classes UML suivantes :

- La classe $SNR_p_Estimator$
- La classe $ISI_Estimator$
- La classe $Equalizer$
- La classe $Eq_Coefficients_Estimator$
- La classe Eq_FIR

En partant de ces entités, nous présentons dans les figures 4.16 et 4.17 une modélisation, sous forme d'un diagramme de classes, du scénario de gestion de l'égalisation par modélisation statistique, respectivement pour la solution 1 et la solution 2. Les classes des opérateurs se trouvent en bas des figures, les autres classes représentent les unités intelligentes CRM et les unités de reconfiguration ReM .

Certains opérateurs sont capables de fournir des données, comme les capteurs qui fournissent des estimations de métriques et l'opérateur $Eq_Coefficients_Estimator$ qui fournit les coefficients de l'égaliseur. Pour cela chacun de ces opérateurs est lié à une unité $L3_CRM$ qui collecte ces données. Les opérateurs $Equalizer$ de la figure 4.16 et Eq_FIR de la figure 4.17 sont reconfigurables, ils sont soit activés soit désactivés. Ces derniers sont alors liés à des unités de reconfiguration $L3_ReM$ dont le rôle est de transmettre

4.6 Intégration de la gestion de l'égaliseur dans l'architecture HDCRAM

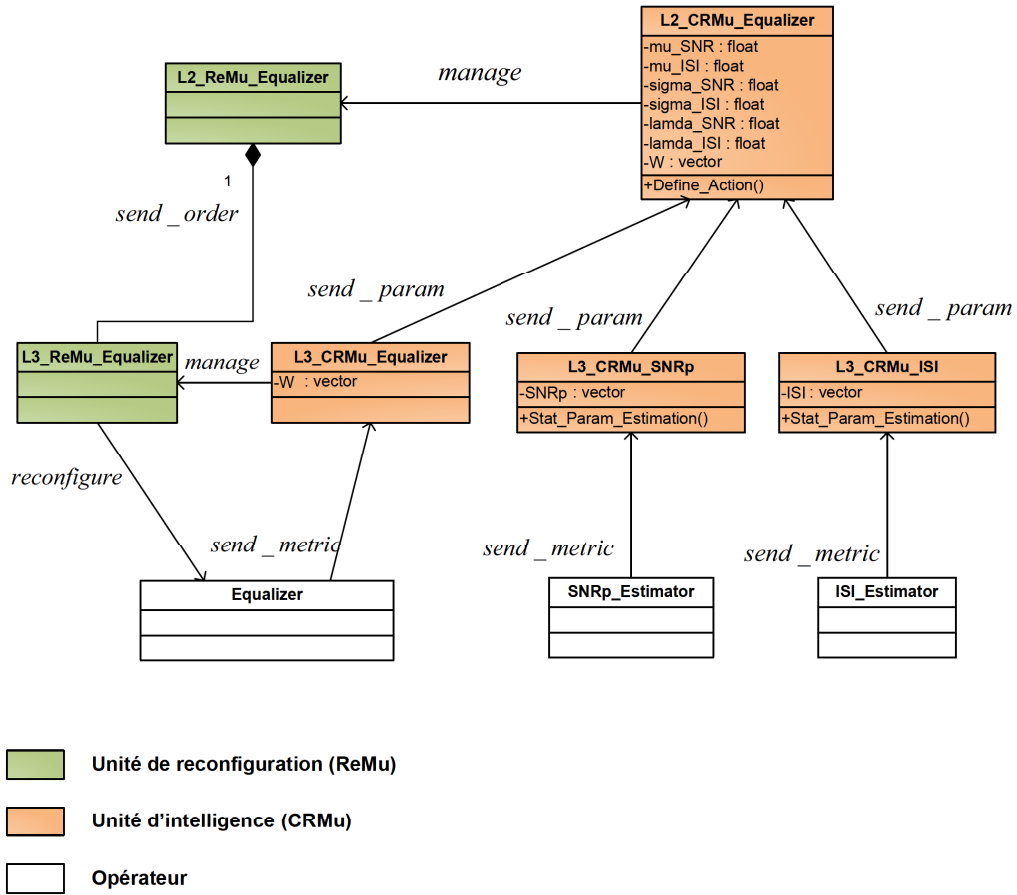


FIGURE 4.16 – Modélisation HDCRAM du scénario de gestion de l'égaliseur pour la solution 1

les ordres de reconfiguration aux opérateurs. L'opération d'égalisation est une fonction de la chaîne de transmission, sa gestion est donc limitée au niveau 2 de l'architecture HDCRAM. Les opérateurs $SNRp_Estimator$ et $ISI_Estimator$ estiment les métriques $SNRp$ et ISI et fournissent ensuite leurs observations à leurs unités intelligentes qui les gèrent directement, c'est à dire l'unité $L3_CRMu_SNRp$ et $L3_CRMu_ISI$, grâce à l'association $send_metric$.

Les unités intelligentes de niveau 3, $L3_CRMu_SNRp$ et $L3_CRMu_ISI$, se chargent de caractériser statistiquement les observations qu'elles récupèrent des capteurs. Elles estiment ensuite leurs paramètres statistiques $\hat{\mu}_{SNRp}^{ML}$, $\hat{\sigma}_{SNRp}^{ML}$, $\hat{\mu}_{ISI}^{ML}$ et $\hat{\sigma}_{ISI}^{ML}$ qu'elles transmettent à l'unité intelligente ' $L2_CRMu_Equalizer$ ' de niveau 2 par l'association ' $send_param$ '. Cette opération est effectuée par la méthode $Stat_Param_Estimation()$ dans les classes qui représentent ces unités intelligentes. Dans le cas où les unités intelligentes de niveau 3 ne gèrent pas des capteurs, alors leur rôle consiste à récupérer les données sur l'état de l'opérateur et de les transmettre au niveau 2. Nous définissons également pour ces classes des attributs qui représentent les vecteurs d'observations fournis par les capteurs. Ces capteurs sont les suivants :

- ISI de type ' $vector$ ' qui représente le vecteur des observations fournies par le capteur de ISI
- $SNRp$ de type ' $vector$ ' qui représente le vecteur des observations fournies par le

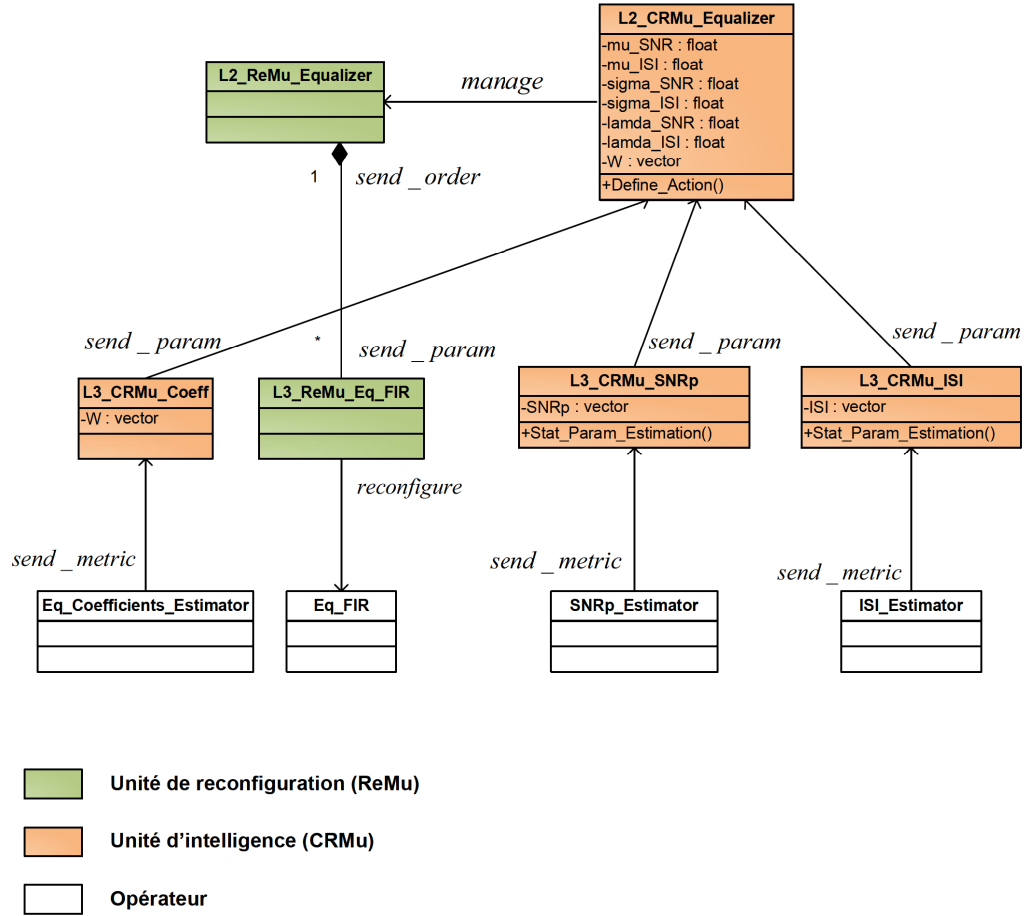


FIGURE 4.17 – Modélisation HDCCRAM du scénario de gestion de l'égaliseur pour la solution 2

capteur de SNR_p

L'attribut W de type '*vector*' représente les coefficients de l'égaliseur, cette donnée est remontée aux unités supérieures.

L'unité *L2_CRMu_Equalizer* évalue alors les paramètres statistiques qu'elle récupère et prend la décision grâce aux règles de décision δ_1 et δ_0 , que nous avons établies dans la relation (4.21) afin de définir l'action à envoyer concernant l'égaliseur. Cette décision est effectuée grâce à la méthode *Define_Action()*. Nous définissons également les attributs de cette classe comme suit :

- *mu_SNR* : de type '*float*' qui représente $\hat{\mu}_{SNR_p}^{ML}$
- *mu_ISI* : de type '*float*' qui représente $\hat{\mu}_{ISI}^{ML}$
- *sigma_SNR* : de type '*float*' qui représente $\hat{\sigma}_{SNR_p}^{ML}$
- *sigma_ISI* : de type '*float*' qui représente $\hat{\sigma}_{ISI}^{ML}$
- *lamda_SNR* : de type '*float*' qui représente le seuil λ_{SNR}
- *lamda_ISI* : de type '*float*' qui représente le seuil λ_{ISI}

La décision prise par l'unité *L2_CRMu_Equalizer*, concernant l'activation ou la désactivation de l'égaliseur, est gérée ensuite par l'unité de gestion de la reconfiguration *L2_ReMu_Equalizer* qui se charge de traduire cette décision en un ordre de reconfiguration transmis au niveau 3 par l'association *send_order*. Cet ordre est un '*ON*' ou un '*OFF*' de l'opération d'égalisation selon que la décision prise soit de gar-

4.7 Conclusion

der l'égaliseur ou de le désactiver. Pour la solution 1 de gestion de l'égaliseur (Figure 4.16) l'ordre de reconfiguration concerne l'égaliseur en entier, quant à la solution 2 (Figure 4.17) l'ordre de reconfiguration concerne uniquement le filtre l'égalisation représenté par l'opérateur *Eq.FIR*, en effet le calcul des coefficients d'égalisation fait par l'opérateur *Eq.Coefficients_Estimator* se fait en permanence et n'est pas concerné pas l'ordre d'activation ou de désactivation.

4.7 Conclusion

Nous avons traité dans ce chapitre un exemple de scénario d'adaptation du récepteur radio à son environnement, il s'agit d'adapter l'utilisation de l'égaliseur en décidant de le désactiver quand il n'est pas utile ou de le garder quand il est nécessaire. La méthode d'apprentissage et de décision que nous utilisons pour traiter ce scénario est basée sur la modélisation statistique. A partir des observations fournies par les capteurs, le système apprend à caractériser statistiquement les métriques radio observées en déterminant leurs densités de probabilités. Ces caractéristiques statistiques, qui définissent les incertitudes des mesures des métriques, sont utilisées pour évaluer l'état de l'environnement et générer une règle de décision pour désactiver l'égaliseur. Grâce à cette modélisation statistique nous avons la possibilité d'avoir des résultats de décision avec le minimum d'erreurs (de fausse alarme ou de non détection) étant donné que la règle de décision obtenue prend en considération les erreurs d'estimation des métriques. Ce scénario d'adaptation de l'utilisation de l'égaliseur permet d'obtenir un gain en complexité de calcul, ce gain dépend du pourcentage de temps pendant lequel l'égaliseur est désactivé.

Chapitre 5

Gestion du *beamforming* dans un récepteur de radio intelligente

Sommaire

5.1	Introduction	87
5.2	Principe du <i>beamforming</i> en réception	88
5.3	Modélisation statistique de l’environnement radio et prise de décision	90
5.3.1	Evaluation de l’environnement radio et cas de décision	90
5.3.2	Estimation des métriques radio	91
5.3.3	Modélisation statistique et règle de décision	95
5.3.4	Apport de la modélisation statistique dans la performance de décision	97
5.4	Etude de la performance du scénario de décision	99
5.5	Intégration du scénario de gestion du <i>beamforming</i> dans l’architecture HDCRAM	101
5.6	Conclusion	103

5.1 Introduction

Nous proposons dans ce chapitre un deuxième exemple de scénario de décision qui consiste à gérer l’action du *beamforming* (ou orientation du lobe) dans un récepteur. En effet, l’action du *beamforming* est le fait d’orienter la direction de l’antenne de réception vers celle du signal transmis par l’émetteur. Cette action permet alors d’augmenter la puissance du signal reçu et d’améliorer ainsi le rapport signal sur bruit. Néanmoins, selon la qualité du canal le gain obtenu en rapport signal sur bruit peut être faible ou négligeable et dans ce cas l’action d’orientation du lobe sera alors inutile et aura comme conséquence une augmentation de la consommation d’énergie. Selon l’état de l’environnement radio, l’équipement de réception décidera alors d’orienter le lobe de l’antenne de réception ou non. La limitation de cette action permettra de réduire la consommation (en énergie ou en complexité de calcul) au niveau du récepteur. Comme dans le cas du scénario de gestion de l’égaliseur, nous insistons sur le fait que nous ne nous intéressons pas directement à la réduction de l’énergie consommée mais plutôt à la réduction de la complexité de calcul au niveau de la chaîne de réception. En effet, nous prouvons que lorsque l’action

d'orientation du lobe de l'antenne de réception est limitée, il est possible de réduire la complexité de calcul dans le récepteur par rapport au cas où il est supposé effectuer un *beamforming* en permanence. L'apprentissage et la prise de décision dans ce scénario seront conformes à notre approche par modélisation statistique. Dans la littérature, nous n'avons pas trouvé de travaux qui limitent l'action du *beamforming* selon l'environnement pour réduire la consommation ou la complexité de calcul. Par contre il existe des travaux qui se sont intéressés à l'idée d'effectuer un *beamforming* distribué entre des utilisateurs en collaboration dans le but de réduire la consommation au niveau du réseau [103], nous n'allons pas nous comparer à ces travaux car nous ne sommes pas dans le même contexte, nous nous situons dans un équipement de réception et nous cherchons à limiter l'orientation du lobe principal de son antenne pour réduire la complexité de calcul. Bien que ce scénario soit traité en réception, il peut être aussi appliqué pour des équipements émetteurs ou des stations de base.

5.2 Principe du *beamforming* en réception

Le *beamforming* est un processus conjugué avec un vecteur d'antennes qui permet de former le lobe principal du système d'antennes vers le signal utile. Ce signal arrive d'une certaine direction et il est supposé être corrompu par des signaux interférents et du bruit additionnel. La concentration du lobe principal vers l'utilisateur utile permet de réduire l'effet des signaux interférents atténués par les lobes secondaires, ce qui augmente la puissance de réception et améliore le rapport signal sur bruit à la réception (Figure 5.1).

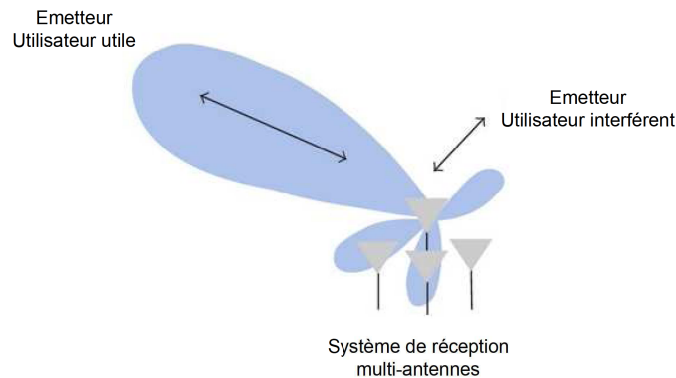


FIGURE 5.1 – Principe du *beamforming* en réception

Le *beamforming* peut être effectué en réception ou en émission et il est utilisé dans plusieurs applications comme les communications sans fil, le radar ou le sonar. Nous notons :

- N : Nombre d'antennes
- d : distance entre deux antennes
- λ : longueur d'onde
- M : nombre de directions d'arrivée $(\theta_1, \dots, \theta_M)$
- $x_i(t)$: signal capté par l'antenne i à l'instant t et qui correspond à la somme de toutes les directions d'arrivée, $x(t)$ signal global capté par les N antennes

5.2 Principe du beamforming en réception

- $S_m(t)$: vecteur forme d'onde d'une source m
- $a(\theta_m)$: vecteur réponse pour une source θ_m , $a(\theta_m) = [1, e^{-j\phi_m}, \dots, e^{-j(N-1)\phi_m}]^T$
- $\phi_m = \frac{2\pi}{\lambda} \cdot d \cdot \cos(\theta_m)$
- $b(t)$: bruit blanc gaussien d'écart type σ_b

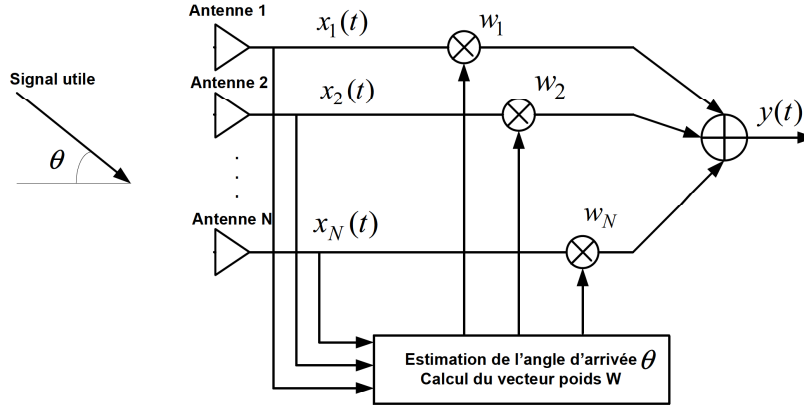


FIGURE 5.2 – Technique d'orientation du lobe en réception

Le signal capté par l'antenne i est exprimé par la relation (5.1) :

$$x_i(t) = \sum_{m=1}^M a(\theta_m) \cdot S_m(t) + b(t) \quad (5.1)$$

En supposant que le signal utile arrive de la direction θ , le principe du *beamforming* consiste à calculer un vecteur poids $w = (w_1, \dots, w_N)$ et à l'attribuer aux différents éléments du système d'antennes pour orienter le lobe principal vers la direction θ . L'algorithme de calcul de ce vecteur dépend de la technique de *beamforming* adoptée, en outre cette technique effectue une estimation de l'angle d'arrivée du signal utile θ nécessaire pour le calcul de w . Le signal reçu est alors obtenu par filtrage spatial selon l'équation (5.2) [104] :

$$y(t) = \sum_{i=1}^N w_i^* \cdot x_i(t) \quad (5.2)$$

avec $*$ représente le complexe conjugué. Cette relation est aussi équivalente à l'équation (5.3) [104] :

$$y(t) = w^H(\theta)x(t) \quad (5.3)$$

Avec $()^H$ le transposé du complexe conjugué.

La puissance à la sortie du *beamforming* est exprimée par la relation (5.4) avec T la durée d'observation (ou le nombre d'échantillons dans le cas discret).

$$P = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T |y(t)|^2 \quad (5.4)$$

En utilisant l'estimation de la matrice de covariance du signal exprimée par la relation (5.5) :

$$\hat{R} = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T x(t) \cdot x^H(t) \quad (5.5)$$

l'expression de la puissance à la sortie du *beamforming* peut aussi être exprimée par la relation (5.6) :

$$P = w^H \cdot \hat{R} \cdot w \quad (5.6)$$

Dans un fonctionnement normal l'orientation du lobe se fait en permanence quelque soit l'état de l'environnement radio du récepteur (Figure 5.2). Le scénario que nous traitons est de gérer l'utilisation de cette action selon l'état de l'environnement radio. Par ses capacités intelligentes de perception, d'apprentissage et de prise de décision, le récepteur pourra décider de changer la direction du lobe principal ou de la garder selon l'utilité de cette action. La limitation de cette action pourrait réduire la consommation lorsque l'on supprime le calcul des poids w_i et leur affectation aux éléments capteurs.

5.3 Modélisation statistique de l'environnement radio et prise de décision

5.3.1 Evaluation de l'environnement radio et cas de décision

En focalisant le lobe du récepteur vers l'émetteur toute l'information transmise est dirigée vers ce lobe ce qui permet d'augmenter la puissance à la réception et d'améliorer ainsi le rapport signal sur bruit, l'émetteur n'a plus alors besoin d'amplifier sa puissance de transmission. Cependant il y a des situations où le gain en rapport signal sur bruit est faible et sans conséquences sur la qualité du signal reçu, l'action d'orientation du lobe devient inutile et sa présence augmenterait la consommation d'énergie. Nous identifions ces situations en évaluant l'état de l'environnement radio, pour cela nous nous basons sur deux métriques radio à savoir le rapport signal sur bruit (SNR) et l'angle d'arrivée du signal reçu (AOA : *Angle Of Arrival*) que nous notons θ .

La première situation que nous identifions est lorsque le SNR est supérieur à un seuil d'évaluation λ'_{SNR} requis pour un récepteur radio, le signal est alors reçu avec un rapport signal sur bruit jugé élevé et le récepteur n'a pas besoin de l'améliorer par *beamforming*. Nous notons ce seuil λ'_{SNR} pour le différencier du seuil λ_{SNR} que nous avons utilisé dans le scénario de gestion de l'égaliseur. Ce dernier représente le seuil en dessous duquel l'égaliseur dégrade le signal. La deuxième situation est quand l'angle d'arrivée n'a pas changé par rapport à la direction du lobe de réception, dans ce cas l'action d'orienter le lobe par calcul du vecteur poids w devient inutile puisque sa direction reste la même. L'action de *beamforming* devient utile quand il y a besoin d'améliorer le rapport signal sur bruit en réception et que le lobe de réception n'est pas dirigé vers la direction du signal d'arrivée. Cependant, même quand ces conditions sont présentes, il arrive que l'amélioration du rapport signal sur bruit par *beamforming* soit relativement faible, et dans ce cas l'action d'orienter le lobe de réception augmentera la consommation. Nous notons Δ_{SNR} le gain en rapport signal sur bruit obtenu par l'action d'orientation du lobe, c'est la différence entre le rapport signal sur bruit calculé après une orientation du lobe et celui calculé sans orientation du lobe (5.7).

$$\Delta_{SNR_{dB}} = SNR_{avec-beamforming} - SNR_{sans-beamforming} \quad (5.7)$$

5.3 Modélisation statistique de l'environnement radio et prise de décision

Nous définissons un seuil $\lambda_{\Delta_{SNR}}$ tel que si $\Delta_{SNR} < \lambda_{\Delta_{SNR}}$ alors l'action d'orientation du lobe est inutile. La détection de cette situation avant la décision nécessite une prédiction du gain en rapport signal sur bruit Δ_{SNR} , pour cela nous utilisons une relation entre ce gain et l'écart d'angle Δ_θ qui existe entre l'angle que fait le lobe principal avant décision et l'angle d'arrivée du signal reçu. Nous décrivons dans la figure 5.3 un exemple dans lequel le lobe principal de l'antenne à la réception fait un angle $\theta(t_1)$ qui est le résultat d'un *beamforming* effectué à l'instant t_1 . A l'instant t_2 , le signal reçu a un angle d'arrivée $\theta(t_2)$, à cet instant l'équipement radio doit décider s'il change la direction du lobe principal de $\theta(t_1)$ à $\theta(t_2)$ ou pas, l'écart Δ_θ est alors défini par la relation (5.8)

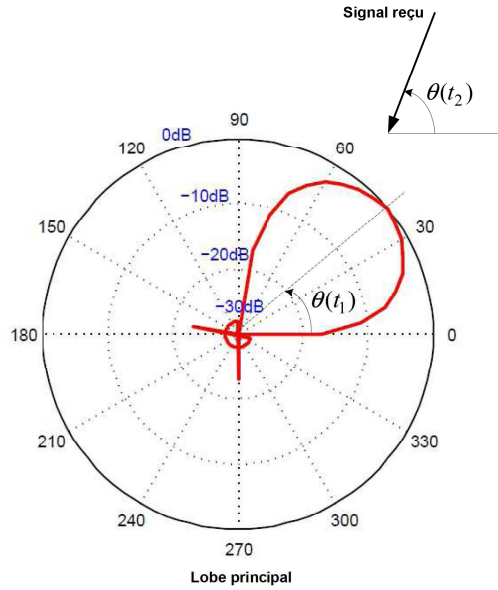


FIGURE 5.3 – Ecart entre le lobe principal et l'angle d'arrivée

$$|\Delta_\theta| = |\theta(t_2) - \theta(t_1)| \quad (5.8)$$

Nous traçons dans la figure 5.4 la courbe $\Delta_{SNR} = f(|\Delta_\theta|)$, nous considérons pour cela l'exemple d'une antenne de type YAGI à 3 brins (3 antennes). En fixant le seuil $\lambda_{\Delta_{SNR}}$ nous trouvons alors une valeur λ_{Δ_θ} tel que :

$$\Delta_{SNR} < \lambda_{\Delta_{SNR}} \Leftrightarrow |\Delta_\theta| < \lambda_{\Delta_\theta} \quad (5.9)$$

En conclusion quand l'écart d'angle Δ_θ entre l'angle d'arrivée du signal et la direction actuelle du lobe de réception est en dessous du seuil λ_{Δ_θ} l'action d'orientation du lobe devient inutile.

Nous résumons dans le tableau 5.1 toutes les situations évaluées de l'environnement radio avec les décisions correspondantes vis-à-vis de l'utilisation du *beamforming*.

5.3.2 Estimation des métriques radio

L'estimation de l'angle d'arrivée d'un signal est utilisée dans des systèmes d'antennes intelligentes ou bien des systèmes de localisation des équipements mobiles comme le GPS. Ce principe fait aussi partie des techniques d'estimation des paramètres comme le temps d'arrivée (*TOA : Time Of Arrival*) ou la différence de temps d'arrivée (*TDOA : Time Difference Of Arrival*)

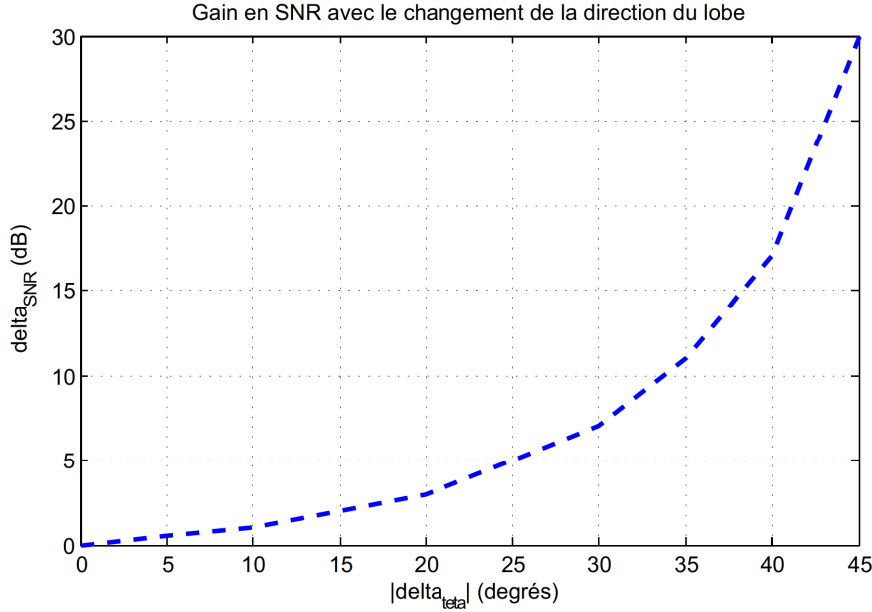

 FIGURE 5.4 – $\Delta_{SNR} = f(|\Delta_{\theta}|)$ pour une antenne YAGI à 3 brins

TABLE 5.1 – Conditions d'orientation du lobe de l'antenne de réception

Etat des métriques	Décision	Raisons
$SNR \geq \lambda'_{SNR}$	Ne pas orienter le lobe	Cas 1 : Le signal reçu ne nécessite pas d'augmentation de puissance
$SNR < \lambda'_{SNR}$ $ \Delta_{\theta} < \lambda_{\Delta_{\theta}}$	Ne pas orienter le lobe	Cas 2 : Le gain obtenu en SNR est faible en particulier quand l'angle d'arrivée θ du signal ne change pas, ou peu, par rapport à l'angle du lobe de l'antenne
$SNR < \lambda'_{SNR}$ $ \Delta_{\theta} \geq \lambda_{\Delta_{\theta}}$	Orienter le lobe	Cas 3 : Le gain en SNR obtenu est important et influence la qualité du signal reçu par l'action d'orientation du lobe

Time Difference Of Arrival). Plusieurs algorithmes d'estimation de l'AOA sont proposés dans la littérature, nous proposons d'étudier trois de ces techniques qui sont adaptées au *beamforming*, nous les comparons afin de sélectionner le capteur de θ qui nous convient vis-à-vis du compromis entre l'erreur d'estimation de l'algorithme et sa complexité de calcul. Ces techniques sont celles de BARTLETT, CAPON et MUSIC (*MUltiple Signal Classification*).

– **Technique de BARTLETT** [105]

Cette technique est aussi appelée technique de *beamforming* conventionnel. L'algorithme est basé sur la maximisation de la puissance du signal à la sortie du beamforming P . Ce problème de maximisation est formulé comme suit :

$$\begin{aligned} \max_w P &= \max_w w^H \hat{R} w \\ |w| &= 1 \end{aligned} \quad (5.10)$$

5.3 Modélisation statistique de l'environnement radio et prise de décision

Le w optimal pour ce problème est alors :

$$w_{bart} = \frac{a(\theta)}{\sqrt{a^H(\theta).a(\theta)}} \quad (5.11)$$

En remplaçant w dans l'expression de P nous obtenons alors l'estimation de P en fonction de l'angle d'arrivée θ par la relation (5.12)

$$\widehat{P}_{bart}(\theta) = \frac{a^H(\theta).\widehat{R}.a(\theta)}{a^H(\theta).a(\theta)} \quad (5.12)$$

La direction d'arrivée cible du signal est alors l'angle qui rend maximum la puissance du signal à la sortie du *beamforming* estimée \widehat{P}_{bart} , $\widehat{\theta} = \operatorname{argmax}_{\theta}\{\widehat{P}_{bart}(\theta)\}$.

– Technique de CAPON [105]

Le but de cette technique est de minimiser l'effet du bruit, pour cela son principe est de résoudre un problème de minimisation de la puissance de sortie P en gardant une sensibilité fixe envers la direction cible, ce problème est formulé par la relation (5.13).

$$\begin{aligned} \min_w P &= \min_w w^H \widehat{R} w \\ w^H . a(\theta) &= 1 \end{aligned} \quad (5.13)$$

Le w optimal est alors exprimé par la relation (5.14) :

$$w_{cap} = \frac{\widehat{R}^{-1}.a(\theta)}{a^H(\theta).\widehat{R}^{-1}.a(\theta)} \quad (5.14)$$

En insérant w_{cap} dans l'expression de P nous obtenons la relation (5.15) :

$$\widehat{P}_{capon}(\theta) = \frac{1}{a^H(\theta).\widehat{R}^{-1}.a(\theta)} \quad (5.15)$$

La direction cible estimée est alors $\widehat{\theta} = \operatorname{argmin}_{\theta}\{\widehat{P}_{capon}(\theta)\}$.

– Technique MUSIC [105]

Cette technique fait partie des méthodes dites basées sur les sous espaces (Subspace-Based Methods). Son principe est basé sur une décomposition spectrale de la matrice de covariance R . En effet, en notant U_s un sous espace du signal (vecteurs propres du signal) et U_n un sous espace du bruit (vecteurs propres du bruit), l'expression de P est estimée par la relation (5.16) :

$$\widehat{P}_{MUSIC}(\theta) = \frac{a^H(\theta).a(\theta)}{a^H(\theta).\widehat{U}_n.\widehat{U}_n^H.a(\theta)} \quad (5.16)$$

La direction cible estimée est $\widehat{\theta} = \operatorname{argmax}_{\theta}\{\widehat{P}_{MUSIC}(\theta)\}$.

Nous présentons dans la figure 5.5 une comparaison de l'estimation de l'AOA pour les trois méthodes dans un exemple de simulation quand la direction d'arrivée cible est 40 degrés. Les trois courbes représentant l'estimation de la puissance reçue décrivent un

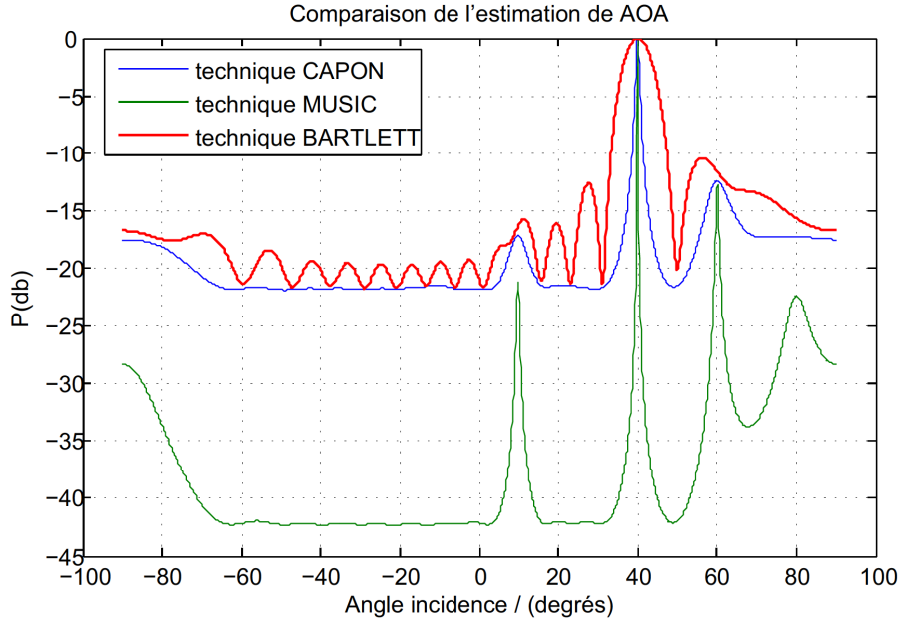


FIGURE 5.5 – Comparaison entre les techniques d’estimation de AOA dans le cas d’une direction cible $\theta = 40$ degrés pour $SNR = 10dB$

TABLE 5.2 – Complexité de calcul pour les algorithmes CAPON et MUSIC

Méthode	Complexité de calcul
CAPON	$CC_{CAPON} \simeq N^2 + N$
MUSIC	$CC_{MUSIC} \simeq 2N^2 + 2N$

pic de puissance dans la direction d’arrivée cible. Ce pic est le plus large pour la technique de BARTLETT ce qui prouve que cette dernière est la moins précise. Les deux autres techniques ont des pics beaucoup plus étroits avec une légère avance de précision pour la technique MUSIC. Pour généraliser cette constatation nous traçons dans la figure 5.6 les courbes de l’erreur quadratique moyenne d’estimation de l’angle θ (MSE : Mean Square Error) en fonction du rapport signal sur bruit, les résultats obtenus justifient les conclusions faites à partir de la figure 5.5. En effet, nous pouvons remarquer que l’erreur d’estimation de l’angle pour la technique de BARTLETT est la plus élevée, les erreurs d’estimation pour les techniques MUSIC et CAPON sont proches, mais pour des valeurs de SNR supérieures à $5dB$ la technique MUSIC devient plus précise puisque ses erreurs d’estimation sont plus faibles. Cependant entre ces deux techniques (MUSIC et CAPON) nous cherchons également celle qui a la plus faible complexité de calcul.

Etant donné les matrices R^{-1} et U_n la complexité de calcul, en termes de nombre d’opérations de multiplication, est présentée dans le tableau 5.2 sachant que N est le nombre des éléments du système multi-antennes. La complexité de calcul de $\hat{P}_{MUSIC}(\theta)$ est alors plus élevée que celle de $\hat{P}_{capon}(\theta)$. Par conséquent, vis-à-vis du compromis entre une faible erreur d’estimation et une faible complexité de calcul notre choix se porte sur la technique de CAPON.

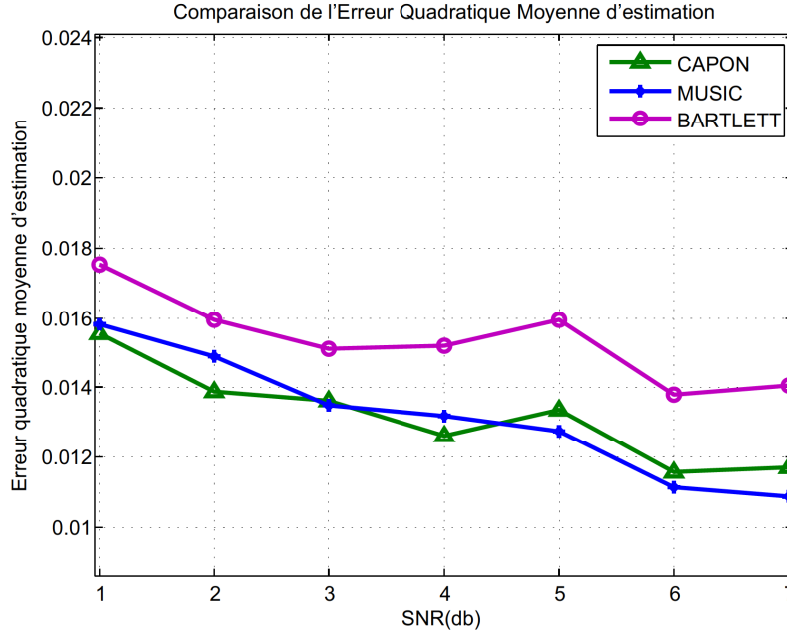


FIGURE 5.6 – Comparaison entre les erreurs quadratiques moyennes d'estimation de θ

Concernant la métrique rapport signal sur bruit, elle peut aussi être estimée par l'algorithme CAPON d'estimation de l'AOA par la relation (5.17) :

$$\widehat{SNR} = \frac{(a^H(\theta) \cdot \widehat{R}^{-1} \cdot a(\theta))^{-1}}{\sigma_b^2} \quad (5.17)$$

D'un autre côté nous avons étudié l'estimation du SNR dans le chapitre 4 pour le scénario de gestion de l'égaliseur, que nous avons noté par SNR_p et calculé à partir de l'estimation du canal, selon la relation (5.18).

$$\widehat{SNR} = \widehat{SNR}_p = \frac{|\widehat{h}_i|_{max}^2}{\sigma_b^2} \quad (5.18)$$

Nous gardons une seule méthode pour estimer le rapport signal sur bruit étant donné que les deux scénarios de décision sont traités par le même système. Nous essayons alors de choisir la meilleure méthode pour les deux scénarios en termes d'erreur d'estimation. Nous traçons dans la figure 5.7 les courbes d'erreurs quadratiques moyennes de l'estimation du SNR en utilisant les deux méthodes. Nous remarquons que la méthode d'estimation du SNR à partir de l'estimation du canal est meilleure parce que ses erreurs d'estimation sont plus faibles. Nous utilisons alors cette méthode pour les deux scénarios et nous gardons la même notation SNR_p utilisée dans le chapitre 4 comme notation du rapport signal sur bruit.

5.3.3 Modélisation statistique et règle de décision

Nous supposons $(\widehat{x}_\theta^1, \dots, \widehat{x}_\theta^n)$ un ensemble de n observations fournies par l'estimateur de l'angle d'arrivée, ces observations sont les réalisations d'une variable aléatoire que nous notons \widehat{X}_θ . Les résultats de simulation de l'algorithme d'estimation de cette métrique ont donné une estimation de la distribution des observations que nous présentons par la

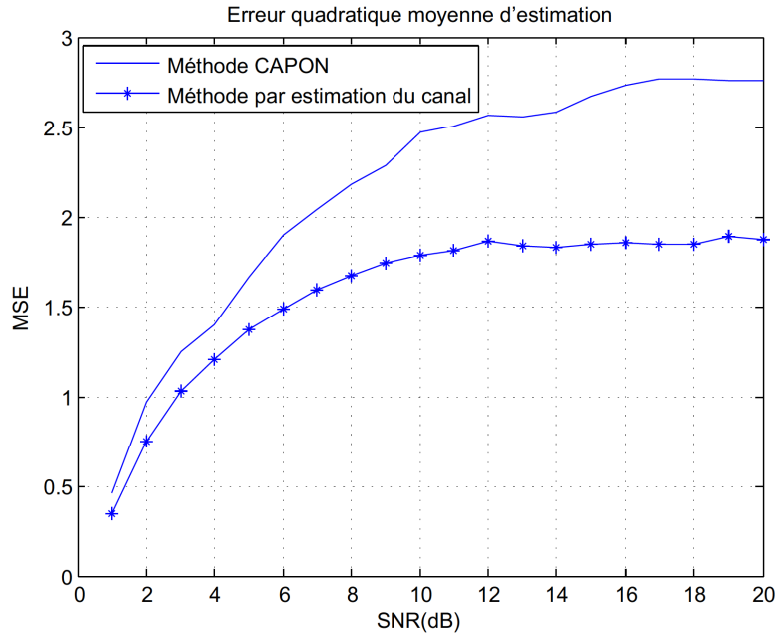


FIGURE 5.7 – Estimation du rapport signal sur bruit - $ISI = -9.2dB$

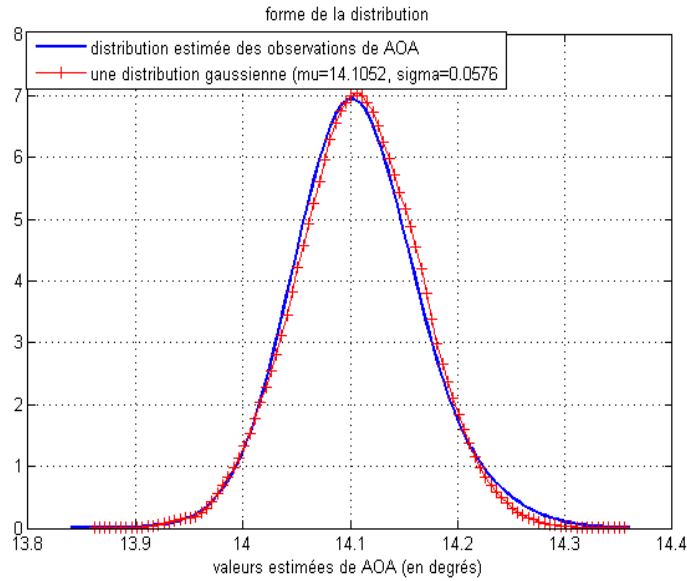


FIGURE 5.8 – Distribution estimée de \hat{X}_θ

figure 5.8. Nous approximos cette distribution par une distribution gaussienne.

En utilisant la méthode d'estimation paramétrique du maximum de vraisemblance nous déterminons les paramètres statistiques de l'estimateur de l'angle d'arrivée dans les relations (5.19) et (5.20) :

$$\hat{\mu}_\theta^{ML} = \frac{1}{n} \sum_{i=0}^n \hat{x}_\theta^i \quad (5.19)$$

5.3 Modélisation statistique de l'environnement radio et prise de décision

$$\hat{\sigma}_\theta^{ML} = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=0}^n (\hat{x}_\theta^i - \hat{\mu}_\theta^{ML})^2} \quad (5.20)$$

Les caractéristiques statistiques de l'estimation de SNR_p ont été calculées dans les relations (4.14) et (4.15) du chapitre 4. Pour déterminer les règles de décision correspondantes au scénario de gestion du *beamforming*, nous représentons l'évaluation de l'état de l'environnement du tableau 5.1 par un test d'hypothèses statistiques que nous présentons dans la relation (5.21).

$$\begin{cases} H_2 : SNR_p < \lambda'_{SNR} \quad \text{et} \quad |\Delta_\theta| \geq \lambda_{\Delta_\theta} \\ H_3 : SNR_p \geq \lambda'_{SNR} \quad \text{ou} \quad |\Delta_\theta| < \lambda_{\Delta_\theta} \end{cases} \quad (5.21)$$

L'hypothèse H_2 (respectivement H_3) représente la décision d'orienter la direction du lobe principal (respectivement la décision de garder la direction du lobe principal). En utilisant la technique de Neyman Pearson, la résolution de ce test fournit les règles de décision δ_2 et δ_3 (5.22) telles que :

- δ_2 : règle de décision qui correspond à accepter l'hypothèse H_2 (décider de changer la direction du lobe)
- δ_3 : règle de décision qui correspond à accepter l'hypothèse H_3 (décider de garder la direction du lobe)

Avec K'_{SNR} et K_{Δ_θ} les nouveaux seuils d'évaluation calculés à partir des erreurs de mesures de SNR_p et θ .

$$\begin{aligned} \delta_2 : \widehat{SNR}_p < K'_{SNR} \quad \text{et} \quad |\widehat{\Delta}_\theta| \geq K_{\Delta_\theta} \\ \delta_3 : \widehat{SNR}_p \geq K'_{SNR} \quad \text{ou} \quad |\widehat{\Delta}_\theta| < K_{\Delta_\theta} \end{aligned} \quad (5.22)$$

Avec :

- $\widehat{SNR}_p = \hat{\mu}_{SNR_p}^{ML}$
- $|\widehat{\Delta}_\theta| = |\hat{\mu}_\theta^{ML}(k) - \hat{\mu}_\theta^{ML}(j)|$
- $K_{\Delta_\theta} = \lambda_{\Delta_\theta} + \frac{\hat{\sigma}_\theta^{ML}}{\sqrt{n}} F^{-1}(\alpha)$
- $K'_{SNR} = \lambda'_{SNR} + \frac{\hat{\sigma}_{SNR_p}^{ML}}{\sqrt{n}} F^{-1}(\alpha)$
- F^{-1} inverse de la fonction F et $F(x) = \int_{-\infty}^x \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{t^2}{2}} dt$ est la fonction de distribution gaussienne

La figure 5.9 illustre le scénario de gestion de l'action du *beamforming*. Selon les observations issues des estimateurs de SNR_p et θ , l'équipement radio de réception décide de changer l'orientation du lobe principal de l'antenne ou de la garder à travers le bloc '*Modélisation Statistique et Décision*'.

5.3.4 Apport de la modélisation statistique dans la performance de décision

L'utilisation des nouveaux seuils K'_{SNR} et K_{Δ_θ} , obtenus par modélisation statistique, a pour but de prendre en considération les erreurs d'estimation des métriques SNR_p et

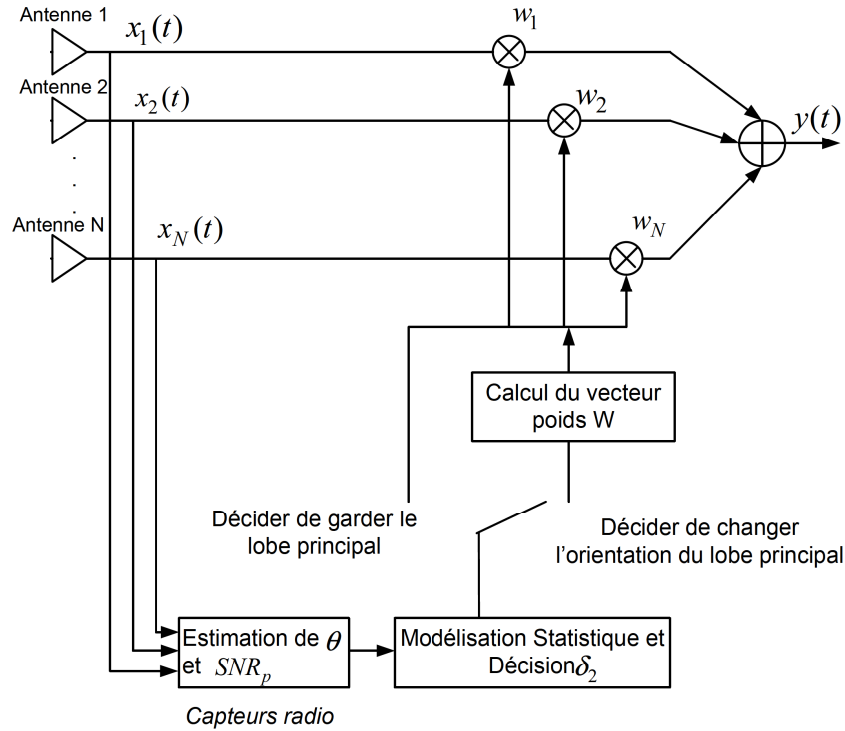


FIGURE 5.9 – Scénario de gestion de l'action du beamforming

θ dans la prise de décision. Nous comparons dans la figure 5.10 le taux de mauvaises décisions entre le cas où le système de décision utilise les seuils K'_{SNR} et $K_{\Delta\theta}$ (Tableau 5.3 cas avec modélisation statistique) et le cas où il utilise les seuils d'origine λ_{SNR} et $\lambda_{\Delta\theta}$ (Tableau 5.3 cas sans modélisation statistique). Ces courbes montrent que la décision par modélisation statistique contribue à réduire le taux de mauvaises décisions.

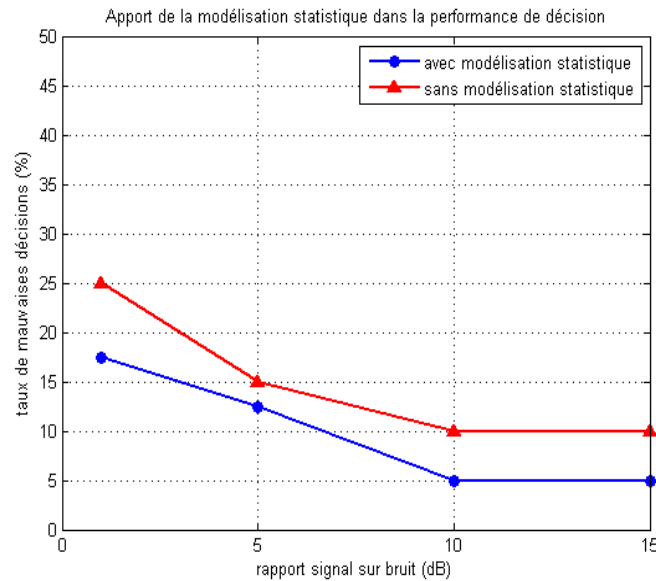


FIGURE 5.10 – Influence de la modélisation statistique sur le taux de mauvaises décisions

5.4 Etude de la performance du scénario de décision

TABLE 5.3 – Expressions de règles de décision avec et sans modélisation statistique

	Décision d'activer le <i>beamforming</i>	Décision de désactiver le <i>beamforming</i>
Avec modélisation statistique	$\widehat{SNR}_p < K'_{SNR}$ et $ \widehat{\Delta}_\theta \geq K_{\Delta_\theta}$	$\widehat{SNR}_p \geq K'_{SNR}$ ou $ \widehat{\Delta}_\theta < K_{\Delta_\theta}$
Sans modélisation statistique	$\widehat{SNR}_p < \lambda'_{SNR}$ et $ \widehat{\Delta}_\theta \geq \lambda_{\Delta_\theta}$	$\widehat{SNR}_p \geq \lambda'_{SNR}$ ou $ \widehat{\Delta}_\theta < \lambda_{\Delta_\theta}$

TABLE 5.4 – Conditions de simulations pour la gestion du beamforming

instant t_i de réception de la trame i	Angle d'arrivée du signal (degrés)	λ'_{SNR}	λ_{Δ_θ}
t_{10}	20°	5dB	10°
t_{30}	60°		
t_{50}	0°		
t_{90}	40°		

5.4 Etude de la performance du scénario de décision

Nous considérons comme exemple un système multi-antennes de taille $N = 16$ éléments, en réception, nous simulons le scénario de gestion du beamforming de la figure 5.9 pendant une période de réception de 100 trames. Sans suivre de standard particulier, nous notons par 'trame' une séquence de symboles reçus et par t_i l'instant de réception de la i ème trame. Après chaque n estimations de θ et de SNR_p , fournies par les capteurs, le système de décision décide de garder ou de changer l'orientation du lobe principal.

Nous résumons dans le tableau 5.4 les conditions de simulation de cet exemple. La figure 5.11 décrit l'état du rapport signal sur bruit à la réception. Dans la figure 5.12 nous présentons le résultat de décision qui correspond à la sortie du bloc 'Modélisation Statistique et Décision' de la figure 5.9. Dans cette courbe la valeur '0' représente la décision de changer l'orientation du lobe principal, la valeur '1' représente la décision de ne pas modifier l'orientation du lobe. Comme nous pouvons le voir dans la figure 5.12 le système décide d'orienter le lobe à l'instant t_{10} et aussi aux instants t_{35} , t_{55} et t_{95} , ce qui présente un léger retard de décision, dû à la durée nécessaire pour la prise de décision, par rapport aux instants de changement de direction d'arrivée (t_{30} , t_{50} et t_{90}). D'après la courbe de la figure 5.13, qui représente le SNR_p obtenu à la sortie du beamforming, nous constatons que ces retards de décision ont, certes, un impact sur le rapport signal sur bruit, cependant dans cet exemple cette petite dégradation n'est pas influente car le SNR_p reste au dessus de λ'_{SNR} que nous avons fixée à 5dB. La figure 5.14 décrit l'état du lobe principal, pour un système d'antennes de type YAGI à trois brins, à travers ces décisions. A l'instant t_{10} le lobe principal est orienté vers la direction 20° et reste dans cet état jusqu'à l'instant t_{35} où la décision est de changer cette direction vers 60°. De la même façon l'état du lobe principal change aux instants t_{55} et t_{95} vers directions 0° et 40°.

Dans cet exemple de simulation, l'action d'orientation du lobe est effectuée seulement pour 4 trames sur 100 trames. La direction de l'antenne reste donc inchangée pendant 89% du temps total de simulation. En comparant la complexité de calcul de ce scénario

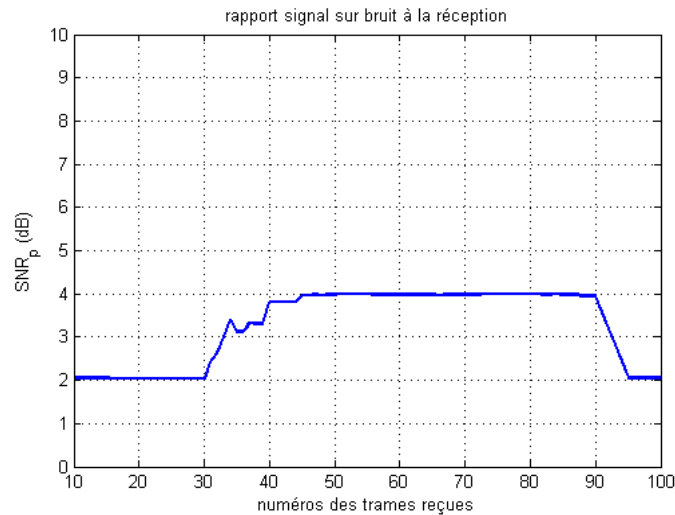


FIGURE 5.11 – Etat du rapport signal sur bruit (SNR_p) à la réception

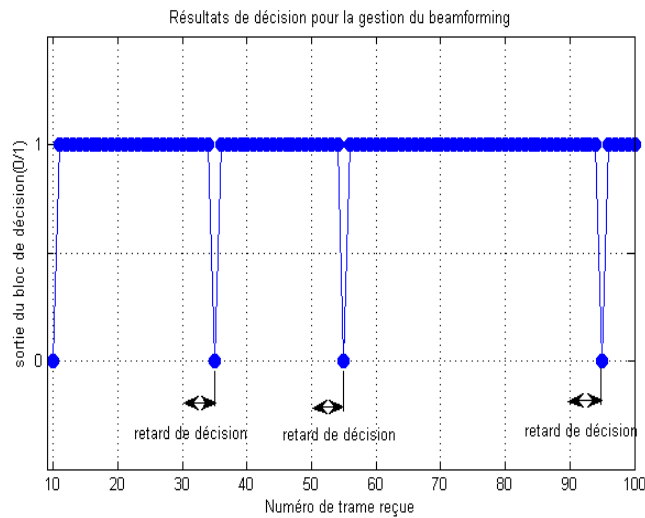


FIGURE 5.12 – résultat du système de décision : '0' – > le récepteur décide de changer l'orientation du lobe - '1' – > le récepteur décide de garder l'orientation du lobe

avec celle d'une situation où le *beamforming* est présent en permanence, nous remarquons une réduction de la complexité d'un taux 82%. En généralisant nous obtenons la courbe de la figure 5.15 qui montre le taux de réduction de la complexité de calcul par rapport au pourcentage de temps pendant lequel le lobe de l'antenne reste stable [106].

5.5 Intégration du scénario de gestion du beamforming dans l'architecture HDCRAM

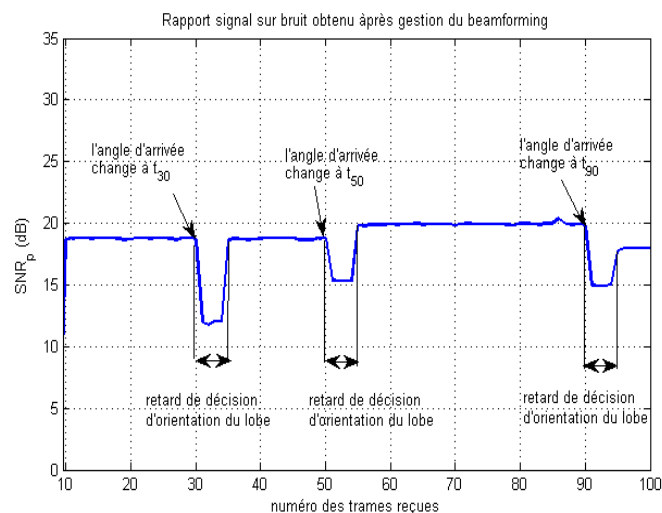


FIGURE 5.13 – Etat du rapport signal sur bruit (SNR_p) après la gestion du beamforming

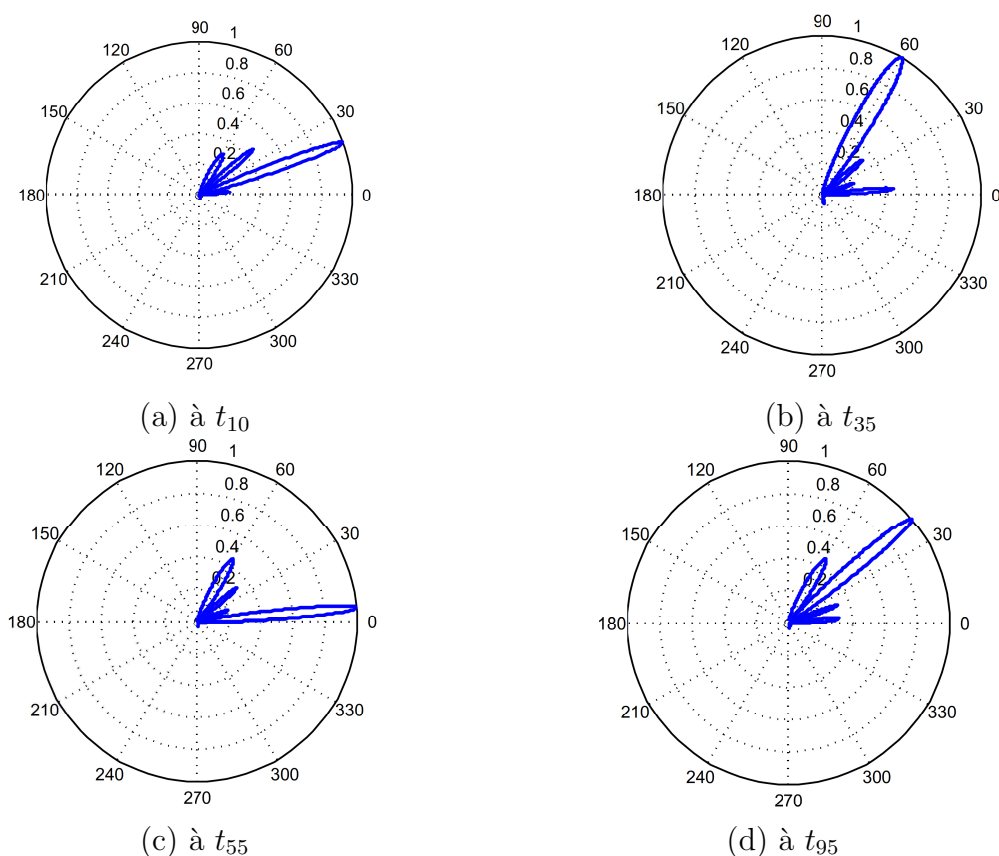


FIGURE 5.14 – Orienter la direction du lobe principal quand la décision est '0' : (a) orienter le lobe vers $\theta = 20^\circ$ à t_{10} . - (b) orienter le lobe vers $\theta = 60^\circ$ à t_{35} . - (c) orienter le lobe vers $\theta = 0^\circ$ à t_{55} . - (d) orienter le lobe vers $\theta = 40^\circ$ à t_{95}

5.5 Intégration du scénario de gestion du *beamforming* dans l'architecture HDCRAM

Tout comme l'égalisation, le *beamforming* est une fonction de communication qui est donc gérée au niveau 2 de HDCRAM. Nous modélisons le scénario de gestion du

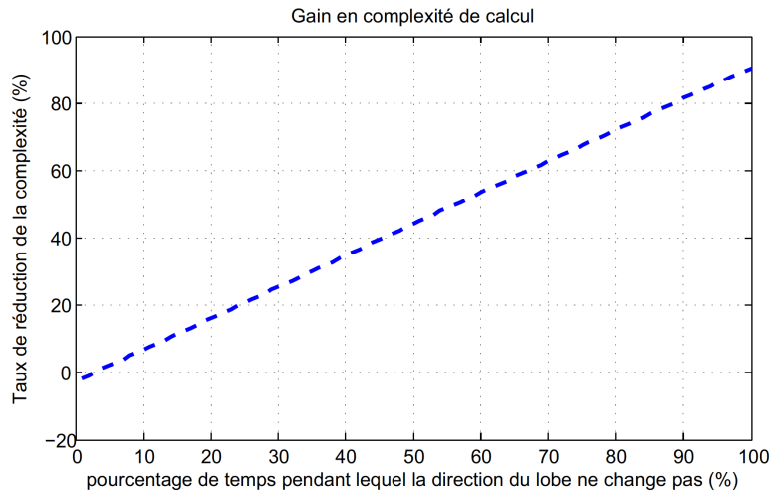


FIGURE 5.15 – Taux de réduction de la complexité de calcul par gestion du beamforming

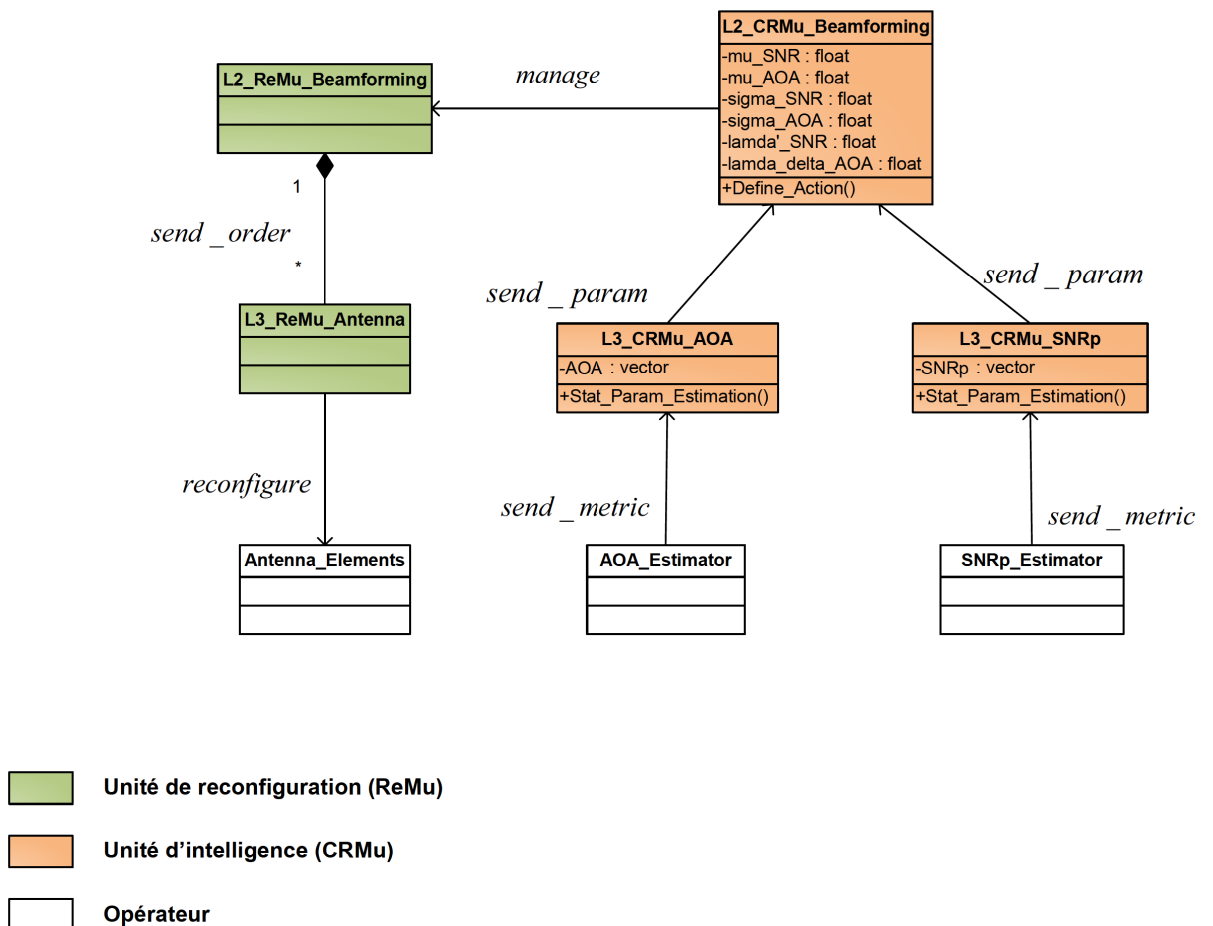


FIGURE 5.16 – Modélisation HDCRAM pour la gestion du beamforming

beamforming dans la figure 5.16. Les opérateurs utiles pour ce scénario sont les capteurs *AOA_Estimator* et *SNRp_Estimator* ainsi que l'opérateur reconfigurable *Antenna_El-*

5.6 Conclusion

ements qui représente les éléments de l'antenne de réception. En suivant le même principe de modélisation que celui du scénario de gestion de l'égaliseur, les unités intelligentes de niveau 3 responsables des capteurs récupèrent les observations estimées des métriques *AOA* et SNR_p et déterminent leurs paramètres statistiques. L'unité intelligente qui décide de changer ou de garder l'orientation du lobe principal est *L2_CRMu_Beamforming* par l'intermédiaire des règles de décision statistiques δ_2 et δ_3 que nous avons établies dans la relation (5.22). Cette unité transmet ensuite sa décision à l'unité de reconfiguration *L2_ReMu_Beamforming* qui se charge d'envoyer cette décision, sous forme d'ordres de reconfiguration, jusqu'à l'opérateur de l'antenne à travers les unités *ReM*.

Nous définissons les attributs suivants :

- *AOA* : de type '*vector*', qui représente le vecteur des observations $(\hat{x}_\theta^1, \dots, \hat{x}_\theta^n)$ fournies par l'opérateur *AOA_Estimator*
- *SNRp* : de type '*vector*', qui représente le vecteur des observations fournies par l'opérateur *SNRp_Estimator* .
- *mu_SNR* : de type '*float*' qui représente $\hat{\mu}_{SNRp}^{ML}$
- *mu_AOA* : de type '*float*' qui représente $\hat{\mu}_\theta^{ML}$
- *sigma_SNR* : de type '*float*' qui représente $\hat{\sigma}_{SNRp}^{ML}$
- *sigma_AOA* : de type '*float*' qui représente $\hat{\sigma}_\theta^{ML}$
- *lamda'_SNR* : de type '*float*' qui représente le seuil λ'_{SNR}
- *lamda_delta_teta* : de type '*float*' qui représente le seuil λ_{Δ_θ}

5.6 Conclusion

Nous avons traité dans ce chapitre un deuxième scénario de décision qui consiste à gérer l'action du *beamforming* en appliquant la méthode de décision par modélisation statistique. Nous avons montré que la décision de changer la direction du lobe uniquement lorsque ceci est nécessaire, réduit la complexité de calcul au sein du récepteur sans dégrader sa performance. Nous avons également montré l'intégration de ce scénario dans l'architecture HDCRAM en montrant le comportement des unités *CRM*. La même méthode de décision par modélisation statistique que nous avons développée peut être appliquée de la même façon pour traiter d'autres scénarios de gestion de fonction de communication comme la démodulation, le décodage, etc.. Nous allons nous intéresser dans le chapitre suivant au traitement simultané des deux scénarios de décision (gestion de l'égaliseur et gestion du *beamforming*) par l'équipement récepteur.

Chapitre 6

Traitement des deux scénarios de gestion du beamforming et de l'égaliseur

Sommaire

6.1	Introduction	105
6.2	Prise de décisions conjointes	106
6.3	Prise de décisions séquentielles	109
6.4	Exemples de simulations et comparaison	110
6.4.1	Exemple 1 : Cas $\lambda_{SNR} < \lambda'_{SNR}$	110
6.4.2	Exemple 2 : Cas $\lambda_{SNR} > \lambda'_{SNR}$	113
6.4.3	Exemple 3 : variation des seuils λ_{SNR} et λ'_{SNR}	116
6.5	Scénarios séquentiels via l'architecture HDCRAM	120
6.6	Conclusion	120

6.1 Introduction

Nous nous intéressons dans ce chapitre au traitement des deux scénarios de gestion de l'égaliseur et de gestion du *beamforming*. Le problème de décision peut alors être posé de deux façons :

- En adoptant des décisions conjointes : les deux scénarios sont traités conjointement, en évaluant simultanément les métriques ISI , SNR_p et θ , des décisions sont prises en même temps pour l'orientation du lobe et la présence de l'égaliseur.
- En adoptant des décisions séquentielles : les deux scénarios sont traités en série avec une priorité donnée au scénario du beamforming. La décision concernant l'orientation du lobe de l'antenne est traitée en premier, elle aura un impact sur la décision concernant l'égaliseur.

Nous proposons d'étudier ces deux cas de décisions et de comparer les performances du récepteur dans les deux cas.

6.2 Prise de décisions conjointes

Selon les valeurs des métriques estimées ISI , SNR_p et $\Delta\theta$ nous identifions plusieurs états de l'environnement qui nécessitent soit une action d'égalisation uniquement, soit une action d'orientation du lobe uniquement, soit les deux actions ensemble, soit aucune action. Nous utilisons les seuils d'évaluation que nous avons définis précédemment pour chaque métrique; λ_{ISI} , $\lambda_{\Delta\theta}$, λ_{SNR} et λ'_{SNR} . Nous rappelons que λ_{SNR} est la valeur du rapport signal sur bruit en dessous duquel la présence de l'égaliseur dégrade la qualité du signal. Quant au seuil λ'_{SNR} il représente la valeur du rapport signal sur bruit au dessus duquel le signal ne nécessite plus d'orientation du lobe. Nous allons distinguer le cas où $\lambda_{SNR} > \lambda'_{SNR}$ de celui où $\lambda_{SNR} < \lambda'_{SNR}$.

Cas $\lambda_{SNR} < \lambda'_{SNR}$

La figure 6.1 décrit les intervalles des valeurs de SNR_p et $\Delta\theta$ pour lesquels l'action de beamforming est décidée ainsi que les intervalles des valeurs de ISI et SNR_p pour lesquels l'opération d'égalisation est décidée, dans le cas $\lambda_{SNR} < \lambda'_{SNR}$.

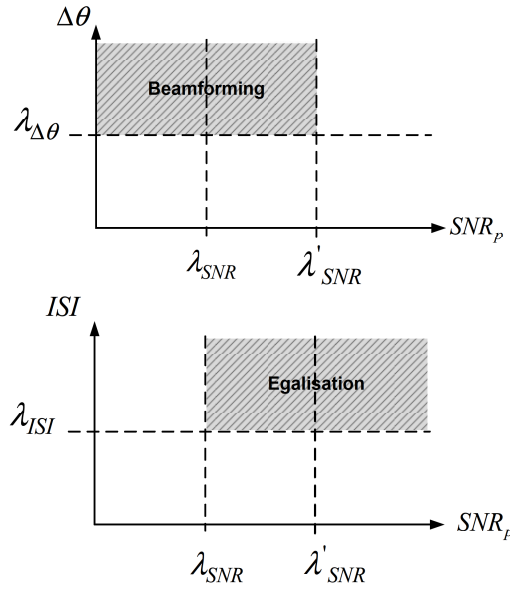


FIGURE 6.1 – Cas de décision $\lambda_{SNR} < \lambda'_{SNR}$

Nous définissons les hypothèses suivantes :

- $H_{joint.0}$: Activer l'égaliseur et activer le *beamforming*
- $H_{joint.1}$: Activer l'égaliseur et désactiver le *beamforming*
- $H_{joint.2}$: Activer le *beamforming* et désactiver l'égaliseur
- $H_{joint.3}$: Désactiver le *beamforming* et désactiver l'égaliseur

Nous construisons ensuite les tests d'hypothèses statistiques dans les relations (6.1), (6.2), (6.3) et (6.4).

$$\left\{ \begin{array}{l} H_{joint.0} : (\lambda_{SNR} < SNR_p < \lambda'_{SNR}) \text{ ET } (\Delta\theta > \lambda_{\Delta\theta}) \text{ ET } (ISI > \lambda_{ISI}) \\ \overline{H_{joint.0}} \end{array} \right. \quad (6.1)$$

6.2 Prise de décisions conjointes

$$\left\{ \begin{array}{l} H_{joint.1} : [ISI > \lambda_{ISI}] ET \\ \overline{H_{joint.1}} : [(SNR_p > \lambda'_{SNR}) OU (\lambda_{SNR} < SNR_p < \lambda'_{SNR} ET \Delta_\theta < \lambda_{\Delta_\theta})] \end{array} \right. \quad (6.2)$$

$$\left\{ \begin{array}{l} H_{joint.2} : [\Delta_\theta > \lambda_{\Delta_\theta}] ET \\ \overline{H_{joint.2}} : [(SNR_p < \lambda_{SNR}) OU (\lambda_{SNR} < SNR_p < \lambda'_{SNR} ET ISI < \lambda_{ISI})] \end{array} \right. \quad (6.3)$$

$$\left\{ \begin{array}{l} H_{joint.3} : [(\lambda_{SNR} < SNR_p < \lambda'_{SNR}) ET (\Delta_\theta < \lambda_{\Delta_\theta}) ET (ISI < \lambda_{ISI})] \\ \overline{H_{joint.3}} : [OU [(SNR_p < \lambda_{SNR}) ET (\Delta_\theta < \lambda_{\Delta_\theta})] \\ OU [(SNR_p > \lambda'_{SNR}) ET (ISI < \lambda_{ISI})]] \end{array} \right. \quad (6.4)$$

En considérant les variables aléatoires \widehat{X}_{ISI} , \widehat{X}_{SNR_p} et \widehat{X}_θ définies et caractérisées dans les chapitres 4 et 5, nous résolvons ces tests par la méthode de Neyman-Pearson et nous obtenons, dans les relations (6.5), (6.6), (6.7) et (6.8), les règles de décision conjointes $\delta_{joint.0}$, $\delta_{joint.1}$, $\delta_{joint.2}$ et $\delta_{joint.3}$ qui correspondent à accepter respectivement les hypothèses $H_{joint.0}$, $H_{joint.1}$, $H_{joint.2}$ et $H_{joint.3}$. Nous rappelons pour cela les expressions suivantes :

- $\widehat{SNR}_p = \widehat{\mu}_{SNR_p}^{ML}$
- $|\widehat{\Delta}_\theta| = |\widehat{\mu}_\theta^{ML}(k) - \widehat{\mu}_\theta^{ML}(j)|$
- $\widehat{ISI} = \widehat{\mu}_{ISI}$
- $K_{\Delta_\theta} = \lambda_{\Delta_\theta} + \frac{\widehat{\sigma}_\theta^{ML}}{\sqrt{n}} F^{-1}(\alpha)$
- $K'_{SNR} = \lambda'_{SNR} + \frac{\widehat{\sigma}_{SNR_p}^{ML}}{\sqrt{n}} F^{-1}(\alpha)$
- $K_{SNR} = \lambda_{SNR} + \frac{\widehat{\sigma}_{SNR_p}^{ML}}{\sqrt{n}} F^{-1}(\alpha)$
- $K_{ISI} = \lambda_{ISI} + \frac{\widehat{\sigma}_{ISI}^{ML}}{\sqrt{n}} F^{-1}(\alpha)$
- F^{-1} inverse de la fonction F et $F(x) = \int_{-\infty}^x \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{t^2}{2}} dt$ est la fonction de distribution gaussienne
- α fausse alarme maximale tolérée fixée à 1%

$$\delta_{joint.0} : (K_{SNR} < \widehat{SNR}_p < K'_{SNR}) ET (\widehat{\Delta}_\theta > K_{\Delta_\theta}) ET (\widehat{ISI} > K_{ISI}) \quad (6.5)$$

$$\delta_{joint.1} : [\widehat{ISI} > K_{ISI}] ET \\ [(\widehat{SNR}_p > K'_{SNR}) OU (K_{SNR} < \widehat{SNR}_p < K'_{SNR} ET \widehat{\Delta}_\theta < K_{\Delta_\theta})] \quad (6.6)$$

$$\delta_{joint.2} : [\widehat{\Delta}_\theta > K_{\Delta_\theta}] ET \\ [(\widehat{SNR}_p < K_{SNR}) OU (K_{SNR} < \widehat{SNR}_p < K'_{SNR} ET \widehat{ISI} < K_{ISI})] \quad (6.7)$$

$$\delta_{joint.3} : [(K_{SNR} < \widehat{SNR}_p < K'_{SNR}) ET (\widehat{\Delta}_\theta < K_{\Delta_\theta}) ET (\widehat{ISI} < K_{ISI})] \\ OU [(\widehat{SNR}_p < K_{SNR}) ET (\widehat{\Delta}_\theta < K_{\Delta_\theta})] \\ OU [(\widehat{SNR}_p > K'_{SNR}) ET (\widehat{ISI} < K_{ISI})] \quad (6.8)$$

Cas $\lambda_{SNR} > \lambda'_{SNR}$

La figure 6.2 représente les intervalles des valeurs des métriques SNR_p , ISI et θ pour lesquels les actions de *beamforming* et d'égalisation sont décidées dans le cas où $\lambda_{SNR} > \lambda'_{SNR}$.

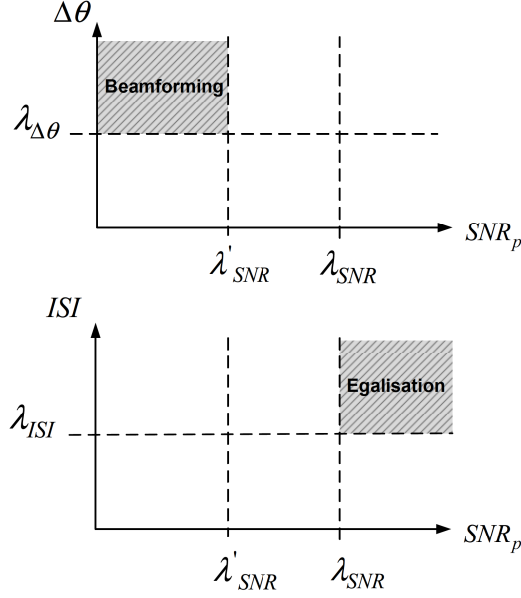


FIGURE 6.2 – Cas de décision $\lambda_{SNR} > \lambda'_{SNR}$

Nous remarquons que dans ce cas il n'y a pas de situations où le *beamforming* et l'égaliseur sont activés ensemble. Nous définissons les hypothèses suivantes :

- $H'_{joint.0}$: Activer l'égaliseur et désactiver le *beamforming*
- $H'_{joint.1}$: Activer le *beamforming* et désactiver l'égaliseur
- $H'_{joint.2}$: Désactiver le *beamforming* et désactiver l'égaliseur

Nous construisons les tests d'hypothèses dans les relations (6.9), (6.10) et (6.11).

$$\left\{ \begin{array}{l} H'_{joint.0} : (SNR_p > \lambda_{SNR}) \text{ ET } (ISI > \lambda_{ISI}) \\ \overline{H'_{joint.0}} \end{array} \right. \quad (6.9)$$

$$\left\{ \begin{array}{l} H'_{joint.1} : (SNR_p < \lambda'_{SNR}) \text{ ET } (\Delta\theta > \lambda_{\Delta\theta}) \\ \overline{H'_{joint.1}} \end{array} \right. \quad (6.10)$$

$$\left\{ \begin{array}{l} H'_{joint.2} : [\lambda'_{SNR} < SNR_p < \lambda_{SNR}] \\ \quad \quad \quad \text{OU } [(SNR_p > \lambda_{SNR}) \text{ ET } (ISI < \lambda_{ISI})] \\ \quad \quad \quad \text{OU } [(SNR_p < \lambda'_{SNR}) \text{ ET } (\Delta\theta < \lambda_{\Delta\theta})] \\ \overline{H'_{joint.2}} \end{array} \right. \quad (6.11)$$

En adoptant la même démarche de résolution par Neyman Pearson nous obtenons les règles de décision conjointes dans les relations (6.12), (6.13) et (6.14) qui correspondent respectivement à accepter les hypothèses $H'_{joint.0}$, $H'_{joint.1}$ et $H'_{joint.2}$.

$$\delta'_{joint.0} : (\widehat{SNR}_p > K_{SNR}) \text{ ET } (\widehat{ISI} > K_{ISI}) \quad (6.12)$$

$$\delta'_{joint.1} : (\widehat{SNR}_p < K'_{SNR}) \text{ ET } (\widehat{\Delta}_\theta > K_{\Delta_\theta}) \quad (6.13)$$

$$\begin{aligned} \delta'_{joint.2} : [K'_{SNR} < \widehat{SNR}_p < K_{SNR}] \\ \text{OU } [(\widehat{SNR}_p > K_{SNR}) \text{ ET } (\widehat{ISI} < K_{ISI})] \\ \text{OU } [(\widehat{SNR}_p < K'_{SNR}) \text{ ET } (\widehat{\Delta}_\theta < K_{\Delta_\theta})] \end{aligned} \quad (6.14)$$

6.3 Prise de décisions séquentielles

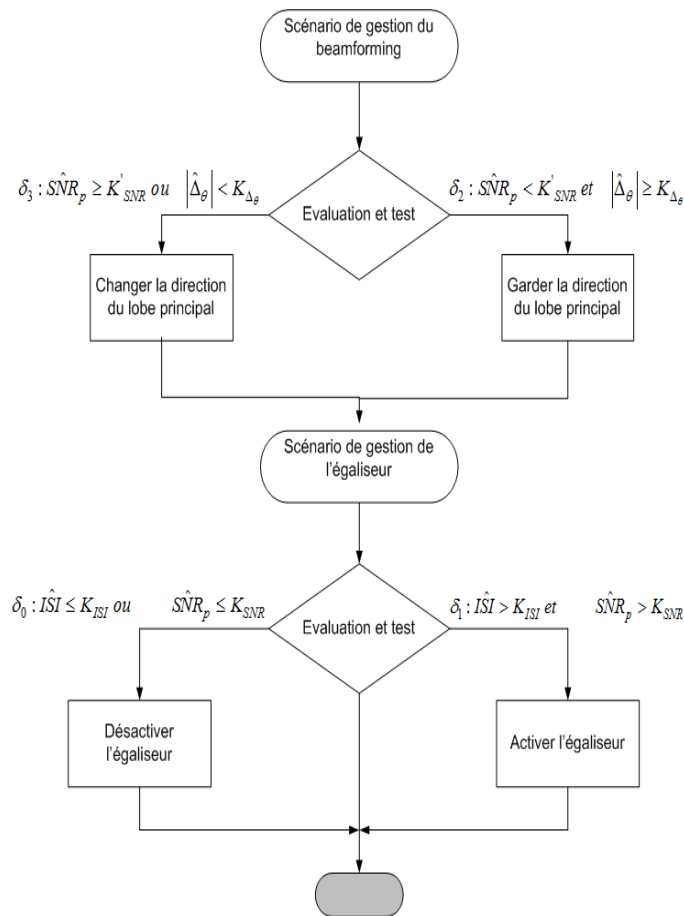


FIGURE 6.3 – Traitement séquentiel des deux scénarios de décision

Quand le récepteur traite les deux scénarios séquentiellement, les décisions sont prises en série grâce aux règles de décisions développées dans les chapitres 4 et 5 pour la gestion de l'égaliseur et la gestion du *beamforming* en donnant une priorité au scénario de *beamforming*. Comme nous le présentons dans la figure 6.3, il décide tout d'abord d'orienter ou de garder le lobe principal de l'antenne de réception, ensuite selon le nouvel état de l'environnement obtenu après gestion du *beamforming*, il décide de garder ou de désactiver l'égaliseur.

TABLE 6.1 – Conditions de simulation pour le traitement des deux scénarios (exemple 1)

instant t_i de réception de la trame i	Angle d'arrivée du signal (degrés)	λ_{SNR}	λ'_{SNR}	$\lambda_{\Delta\theta}$
t_9	40°	$-0.8dB$	$6dB$	10°
t_{18}	5°			

Nous allons consacrer la section suivante à la comparaison de ces deux manières de décider (conjointement ou séquentiellement) à travers deux exemples de simulation ; le premier avec $\lambda_{SNR} < \lambda'_{SNR}$, le deuxième avec $\lambda_{SNR} > \lambda'_{SNR}$.

6.4 Exemples de simulations et comparaison

6.4.1 Exemple 1 : Cas $\lambda_{SNR} < \lambda'_{SNR}$

Nous considérons un canal de propagation multi-trajets de type RICE de fréquence doppler $f_d = 30Hz$. Les conditions de simulation, en termes de changement de l'angle d'arrivée et des seuils d'évaluation, sont décrites dans le tableau 6.1. Nous supposons que le signal reçu change de direction d'arrivée aux instants t_9 et t_{18} . Dans ce premier exemple de simulation nous considérons le cas $\lambda_{SNR} < \lambda'_{SNR}$. Nous présentons, dans la figure 6.4(a), l'état du rapport signal sur bruit SNR_p à la réception correspondant à ce canal. La figure 6.4(b) décrit le taux d'erreur binaire à la réception.

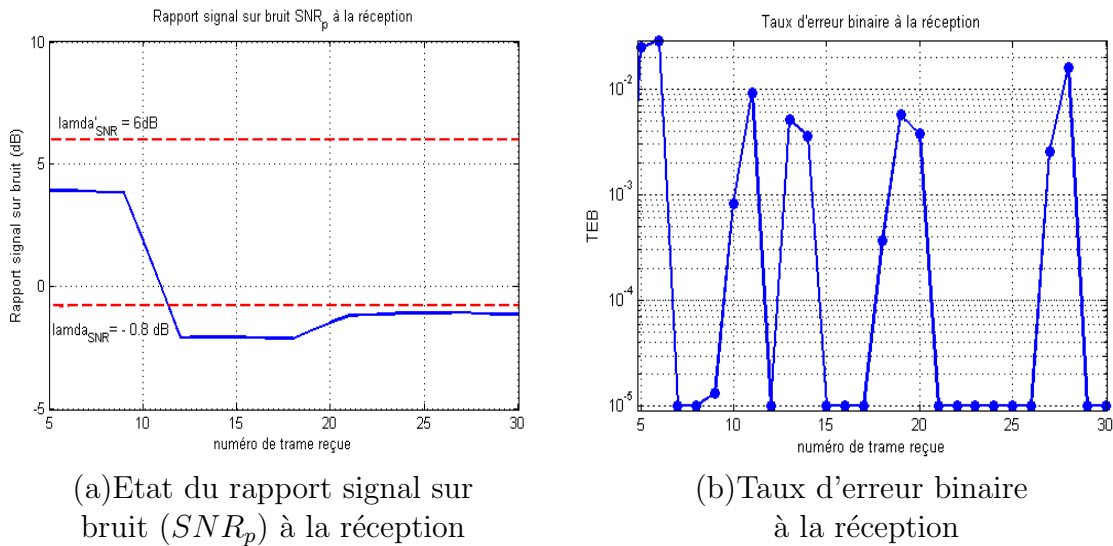


FIGURE 6.4 – Rapport signal sur bruit et taux d'erreur binaire à la réception (exemple1)

Traitement conjoint de la décision

Nous appliquons tout d'abord les règles de décision conjointes, des relations 6.5, 6.6, 6.7 et 6.8, nous représentons dans les figures 6.5 (a) et (b) respectivement les résultats de décisions conjointes pour la gestion du beamforming et de l'égaliseur. Nous commençons par montrer les résultats à partir de l'instant de réception de la cinquième trame, temps nécessaire pour le démarrage du système de décision. Le récepteur décide d'orienter le lobe de l'antenne à l'instant t_5 , mais aussi avec du retard aux instants t_{12} et t_{21} (figure

6.4 Exemples de simulations et comparaison

6.5 (a)). Ce retard a un impact sur l'amélioration du rapport signal sur bruit comme nous le présentons dans la figure 6.6 où la courbe du SNR_p , obtenu à la sortie du *beamforming*, montre une petite dégradation aux instants t_9 et t_{18} , instants auxquels le signal reçu change d'angle d'arrivée. Cependant malgré cette dégradation le rapport signal sur bruit à la sortie du *beamforming* reste au dessus du seuil λ'_{SNR} qui est de $6dB$. Prenons maintenant les résultats de décision concernant l'égaliseur, qui se font en même temps que ceux du *beamforming*. Entre les instants t_6 et t_9 , le récepteur décide de désactiver l'égaliseur (figure 6.5 (b)) étant donné que, pendant cette période, le SNR_p à la réception est au-dessus du seuil λ_{SNR} (figure 6.4 (a)) et le TEB à la réception est en-dessous de 10^{-3} sauf à l'instant t_6 où il y a une erreur de décision (figure 6.4 (b)). Entre les instants t_{10} et t_{11} le récepteur décide d'activer l'égaliseur car le TEB à la réception commence à augmenter (figure 6.4 (b)) en raison de l'augmentation des interférences inter-symboles. Par contre, à partir de l'instant t_{12} il décide de désactiver l'égaliseur jusqu'à la fin (t_{30}) alors que le TEB à la réception est très souvent supérieur à 10^{-3} . En effet, cette décision s'explique par le fait que le SNR_p à la réception devient inférieur à λ_{SNR} à partir de l'instant t_{12} (figure 6.4 (a)).

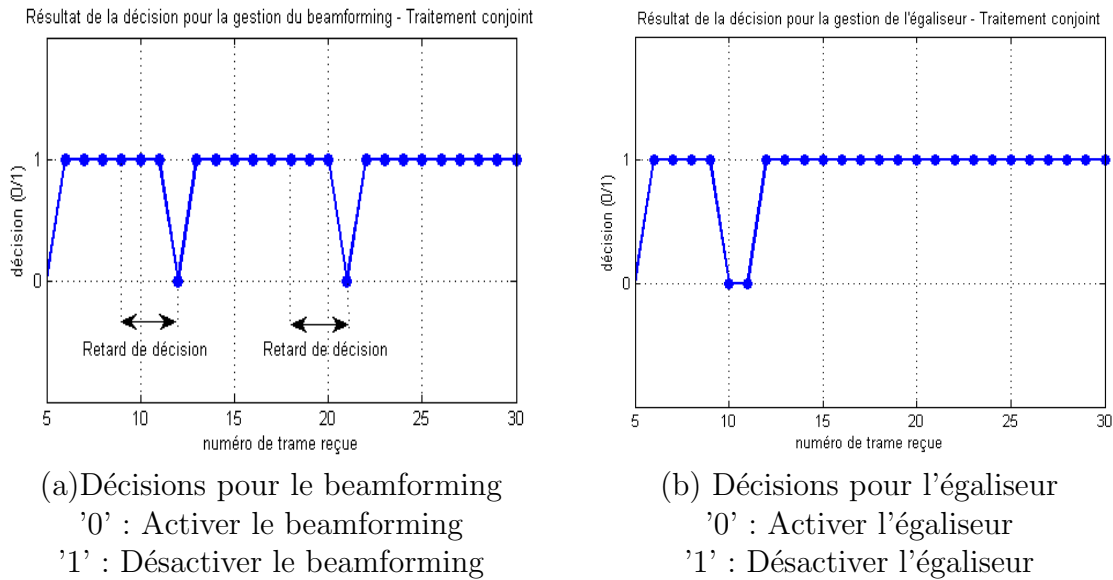


FIGURE 6.5 – Résultats des décisions dans le cas d'un traitement conjoint (exemple1)

Traitement séquentiel de la décision

Nous traitons maintenant ce même exemple de simulation en décidant séquentiellement et en commençant par la gestion du *beamforming* ensuite celle de l'égaliseur. Les résultats de décision sont représentés dans les figure 6.7(a) et (b) respectivement pour le *beamforming* et l'égaliseur. Si nous comparons ces résultats de décision avec ceux des décisions conjointes de la figure (6.5) nous remarquons tout d'abord que les résultats de décision concernant le *beamforming* sont les mêmes dans les deux cas. Concernant ceux de l'égaliseur, ils diffèrent. En effet, dans le cas des décisions séquentielles, quand le *beamforming* est effectué en premier, alors le rapport signal sur bruit SNR_p augmente et modifie ainsi les conditions de décision pour l'égaliseur. La décision concernant l'égaliseur ne se base plus sur le SNR_p à la réception (de la figure 6.4 (a)) mais plutôt sur le SNR_p obtenu après gestion du *beamforming* représenté dans la figure (6.6). Etant donné que, dans ce

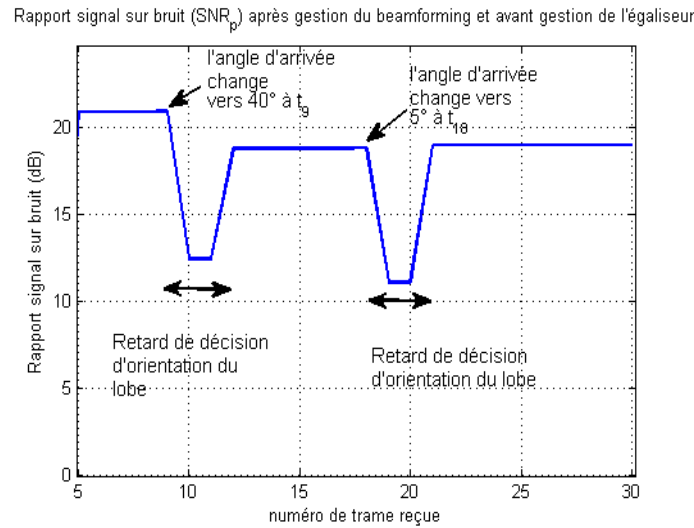
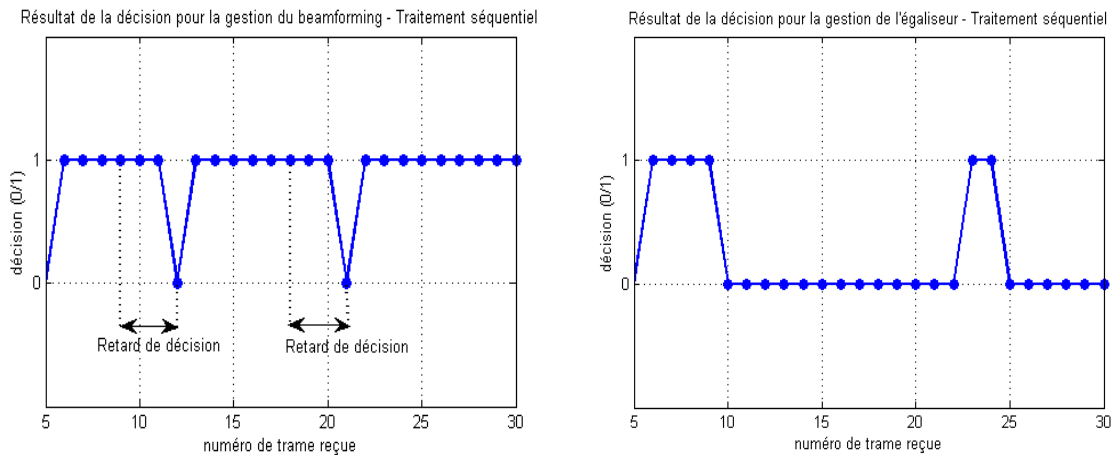


FIGURE 6.6 – Etat du rapport signal sur bruit (SNR_p) après gestion du beamforming et avant gestion de l'égaliseur (exemple1)

cas, $SNR_p > \lambda_{SNR}$ entre t_{12} et t_{30} , le récepteur décide alors d'activer l'égaliseur quand le TEB à la réception s'avère supérieur à 10^{-3} (figure 6.7 (b)) grâce à la règle de décision $\delta_1 : \widehat{ISI} > K_{ISI}$ ET $\widehat{SNR}_p > K_{SNR}$.



(a) Décisions pour le *beamforming* '0' : Activer le *beamforming*
'1' : Désactiver le *beamforming*

(b) Décisions pour l'égaliseur après beamforming
'0' : Activer l'égaliseur
'1' : Désactiver l'égaliseur

FIGURE 6.7 – Résultats des décisions dans le cas d'un traitement séquentiel (exemple1)

Pour montrer l'impact de cette différence entre la façon de décider conjointement et celle de décider séquentiellement, nous dressons dans la figure 6.8 les courbes du taux d'erreur binaire, après traitement des deux scénarios, dans les deux cas. Nous remarquons que le TEB obtenu dans le cas de décisions séquentielles est meilleur que celui dans le cas des décisions conjointes. Plus particulièrement, si nous prenons le cas de la période $[t_{12}, t_{30}]$, nous constatons que le TEB est parfois dégradé ($> 10^{-3}$) dans le cas de décisions conjointes, ce dernier a été désactivé en présence de fortes interférences inter-symboles parce que $SNR_p < \lambda_{SNR}$. Alors qu'en gérant séquentiellement les deux scénarios, l'action

6.4 Exemples de simulations et comparaison

TABLE 6.2 – Conditions de simulation pour le traitement des deux scénarios (exemple 2)

instant t_i de réception de la trame i	Angle d'arrivée du signal (degrés)	λ_{SNR}	λ'_{SNR}	$\lambda_{\Delta\theta}$
t_5	40°	$-0.2dB$	$-1dB$	10°
t_{15}	45°			

du *beamforming* en priorité permet d'augmenter le SNR_p , l'égaliseur est alors activé et les interférences inter-symboles sont réduites, d'où l'amélioration du TEB pour ce cas.

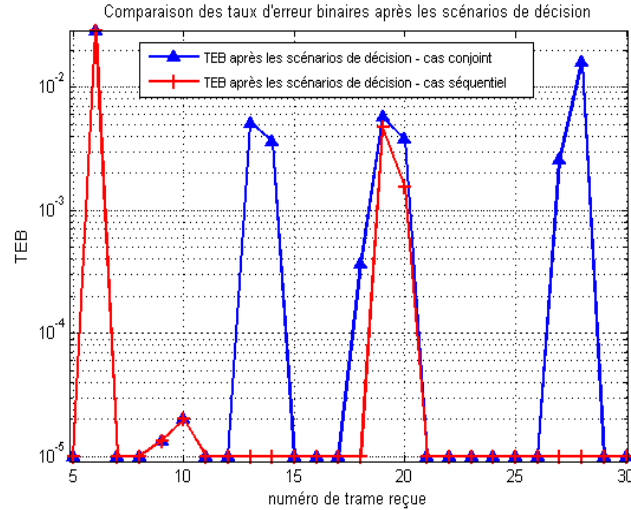


FIGURE 6.8 – Comparaison du taux d'erreur binaire final après gestion du *beamforming* et de l'égaliseur (exemple1)

6.4.2 Exemple 2 : Cas $\lambda_{SNR} > \lambda'_{SNR}$

Nous considérons à présent le cas où $\lambda_{SNR} > \lambda'_{SNR}$. Les paramètres de simulation sont présentés dans le tableau 6.2. Le rapport signal sur bruit SNR_p à la réception ainsi que le taux d'erreur binaire TEB à la réception sont présentés dans les figures 6.9 (a) et 6.9 (b).

Traitement conjoint de la décision

Nous traitons d'abord cet exemple de décision de façon conjointe, nous présentons les résultats de décisions conjointes dans les figures 6.10 (a) et (b) respectivement pour la gestion du *beamforming* et de l'égaliseur. Le récepteur décide d'orienter le lobe principal à l'instant t_5 car le rapport signal sur bruit détecté à la réception est en dessous du seuil λ'_{SNR} comme le montre la figure 6.9 (a). A l'instant t_{15} , bien que le signal reçu change de direction d'arrivée, le récepteur décide de ne pas modifier l'orientation du lobe, en effet, d'une part, le SNR_p à la réception commence à augmenter et devient au dessus de λ'_{SNR} (figure 6.9 (a)), d'autre part, la différence entre l'angle du lobe principal à cet instant (40°) et la nouvelle direction d'arrivée du signal (45°) est inférieure à $\lambda_{\Delta\theta}$. Malgré cette décision l'orientation du lobe principal arrive à garder un SNR_p au dessus du seuil d'évaluation λ'_{SNR} comme nous le montrons dans la figure 6.11.

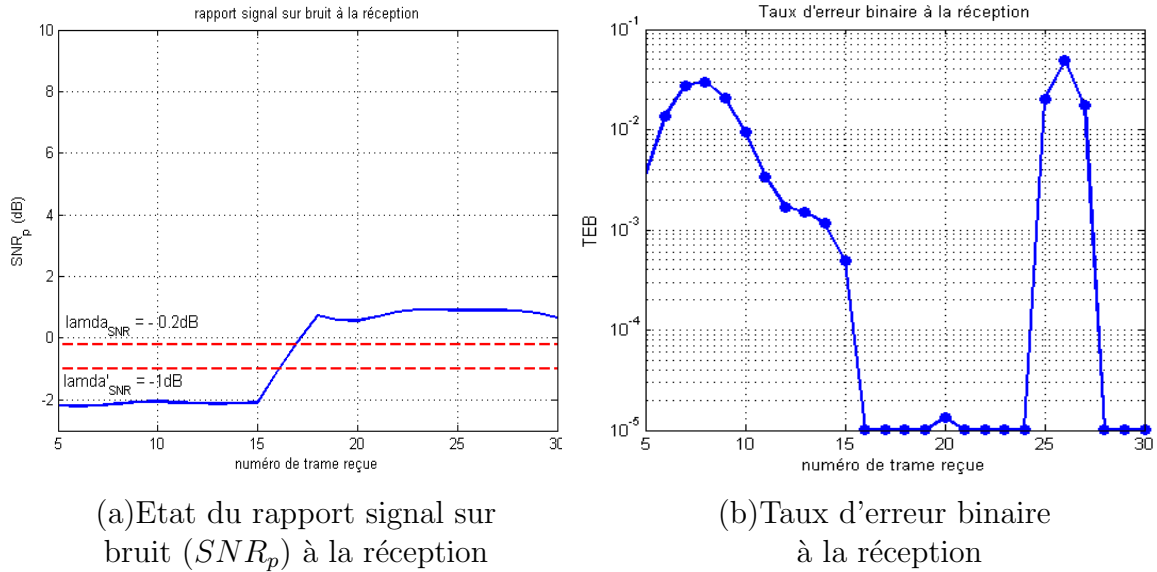


FIGURE 6.9 – Rapport signal sur bruit et taux d'erreur binaire à la réception (exemple2)

Concernant la gestion de l'égaliseur, la figure 6.10 (b) montre que le récepteur décide de désactiver ce composant de t_5 à t_{16} malgré les fortes interférences inter-symboles qui existent pendant cette période, comme le montre la figure 6.9(b). Cette décision s'explique par l'état du SNR_p à la réception qui est inférieur à λ_{SNR} pendant cette période, comme nous le décrivons dans la figure 6.9 (a). Ensuite lorsque le SNR_p à la réception devient supérieur à λ_{SNR} , le récepteur décide d'activer l'égaliseur quand le TEB à la réception dépasse 10^{-3} (figure 6.9 (b)) à cause des interférences inter-symboles, comme par exemple entre t_{22} et t_{28} .

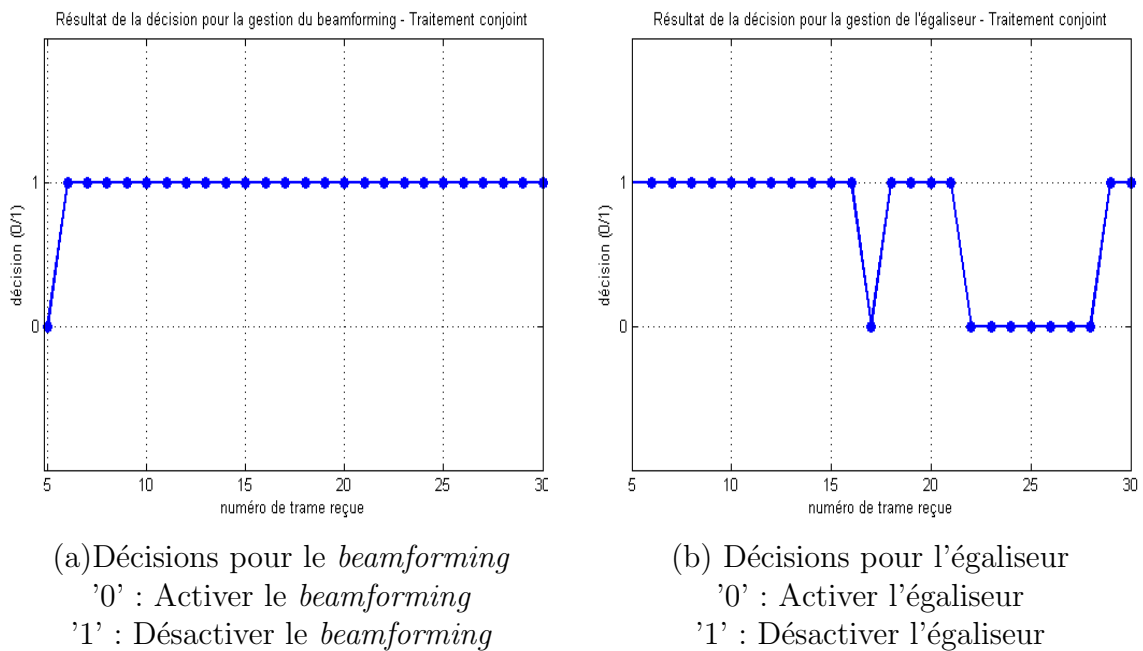


FIGURE 6.10 – Résultats des décisions dans le cas d'un traitement conjoint (exemple2)

6.4 Exemples de simulations et comparaison

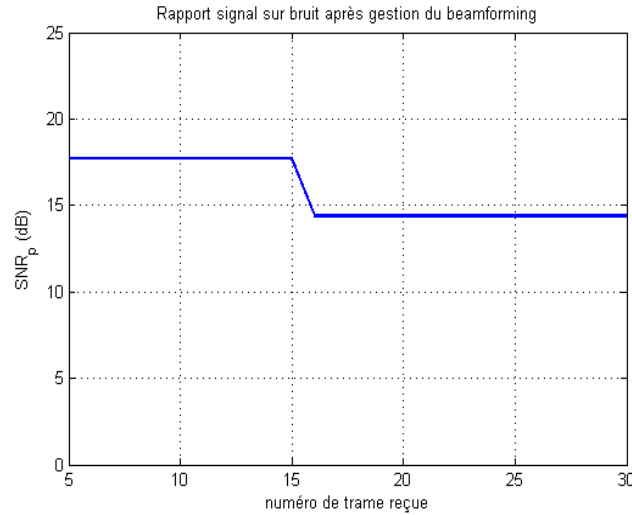
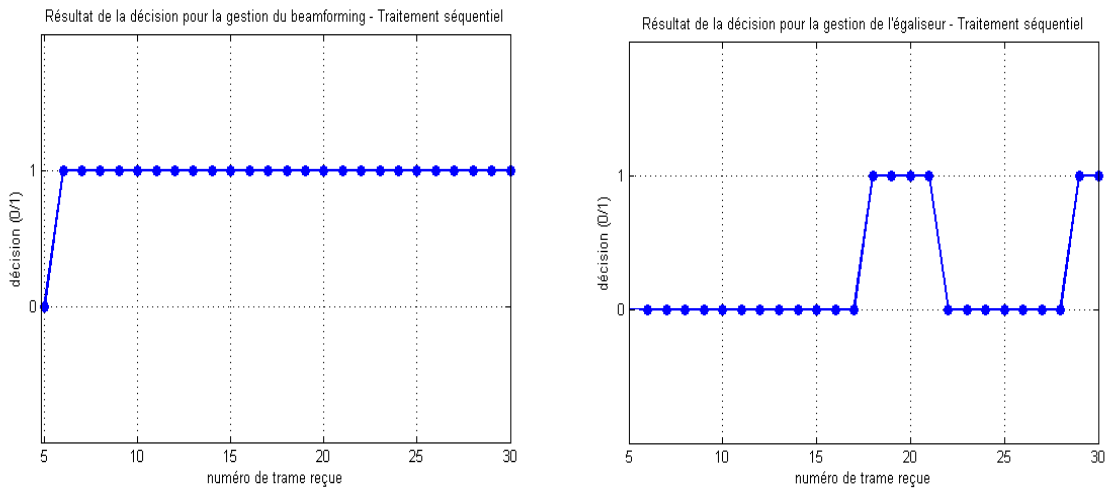


FIGURE 6.11 – Etat du rapport signal sur bruit (SNR_p) après gestion du *beamforming* et avant gestion de l'égaliseur (exemple2)

Traitement séquentiel de la décision

En traitant séquentiellement les deux scénarios, la décision qui concerne l'égaliseur ne se base plus sur le SNR_p à la réception mais sur le SNR_p obtenu après gestion du *beamforming* (figure 6.11). Dans ce cas, étant donné que le *beamforming* a permis d'améliorer le SNR_p avant la gestion de l'égaliseur, le récepteur décide d'activer l'égaliseur quand les interférences inter-symboles sont fortes, en particulier entre t_5 et t_{17} . Ceci est constaté à partir des résultats de décision pour l'égaliseur, pour le cas séquentiel, dans la figure 6.12 (b). Par conséquent, le *TEB* final après gestion des deux scénarios dans le cas séquentiel est plus faible que dans le cas conjoint, comme nous le décrivons dans la figure 6.13.



(a) Décisions pour le *beamforming* (b) Décisions pour l'égaliseur après *beamforming*
 '0' : Activer le *beamforming* (a) '0' : Activer l'égaliseur
 '1' : Désactiver le *beamforming* (b) '1' : Désactiver l'égaliseur

FIGURE 6.12 – Résultats des décisions dans le cas d'un traitement séquentiel (exemple2)

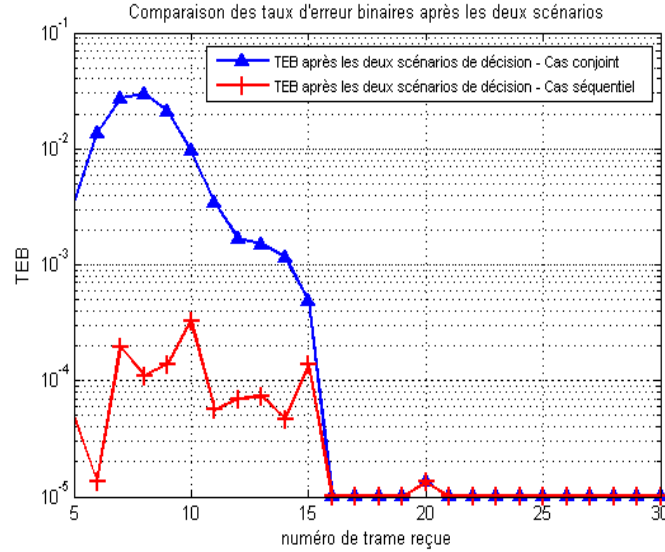


FIGURE 6.13 – Comparaison du taux d’erreur binaire final après gestion du *beamforming* et de l’égaliseur (exemple2)

TABLE 6.3 – Conditions de simulation pour le traitement des deux scénarios (exemple 3)

instant t_i de réception de la trame i	Angle d’arrivée du signal (degrés)	λ_{Δ_θ}
t_5	15°	10°
t_{10}	30°	
t_{22}	60°	
t_{30}	10°	

6.4.3 Exemple 3 : variation des seuils λ_{SNR} et λ'_{SNR}

Dans un environnement réel, les seuils d’évaluation λ_{ISI} , λ_{SNR} et λ'_{SNR} sur lesquels se basent les décisions, varient dans le temps. Afin d’éviter le calcul en ligne de ces seuils, ce qui pourrait augmenter la complexité de calcul, nous nous basons sur des ‘lookup tables’. Ces tables contiennent des valeurs prédéterminées des seuils qui varient selon les métriques SNR_p et ISI . En effet, les valeurs de λ_{SNR} et λ'_{SNR} dépendent de la puissance des interférences inter-symboles ISI . Plus ISI augmente, plus λ_{SNR} décroît et plus λ'_{SNR} augmente. Quant au seuil λ_{ISI} , il augmente avec l’augmentation de SNR_p . Le système de décision accède à ces tables et cherche les valeurs des seuils λ_{ISI} , λ_{SNR} et λ'_{SNR} qui correspondent à l’état des métriques SNR_p et ISI .

Nous présentons un exemple de variation des seuils λ_{SNR} et λ'_{SNR} dans la figure 6.14(a), le rapport signal sur bruit SNR_p à la réception est aussi représenté dans la même figure. Nous pouvons constater alors qu’étant donné la variation des deux seuils dans le temps, les deux cas $\lambda_{SNR} > \lambda'_{SNR}$ et $\lambda_{SNR} < \lambda'_{SNR}$ se présentent. Sous ces conditions nous réalisons un troisième exemple de simulation des deux scénarios de décision, les conditions de simulations sont décrites dans le tableau 6.3. Le taux d’erreur binaire à la réception pour cet exemple est représenté dans la figure 6.14(b).

6.4 Exemples de simulations et comparaison

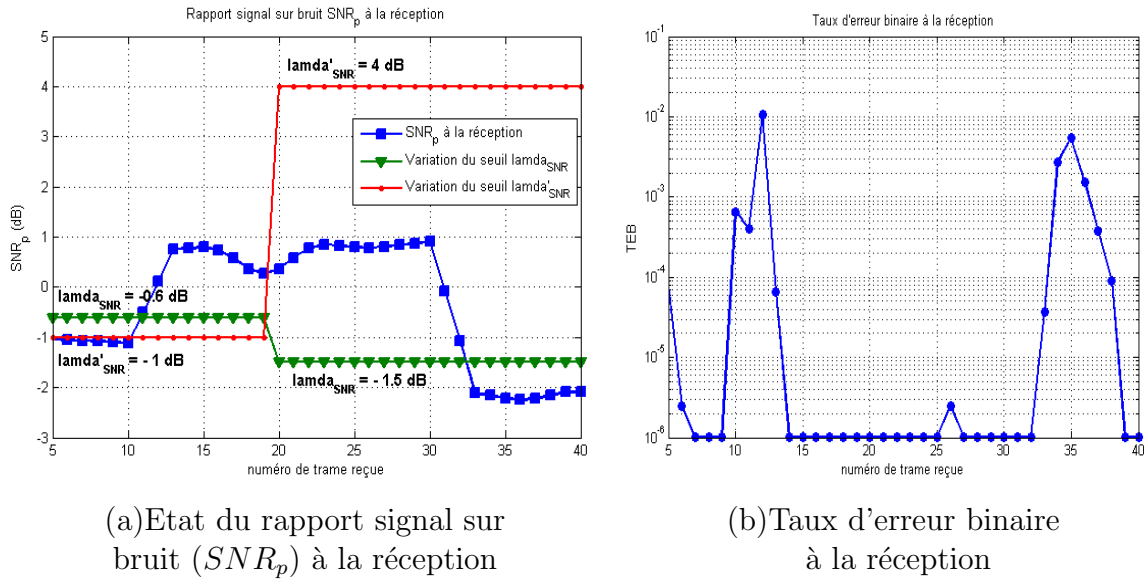


FIGURE 6.14 – Rapport signal sur bruit et taux d'erreur binaire à la réception (exemple3)

Traitement conjoint de la décision

La figure 6.15 (a) montre les résultats de décision pour le *beamforming*, dans le cas d'un traitement conjoint des deux scénarios. A t_5 , le récepteur décide de changer l'orientation du lobe pour améliorer le SNR_p qui est en dessous de λ'_{SNR} ($-1dB$) (figure 6.14 (a)). A l'instant t_{10} bien que le signal reçu change de direction d'arrivée, le récepteur décide de ne pas modifier l'orientation du lobe principal parce que le SNR_p à la réception est au dessus de λ'_{SNR} (figure 6.14 (a)). En même temps, le récepteur décide de désactiver l'égaliseur entre l'instant t_5 et t_{10} comme nous le montrons dans la figure 6.15 (b), et ceci malgré la dégradation du TEB à la réception pendant cette période qui est dûe aux interférences inter-symboles (figure 6.14 (b)). Cette décision s'explique par le niveau de SNR_p à la réception qui est en-dessous de λ_{SNR} . Mais à partir de t_{11} il décide d'activer l'égaliseur vu que $SNR_p > \lambda_{SNR}$.

Les seuils d'évaluation changent à partir de l'instant t_{20} , dans ce cas, le rapport signal sur bruit à la réception devient inférieur à la nouvelle valeur de λ'_{SNR} ($4dB$). Aux instants t_{25} et t_{33} , le récepteur décide alors de changer l'orientation du lobe (6.15 (a)) avec un retard de décision par rapport aux instants de changement de la direction d'arrivée qui sont t_{22} et t_{30} . En même temps nous remarquons que le SNR_p à la réception devient en dessous de la nouvelle valeur de λ_{SNR} ($-1.5dB$) à partir de l'instant t_{33} et par conséquent le récepteur décide de désactiver l'égaliseur (6.15 (b)) malgré la dégradation du TEB à la réception en raison des interférences inter-symboles pendant cette période (figure 6.14 (b)).

Traitement séquentiel de la décision

En traitant les deux scénarios séquentiellement, les décisions prises concernant l'égaliseur ne sont plus les mêmes car elles se basent sur le SNR_p obtenu à la sortie du beamforming que nous représentons dans la figure 6.16. Ces décisions sont décrites dans la figure 6.17 (b), si nous les comparons aux résultats de décisions prises dans le cas conjoint (figure 6.15 (b)), nous constatons que le récepteur peut cette fois décider d'activer l'égaliseur quand le TEB est élevé à cause des interférences-intersymboles, en particulier pendant

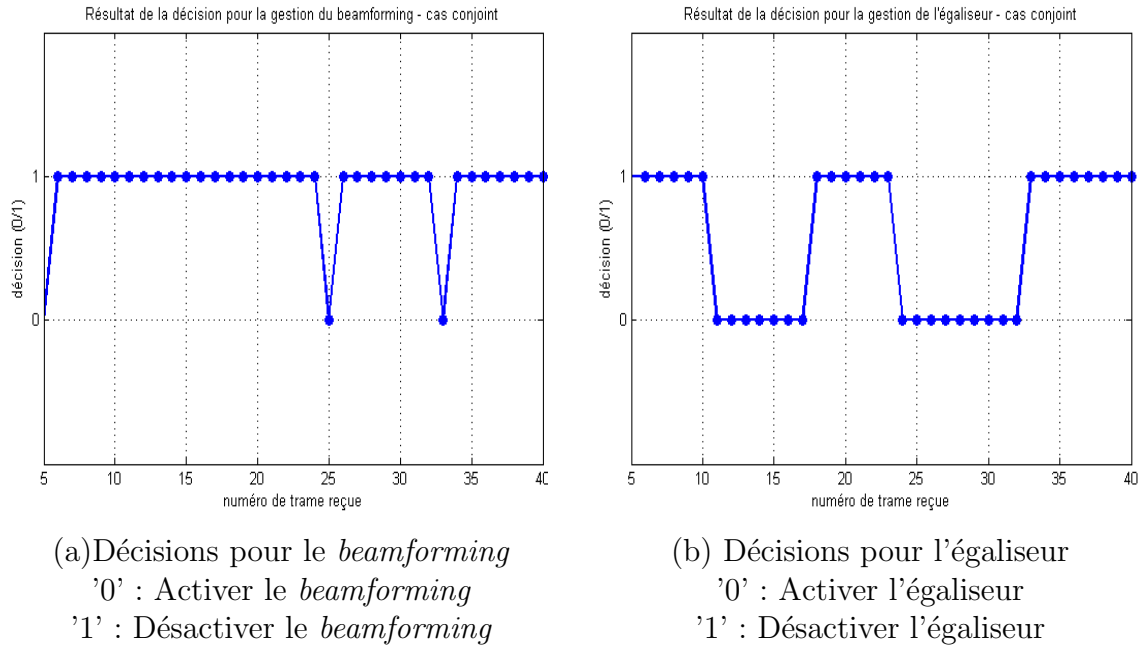


FIGURE 6.15 – Résultats des décisions dans le cas d'un traitement conjoint (exemple3)

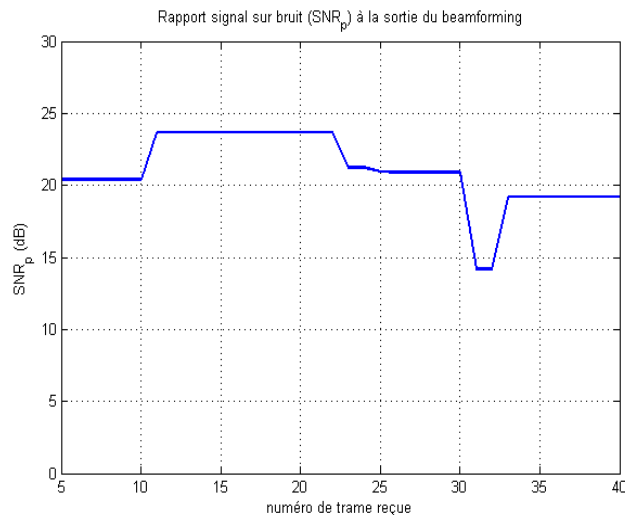


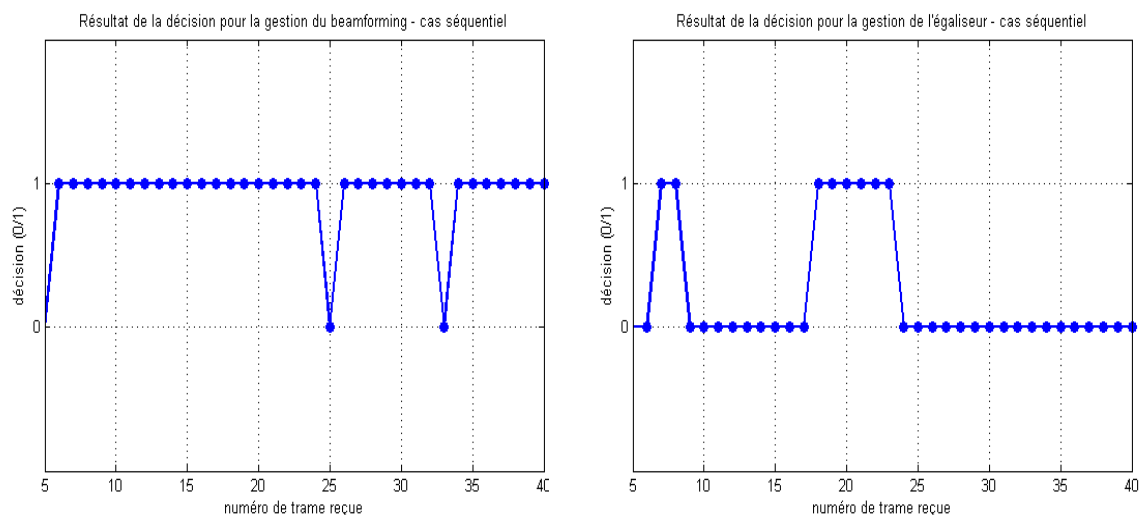
FIGURE 6.16 – Etat du rapport signal sur bruit (SNR_p) après gestion du *beamforming* et avant gestion de l'égaliseur (exemple3)

la période $[t_{33}, t_{40}]$ et aux instants t_5, t_6, t_9 et t_{10} . Cette différence dans les résultats de décision, entre le cas conjoint et le cas séquentiel, vient du fait que le SNR_p après la gestion du *beamforming* est dans cet exemple supérieur à λ_{SNR} .

Nous montrons dans la figure 6.18, la différence entre les taux d'erreur binaires obtenus après la gestion des deux scénarios dans les deux cas (conjoint et séquentiel). Nous constatons aussi dans cet exemple, que le *TEB* pour le cas séquentiel est meilleur que celui pour le cas conjoint.

En conclusion, le traitement conjoint des deux scénarios risque de dégrader les performances du récepteur à cause des situations où le rapport signal sur bruit est dégradé par rapport au seuil λ_{SNR} , ce qui conduit à désactiver l'égaliseur même en présence de

6.4 Exemples de simulations et comparaison



(a) Décisions pour le *beamforming* (b) Décisions pour l'égaliseur après *beamforming*
 '0' : Activer le *beamforming* '0' : Activer l'égaliseur
 '1' : Désactiver le *beamforming* '1' : Désactiver l'égaliseur

FIGURE 6.17 – Résultats des décisions dans le cas d'un traitement séquentiel (exemple3)

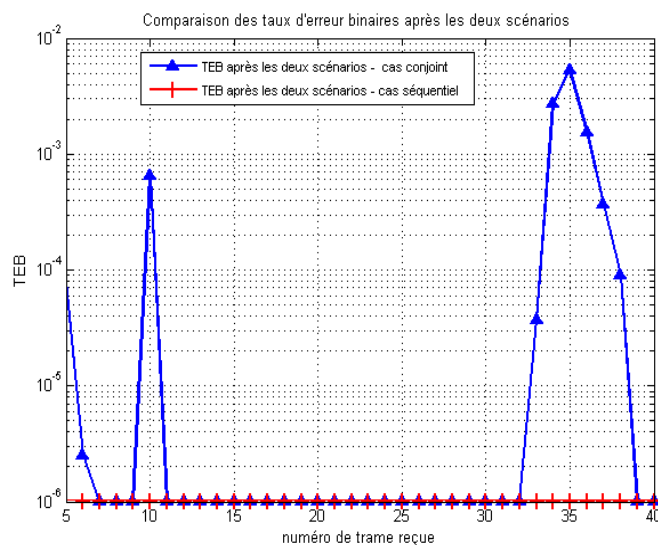


FIGURE 6.18 – Comparaison du taux d'erreur binaire final après gestion du *beamforming* et de l'égaliseur (exemple3)

fortes interférences inter-symboles. Par contre, en traitant tout d'abord le *beamforming*, les décisions de changer l'orientation du lobe principal permettent d'améliorer le rapport signal sur bruit ce qui réduit les possibilités d'avoir ces situations de $SNR_p < \lambda_{SNR}$. Dans ce cas, lorsque les interférences inter-symboles sont élevées, l'égaliseur peut être activé pour les éliminer et augmenter les performances du récepteur. Nous retenons donc cette façon de décider séquentiellement les scénarios.

6.5 Scénarios séquentiels via l'architecture HDCRAM

Selon la structure distribuée et hiérarchique de l'architecture HDCRAM, le traitement séquentiel des deux scénarios est le plus approprié à cette architecture. En effet, les décisions concernant l'égaliseur et le *beamforming* sont prises séparément par des entités intelligentes indépendantes de niveau *L2* de l'architecture. Nous avons besoin d'une autre entité pour gérer l'ordre de priorité et le '*timing*' des deux scénarios, nous attribuons ce rôle au niveau *L1* de l'architecture HDCRAM.

Nous présentons alors la modélisation UML du traitement des deux scénarios dans la figure 6.19. Le niveau *L1* gère la totalité des traitements dans l'équipement radio. En effet, ce niveau s'assure que le fonctionnement global de la chaîne radio obéisse aux besoins des utilisateurs et aux exigences du standard utilisé. Pour cela l'unité intelligente *L1_CRMu* récupère toutes les décisions prises δ_i à partir des unités *L2_ReMu_Equalizer* et *L2_ReMu_Beamforming*, par l'association *send_decision*, et identifie des priorités pour les décisions récupérées. Dans ce cas, cette unité donne la priorité de décision à l'unité *L2_ReMu_Beamforming*, elle récupère ensuite les décisions de l'unité *L2_ReMu_Equalizer*. L'unité de reconfiguration *L1_ReMu* gère alors les actions de reconfiguration selon leurs priorités et organise la reconfiguration du système global de façon à garder une certaine performance de fonctionnement de la chaîne radio.

Ainsi, pour traiter un scénario de décision de reconfiguration, par modélisation statistique, et l'intégrer dans l'architecture HDCRAM, nous pouvons appliquer la même méthodologie que nous présentons dans la figure 6.20. Pour chaque scénario, il s'agit tout d'abord d'identifier les opérateurs nécessaires (capteurs et opérateurs reconfigurables). Pour les capteurs radio, le choix des algorithmes d'estimation des métriques se base sur la minimisation de l'erreur d'estimation ainsi que sur celle de la complexité de calcul. Les opérateurs sont représentés, dans l'architecture HDCRAM par les classes '*Operator*', si l'opérateur est reconfigurable alors il est directement géré par une unité de reconfiguration de niveau *L3*, *L3_ReM*, s'il est un capteur alors les observations qu'il fournit sont directement collectées et caractérisées statistiquement par une unité intelligente de niveau *L3*, *L3_CRM*. La décision, concernant la reconfiguration d'une fonction ou d'un sous-système, est traitée au niveau *L2* de l'architecture HDCRAM à travers les unités *L2_CRM*. Les règles de décision statistiques sont déterminées à partir de l'évaluation de l'état des métriques estimées en utilisant les tests d'hypothèses statistiques. Les scénarios de décision sont traités indépendamment par des unités intelligentes séparées, par contre, pour ne pas dégrader la performance du récepteur, ces scénarios sont traités séquentiellement. Leurs ordres de priorité sont alors fixés a priori et gérés par le niveau de plus haute abstraction de l'architecture HDCRAM, *L1*.

6.6 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons traité le problème de décision pour les deux scénarios de gestion du *beamforming* et de gestion de l'égaliseur. Nous avons formulé tout d'abord ce problème sous deux formes différentes ; la première consiste à traiter conjointement ces deux scénarios, la deuxième consiste à les traiter séquentiellement. Nous avons présenté les deux types de traitement et nous avons comparé les performances du récepteur entre les deux cas, les résultats obtenus ont montré que le récepteur est plus performant lorsqu'il gère séquentiellement le *beamforming* ensuite l'égaliseur. En effet, la gestion du *beamfor-*

6.6 Conclusion

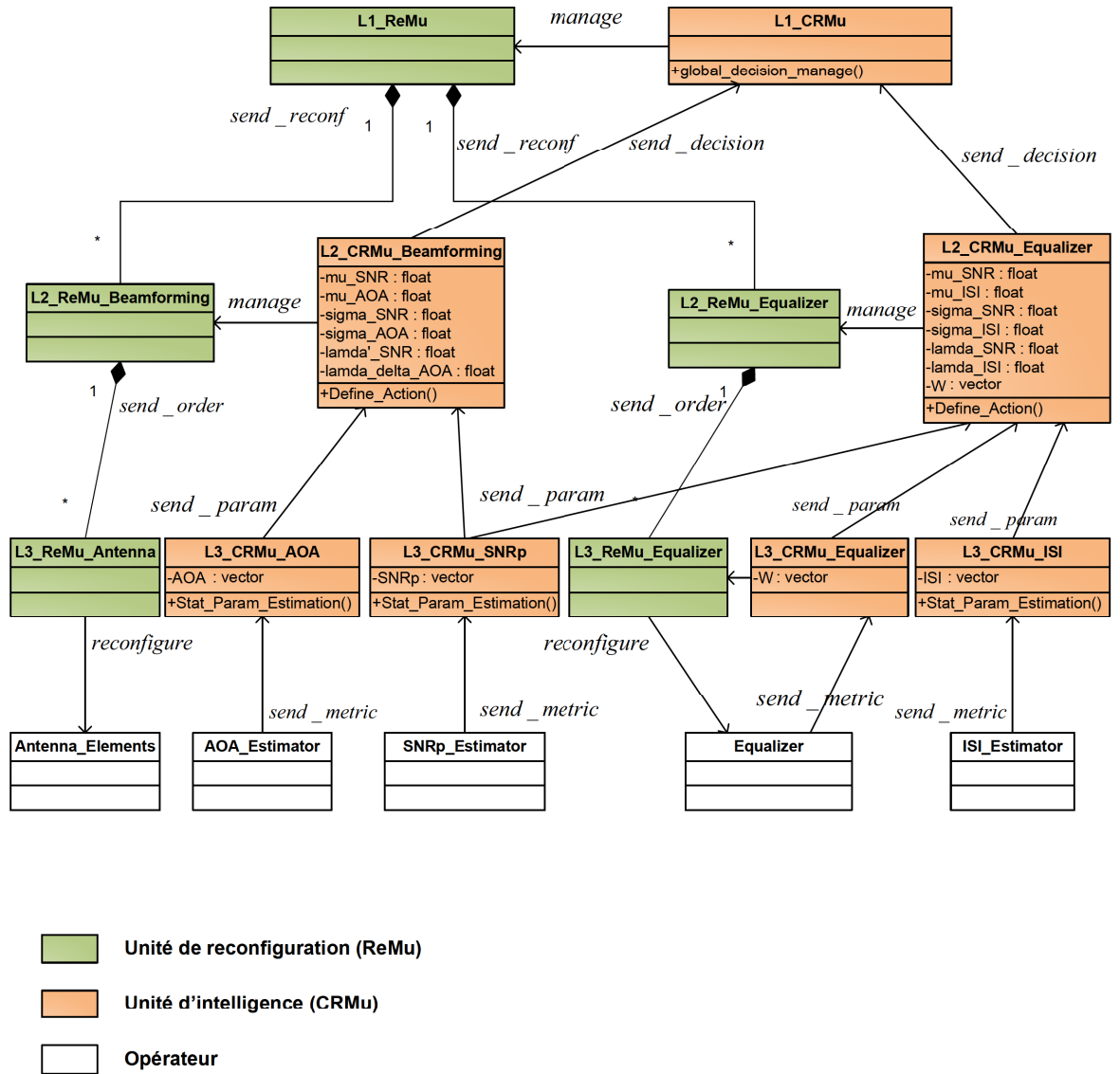


FIGURE 6.19 – Modélisation HDCRAM des scénarios de gestion de l'égaliseur et de gestion du beamforming

ming en premier lieu change les conditions de décision concernant l'égaliseur puisqu'elle améliore le rapport signal sur bruit. En particulier, les situations où $SNR_p < \lambda_{SNR}$, et pour lesquelles l'égaliseur est désactivé quelle que soit la puissance des interférences inter-symboles, deviennent moins fréquentes étant donné que le beamforming améliore le SNR_p avant. Par conséquent, dans ce cas, l'égaliseur a plus de chance d'être activé et de réduire les interférences ce qui améliore les performances du récepteur.

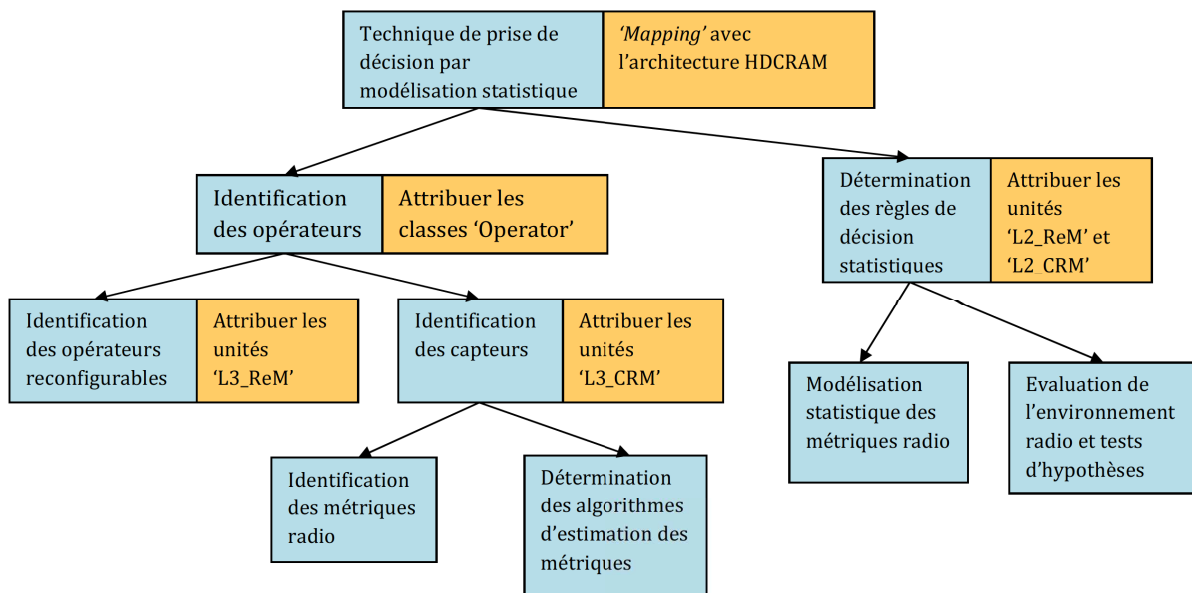


FIGURE 6.20 – Méthodologie de traitement d'un scénario de décision de reconfiguration par modélisation statistique et intégration dans HDCRAM

Conclusion générale

Nos travaux de thèse s'inscrivent dans le cadre de l'éco-radio intelligente (*Green Cognitive Radio*), l'idée est de réduire la complexité de calcul dans un récepteur radio en exploitant ses capacités intelligentes d'adaptation dynamique à l'environnement. Notre approche consiste à identifier des scénarios de décision de reconfiguration, de la chaîne de réception radio, qui réduisent sa complexité de calcul. L'idée de ces scénarios est de limiter la présence de certains composants ou fonctions quand ils sont inutiles selon l'état de l'environnement radio, sans dégrader les performances du récepteur.

Le choix de l'action de reconfiguration adéquate à l'état observé de l'environnement constitue une décision. Elle est dirigée par un processus d'apprentissage, un ensemble d'informations a priori ainsi que des informations acquises lors de l'apprentissage. Le type de raisonnement, la représentation et la quantité d'information a priori dépendent de la technique de prise de décision adoptée. Nous avons effectué une étude sur les différentes approches de décision proposées dans la littérature. Nous distinguons ainsi l'approche experte (par les systèmes experts), l'approche exploratoire (par les algorithmes génétiques), l'approche par systèmes connexionnistes (par réseaux de neurones et systèmes connexionnistes évolutifs) et l'apprentissage par ré-enforcement (par les algorithmes UCB). Dans ce cadre nous avons proposé une méthode de prise de décision basée sur la modélisation statistique de l'environnement radio. La méthode consiste à caractériser statistiquement les observations fournies par les capteurs de l'environnement en leur attribuant des formes de distributions et en estimant leurs paramètres statistiques. Ces paramètres sont exploités dans l'évaluation du canal et la décision. Notre objectif, à travers cette méthode, est que la décision prenne en considération les erreurs d'observation des métriques radio pour réduire les taux des décisions erronées.

Afin de tester notre méthode de décision, nous avons traité un premier scénario de décision de reconfiguration qui consiste à gérer l'utilisation de l'égaliseur pour réduire la complexité de calcul. Selon l'état observé de l'environnement radio, le récepteur décide de garder l'égaliseur ou de le désactiver. L'observation de l'environnement est effectuée par l'intermédiaire de deux métriques radio, le rapport signal sur bruit et la puissance des interférences inter-symboles. Afin d'estimer ces métriques, dont les expressions dépendent des coefficients du canal, nous avons effectué une étude sur les algorithmes d'estimation du canal. Dans notre choix nous nous sommes basés sur un compromis entre le minimum d'erreur d'estimation et le minimum de complexité de calcul, ainsi nous avons choisi l'algorithme LMS pour estimer nos métriques. En suivant notre méthode de décision par modélisation statistique, les observations des deux métriques sont caractérisées statistiquement, par l'intermédiaire de l'estimateur du maximum de vraisemblance. L'évaluation de l'état du canal à travers ces métriques permet ensuite de déterminer les règles de décision qui correspondent aux choix des actions d'activation et de désactivation de

l'égaliseur. Ces règles de décision, obtenues par la technique des tests d'hypothèses statistiques, se basent sur de nouveaux seuils d'évaluation dont les expressions intègrent les paramètres statistiques des observations qui caractérisent les erreurs d'estimation. Les résultats obtenus montrent que cette méthode réduit le taux de mauvaises décisions.

Pour mettre en place ce scénario nous avons proposé deux solutions, la première consiste à désactiver ou garder tout le composant d'égalisation, alors que dans la deuxième solution nous gardons le calcul des coefficients d'égalisation en permanence et l'action de désactivation ne porte que sur le filtre d'égalisation. Les résultats ont montré que, bien que la structure d'égalisation pour la deuxième solution soit plus complexe, elle est plus performante que celle de la première solution. Par ailleurs, les résultats montrent aussi que le scénario de gestion de l'égaliseur contribue à la réduction de la complexité de calcul dans une chaîne de réception radio.

Par la même démarche, nous avons traité un deuxième scénario de décision qui consiste à gérer l'action du *beamforming* dans une chaîne de réception. Il s'agit de décider de changer la direction du lobe en réception uniquement quand ceci est nécessaire. En effet, bien que l'orientation du lobe permette d'améliorer le rapport signal sur bruit à la réception et de réduire les signaux interférents, il arrive que ce gain en SNR soit négligeable et que l'action d'orientation du lobe devienne alors inutile. Dans ce cas, sa désactivation permet de réduire la complexité de calcul au niveau de la chaîne de réception. Les métriques radio nécessaires au traitement de ce scénario sont le rapport signal sur bruit et l'angle d'arrivée du signal reçu. Pour estimer ces métriques, nous avons analysé les algorithmes en termes de minimum d'erreur d'estimation et de minimum de complexité de calcul. Nous avons opté ainsi pour l'utilisation de l'algorithme de CAPON pour estimer l'angle d'arrivée. Concernant l'estimation du rapport signal sur bruit nous avons gardé le même algorithme que celui utilisé pour le scénario de gestion de l'égaliseur. La décision de ne pas orienter le lobe de l'antenne dépend de l'importance du gain en SNR qui pourrait être obtenu si cette action était effectuée. Il est possible de prédire ce gain à partir de la différence entre l'angle courant du lobe de l'antenne et l'angle d'arrivée du signal reçu. Par modélisation statistique de ces deux métriques, nous avons également déterminé les règles de décision statistiques correspondantes aux décisions d'activer ou de désactiver le *beamforming*. Les résultats de simulation que nous avons obtenus montrent que grâce à ce scénario il est possible de réduire la complexité de calcul au sein de la chaîne de réception sans dégrader la qualité du signal reçu.

Nous avons également étudié, le comportement du récepteur face aux deux scénarios de gestion de l'égaliseur et du *beamforming*. Pour cela nous avons analysé ce problème en adoptant deux façons différentes de décider ; la première consiste à traiter les deux scénarios séquentiellement en commençant par le scénario de *beamforming*. La deuxième consiste à effectuer une décision conjointe pour les deux scénarios. En comparant les deux méthodes de décision nous avons trouvé que les performances du récepteur sont meilleures quand il décide séquentiellement. En effet, la gestion du scénario de *beamforming* en premier a un impact sur la décision concernant l'égaliseur.

Nous nous sommes intéressés aussi à l'aspect architecture de gestion d'un équipement de radio intelligente, dont le rôle est de gérer l'intelligence et la reconfiguration dans une radio intelligente en faisant abstraction de la méthode de décision et de la plateforme matérielle d'exécution. Nous avons exploité en particulier l'architecture *HDGRAM* qui a

été conçue par d'autres travaux de thèse au sein de l'équipe SCEE de Supélec du campus de Rennes. Cette architecture est caractérisée par sa structure à la fois distribuée et hiérarchique en trois niveaux. Les concepteurs de *HDCRAM* ont défini un métamodèle exécutable de cette architecture grâce à un outil de conception orientée objet, UML. En utilisant ce métamodèle, la tâche que nous avons effectuée est d'intégrer notre méthode de décision par modélisation statistique ainsi que les scénarios traités dans cette architecture. Ceci grâce à un '*mapping*' entre, nos algorithmes de décision, les capteurs et les opérateurs de traitement, d'un côté, et les différentes unités de gestion de l'intelligence de l'architecture *HDCRAM* d'un autre côté. Ce '*mapping*' a permis aussi de généraliser la gestion de n'importe quel scénario de décision de reconfiguration dans un équipement de radio intelligente.

Perspectives :

Les travaux que nous avons réalisés dans le cadre de cette thèse ont permis d'ouvrir de nouvelles perspectives ;

- **En modélisation statistique** : Dans le développement de la technique de décision par modélisation statistique, nous proposons de modéliser des vecteurs aléatoires qui décrivent deux ou plusieurs métriques radio corrélées.
- **En gestion du beamforming** : Dans le scénario de gestion du beamforming, nous proposons d'étudier ce traitement pour un équipement d'émission ou une station de base afin de déterminer si le gain en complexité obtenu est aussi important.
- **En réduction de la consommation** : Dans cette thèse nous nous sommes limités à analyser la réduction de la complexité de calcul. Une étude énergétique serait intéressante pour calculer le gain en énergie consommée pour les deux scénarios, au sein d'un réseau radio mobile.
- **En scénarios de décision** : Nous proposons également de traiter par la même approche d'autres scénarios de décision telle que l'adaptation de la constellation ou l'adaptation de la taille du filtre numérique de sélection de canal à l'état de l'environnement et de les rassembler avec les deux scénarios traités dans cette thèse.
- **En traitement réseau** : Nous proposons d'intégrer nos travaux dans le contexte d'un réseau de radios intelligentes, en tenant compte d'une gestion coopérative de l'intelligence.
- **En réduction de la complexité** : Nous proposons d'évaluer ce qu'apportent nos algorithmes en termes de complexité par rapport à la complexité totale du récepteur.

Annexe A

Standardisation de la radio intelligente

A.1 Standards IEEE 802

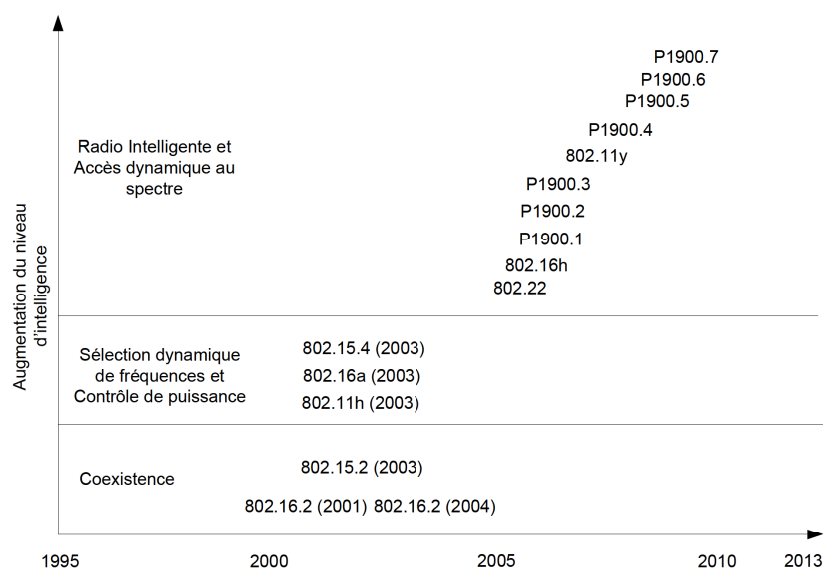


FIGURE A.1 – Classification des standards de la radio intelligente [11]

Le principe de coexistence, considéré comme premier pas vers la radio intelligente, a longtemps été pris en compte dans les activités de standardisation IEEE. Les systèmes radio développés ont la capacité de coexister avec d'autres radios qui utilisent des protocoles de communication différents dans la même bande. Les standards IEEE 802.16.2 et 802.15.2 furent les premiers à offrir cet aspect de coexistence, ils traitent cet aspect en proposant des pratiques de conception, de coordination, de déploiement et d'utilisation de fréquences. A partir du concept de la coexistence, des techniques comme la sélection dynamique de fréquences et le contrôle de puissance ont été développées et standardisées à leurs tours. Ces techniques s'avèrent similaires à celles de l'accès dynamique au spectre. Les standards IEEE 802.15.4, 802.11h et 802.16a appliquent ces fonctions dans le but de faciliter le partage du spectre. Ils sont conçus pour détecter la présence d'autres systèmes et modifier dynamiquement leur utilisation du spectre pour permettre le partage entre

TABLE A.1 – Définition des standards IEEE P1900

P1900.1	Terminologies et concepts pour la gestion du spectre et les systèmes radio de nouvelles générations
P1900.2	Analyses de la coexistence et de l'interférence
P1900.3	Évaluation de la conformité des modules logiciels de la radio logicielle restreinte
P1900.4	Blocs de construction d'architecture permettant la prise de décision distribuée pour l'utilisation optimisée des ressources radio dans des réseaux d'accès sans fils hétérogènes
P1900.5	Gestion de la radio intelligente pour des applications d'accès dynamique au spectre
P1900.6	Définition d'interfaces de détection de spectre et de structure de données pour l'accès dynamique au spectre et les communications radio avancées
P1900.7	Définition de l'interface radio pour des systèmes radio à accès dynamique au spectre supportant des opérations mobiles et fixes

plusieurs réseaux hétérogènes.

Le standard IEEE 802.22 est connu comme étant le premier standard de la radio intelligente, il donne une spécification des paramètres des couches PHY et MAC pour des réseaux sans fils régionaux point à point fixes opérant dans les bandes de diffusion TV VHF/UHF. Il propose des techniques de détection du spectre, de géolocalisation, de gestion et d'allocation des bandes. Toujours dans le cadre des activités du groupe IEEE 802 pour la radio intelligente, nous citons les standards 802.11y et 802.16h.

A.2 Standards P1900

D'un autre côté, d'autres standards ont vu le jour grâce aux projets IEEE SCC41/P1900. De nouvelles techniques et méthodes pour l'accès dynamique au spectre, comme la gestion des interférences, la coordination des technologies sans fils et le partage des informations, sont standardisées à travers les standards P1900.1, P1900.2, P1900.3, P1900.4, P1900.5, P1900.6 et P1900.7. L'organisme IEEE SCC41 s'est concentré sur le développement des concepts architecturaux et la gestion des réseaux entre systèmes de communications incompatibles, plutôt que sur les mécanismes des couches PHY et MAC. Il a pour cela fourni des méthodes de gestion de la reconfigurabilité des réseaux sans fils tout en s'intéressant aux 3G et 4G [10]. Nous présentons dans le tableau A.1 la particularité de chaque standard P1900.

Annexe B

Architectures fonctionnelles de systèmes de décision pour une radio intelligente

B.1 Architecture de Virginia Tech

L'architecture proposée par Virginia Tech est présentée dans la figure B.1, sa structure est divisée en trois sous-systèmes majeurs ; un système de modélisation (*system modeling*), le module du système intelligent CSM (*Cognitive System Module*) et un module d'algorithme génétique pour le système sans fils WSGA (*Wireless System Genetic Algorithm*).

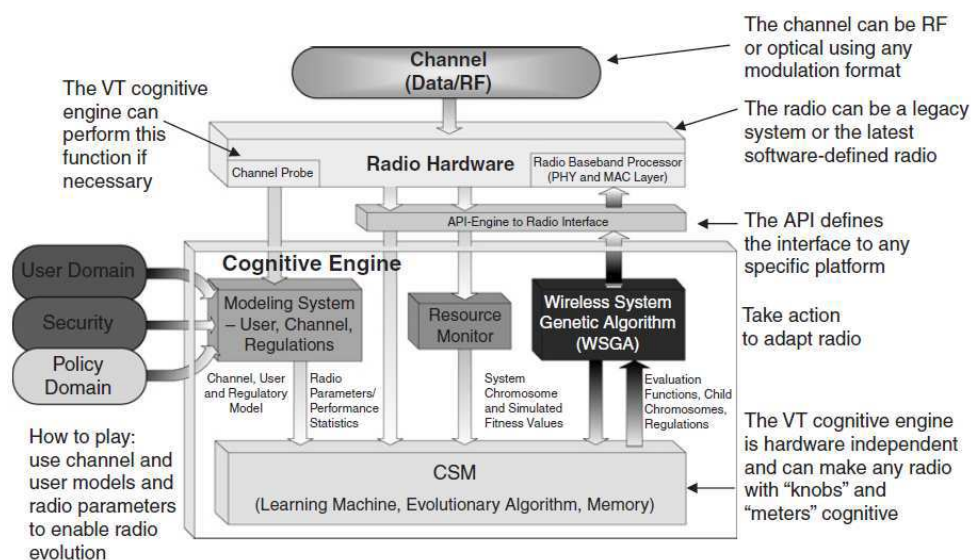


FIGURE B.1 – Architecture fonctionnelle de Virginia Tech [12]

Le premier objectif du système de modélisation est d'observer l'environnement et de le représenter pour la radio, cette représentation regroupe des informations comme celles sur l'effet de propagation, la présence d'autres noeuds radio interférents ou bien coopératifs. Le deuxième objectif est de recevoir et contrôler les besoins envoyés par les utilisateurs et de les utiliser afin de déterminer la qualité de service requise. Le module CSM est responsable de l'apprentissage, il s'assure de la mise à jour de la base des connaissances en se basant sur les observations fournies par le système de modélisation et les retours de l'architecture matérielle. Les actions de reconfiguration de la radio sont données par le module WSGA, ce dernier est guidé par le module CSM pour créer un nouvel ensemble de paramètres qui optimise au mieux la radio étant donné les nouvelles conditions observées. Le module WSGA est basé sur un algorithme génétique [12] pour l'optimisation des paramètres. Afin d'améliorer la convergence de l'algorithme génétique, la solution développée par Virginia Tech consiste à ajouter une base de cas passés pour le système de décision, le module WSGA interroge cette base pour trouver des cas similaires traités ce qui permet d'améliorer et d'accélérer ses résultats.

B.2 Architecture de Colson

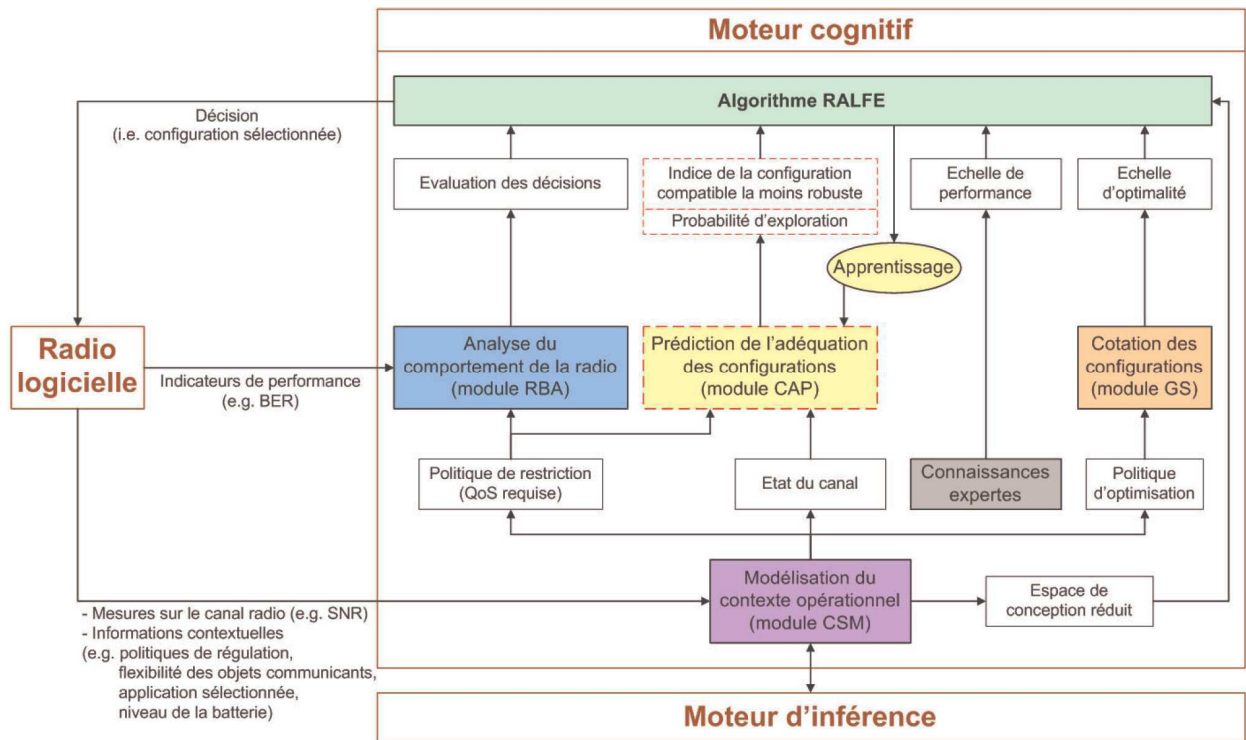


FIGURE B.2 – Architecture fonctionnelle de Colson [13]

L'architecture fonctionnelle du système de décision proposée par Colson est décrite dans la figure B.2. L'apprentissage est effectué pour la première fois hors ligne, le système

B.2 Architecture de Colson

de décision commence alors avec une première expérience de base. Le modèle prédictif sera ensuite mis à jour en fonction des expériences réalisées et des résultats obtenus, le système réalise dans ce cas un apprentissage en ligne, par un algorithme de supervision batisé RALFE (*Reason And Learn From Experience*), afin d'améliorer son modèle prédictif. Il apprend de ses erreurs en effectuant des essais et améliore ainsi sa performance en évitant de reproduire ces mêmes erreurs. L'algorithme RALFE gère l'activation et la coordination des modules du système, en effet, il gère le processus d'expérimentation à partir des retours du module RBA (*Radio Behavior Analyser*) qui analyse le comportement de la radio. Il est aussi chargé de choisir la configuration la plus adéquate en se basant sur les retours du module GS (*Grading System*), dont le rôle est de fournir l'échelle d'optimalité, ainsi que les retours du module CAP (*Configuration Adequacy Predictor*) dont le rôle est de gérer les capacités d'apprentissage et de prédiction, et des connaissances expertes. Une fois l'échelle d'optimalité définie établie selon le compromis recherché, le système de notation (*module GS*) affecte une note à chaque configuration en mettant au point une matrice de décision multi-critère représentée en figure B.3. Cette matrice représente en lignes les alternatives des configurations notées $\{A_i\}_{i=1\dots m}$, et en colonnes les critères $\{C_{rj}\}_{j=1\dots n}$ de poids w_j . Ces poids définissent l'importance donnée à chaque critère. La performance de l'alternative A_i vis à vis du critère C_{rj} est mesurée par la grandeur x_{ij} . Le système de notation exploite alors cette matrice afin d'obtenir un score final (une note) symbolique pour chaque alternative de configuration pour traduire sa satisfaction vis à vis de tous les critères. Ces alternatives sont alors comparées pour identifier la meilleure configuration associée à la meilleure note.

		Critères et poids associés				
		Cr ₁	Cr ₂	Cr ₃	...	Cr _n
		w_1	w_2	w_3	...	w_n
Alternatives	A ₁	x_{11}	x_{12}	x_{13}	...	x_{1n}
	A ₂	x_{21}	x_{22}	x_{23}	...	x_{2n}
	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
	A _m	x_{m1}	x_{m2}	x_{m3}	...	x_{mn}

FIGURE B.3 – Matrice de décision multi-critères [13]

Publications de l'auteur au cours de la thèse

Revues

- Salma BOURBIA, Daniel Le Guennec, Jacques Palicot, Khaled Grati, Adel Ghazel, ” *Equalizer’s Use Limitation for complexity reduction in a green radio receiver*”, Journal of computer networks and communications, Volume 2013 (2013), Article ID 794202.
- Oussama LAZRAK, Salma BOURBIA, Christophe MOY, Daniel LE GUENNEC, Pierre LERAY, Khaled GRATI, Adel GAZEL, ” *Management Architecture for Green Cognitive Radio Equipments*”, Transactions on Emerging Telecommunications Technologies (2013), DOI : 10.1002/ett.2734.

Publications dans des conférences internationales

- Salma BOURBIA, Daniel Le Guennec, Khaled Grati, Adel Ghazel, ” *Computational complexity reduction in a cognitive radio receiver for green communications*”, WSR ’12, Karlsruhe, Allemagne, Mars 2012.
- Salma BOURBIA, Daniel Le Guennec, Khaled Grati, Adel Ghazel, ” *Statistical decision making method for cognitive radio*”, ICT’2012, Jounieh, Liban, Avril, 2012.
- Salma BOURBIA, Madiha Achouri, Khaled Grati, Daniel Le Guennec, Adel Ghazel, ” *Cognitive Engine Design for cognitive radio*”, ICMCS 2012, Tanger, Maroc, May 2012.
- Salma BOURBIA, Daniel Le Guennec, Khaled Grati, Adel Ghazel, ” *Reducing the Receiver’s Computation Complexity by Limiting the Use of the Beamforming Action*”, ICT 2013, Casablanca, Maroc, Mai 2013

Communications orales

- Salma BOURBIA, *Prise de décision en « Cognitive Radio » : Un outil pour la « Green Radio »*, Séminaire SCEE, 23 juin 2012 Rennes, France
- Salma BOURBIA, *Algorithmes de prise de décision en Radio Intelligente*, Journée des doctorants de l’IETR, Juin 2011, Rennes, France

Bibliographie

- [1] W. Tuttlebee, *Software Defined Radio : Enabling technologies*, John Wiley 2002.
- [2] B. Wang, K. J. Ray Liu, *Advances in Cognitive Radio Networks : A survey*, Selected Topics in Signal Processing, IEEE Journal of, vol.5, pp.5-23, February 2011.
- [3] T. Yucek, H. Arslan, *A survey of spectrum sensing algorithms for cognitive radio applications*, Communications Surveys and Tutorials, IEEE, vol.11, pp.116-130, March 2009.
- [4] J. Mitola, *Cognitive Radio Architecture : The Engineering Foundations of Radio XML*, Wiley Interscience, 2006.
- [5] H. ARslan, S. Yarkan, *Real-Time Measurements for Adaptive and Cognitive radio Systems*, Eurasip Journal on Wireless Communications and Networking, vol.2009, 2009 :202909, September 2009.
- [6] S. Haykin, *Cognitive Radio : Brain Empowered Wireless Communications*, Selected Areas in Communications, IEEE Journal on, vol.23, pp.201-220, February 2005.
- [7] N. Devroye, P. Mitran, V. Tarokh, *Limits on Communications in a Cognitive Radio Channel*, Communications Magazine, IEEE, vol.44, pp.44-49, August 2006.
- [8] I. F. Akyildiz, W. Y. Lee, K. R. Chowdhury, *CRAHNs :Cognitive radio ad hoc networks*, Ad-hoc Networks, vol.7, pp.810-836, July 2009.
- [9] J. Palicot, J. Mitola, Z. Lei, F. K. Jondral, *Special Issue on 10 years of Cognitive Radio : State of the Art and Perspectives*, Eurasip Journal on Wireless Communications and Networking, vol.2012, 2012 :214, July 2012.
- [10] J. Palicot et al., *De la Radio Logicielle à la Radio Intelligente*, Hermes, 2010.
- [11] M. Sherman, A. N. Mody, A. Martinez, C. Rodriguez, *IEEE standards supporting cognitive radio and networks, dynamic spectrum access and coexistence*, Communications Magazine, IEEE, vol.48, pp.72-79, July 2008.
- [12] B. Fette, *Cognitive Radio Technology*, Elsevier, 1st.ed, 2006.
- [13] N. Colson, *Mecanismes adaptation autonome pour la radio cognitive*, PhD Thesis, Faculty of sciences Orsay University of Paris-Sud 11, 2009.
- [14] J. Palicot et al., *Radio Engineering : From software Radio to Cognitive Radio*, Wiley 2011.
- [15] C. J. Rieser, *Biologically inspired cognitive radio engine model utilizing distributed genetic algorithms for secure and robust wireless communications and networking*, PhD thesis, faculty of virgvinia polytechnic institute, 2004.
- [16] T. W. Rondeau, C. J. Raiser, *Cognitive radio with genetic algorithms : Intelligent control of software defined radio*, Software Defined Radio Forum Technical Conference, 2004.

- [17] T. W. Rondeau, *Application to artificial intelligence to wireless communications*, PhD thesis, faculty of virginia polytechnic institute, 2007.
- [18] L. Godard, *Modèle de gestion hiérarchique distribuée pour la reconfiguration et prise de décision dans les équipements de radio cognitive*, PhD thesis, Supelec Université de Rennes 1, 2008.
- [19] GeSI, *Global e-sustainability initiative : SMART 2020 : Enabling the low carbon economy in the information age*, United States Report Addendum, 2008.
- [20] L. Suarez, L. Nuaymi, J. M. Bonnin, *An overview and classification of research approaches in green wireless networks*, Eurasip journal on wireless communications and networking, vol.2012, 2012 :142, 2012.
- [21] J. D. Power and Associates, *2010 wireless smartphone customer satisfaction study*, 2010.
- [22] D. Feng, C. Jiang, G. Lim, L. J. Cimini, *A survey of energy-efficient wireless communications*, Communications Surveys and Tutorials, IEEE, vol.15, pp.167-178, February 2012.
- [23] Y. Chen, S. Zhang, S. Xu, G. Y. Li, *Fundamental tradeoffs on green wireless networks*, Communications Magazine, IEEE, vol.49, pp.30-37, June 2011.
- [24] H. Su, X. Zhang, *Energy-efficient spectrum sensing for Cognitive Radio Networks*, Communications (ICC), 2010 IEEE International Conference on, pp.1-5, 2010.
- [25] F. Richer, A. Fehske, G. Fettweis, *Energy efficiency aspects of base station deployment strategies for cellular networks*, Vehicular Technology conference, 2009 IEEE 70th, 2009.
- [26] A. Fehske, F. Richer, G. Fettweis, *Energy efficiency improvements through micro sites in cellular mobile radio networks*, Globecom workshops, 2009 IEEE, 2009.
- [27] F. Richer, A. Fehske, P. Marsch, G. Fettweis, *Traffic demand and energy efficiency in heterogeneous cellular mobile radio networks*, Vehicular Technology conference, 2010 IEEE 71st, 2010.
- [28] H. Claussen, L. Ho, F. Pivit, *Effects of joint macrocell and residential picocell deployment on the network energy efficiency*, Personal, Indoor and Mobile Radio Communications, 2008. PIMRC 2008. IEEE 19th International Symposium on, 2008.
- [29] F. Cao, Z. Fan, *The tradeoff between energy efficiency and system performance of femtocell deployment*, Wireless Communication Systems (ISWCS), 2010 7th International Symposium on, pp.315-319, 2010.
- [30] M. Jada, M. Hossain, J. Hamalainen, R. Jantti, *Impact of femtocells to the wcdma network energy efficiency*, Broadband Network and Multimedia Technology (IC-BNMT), 2010 3rd IEEE International Conference on, pp.305-310, 2010.
- [31] J. Zhou, et al., *China Mobile Action*, How to operate, 2008.
- [32] M. Marsan, L. Chiaraviglio, D. Ciullo, M. Meo, *Optimal energy savings in cellular access networks*, Communications Workshops, 2009. ICC Workshops 2009. IEEE International Conference on, pp.1-5, 2009.
- [33] T. Chen, H. Zhang, Z. Zhao, X. Chen, *Towards green wireless access networks*, Communications and Networking in China (CHINACOM), 2010 5th International ICST Conference on, pp.1-6, 2010.

BIBLIOGRAPHIE

- [34] Huawei, *Improving energy efficiency, Lower CO₂ emission and TCO*, Whitepaper, Huawei energy efficiency solution, 2009.
- [35] W. H. Doherty, *A new high efficiency power amplifier for modulated waves*, Radio Engineers, Proceedings of the Institute of, vol.24, pp.1163-1382, 1936.
- [36] H. Chireix, *High power outphasing modulation*, Radio Engineers, Proceedings of the Institute of, vol.23, pp.1370-1392, 1935.
- [37] F. H. Raab, *Efficiency of Doherty RF Power Amplifier systems*, Broadcasting, IEEE Transactions on, vol.BC-33, pp.77-83, 1987.
- [38] S. H. Han, J. H. Lee, *An overview of peak to average power ratio reduction techniques for multicarrier transmission*, Wireless Communications, IEEE, vol.12, pp.56-65, April 2005.
- [39] J. Palicot, *Cross layer sensors for green cognitive radio*, annals of telecommunications, vol.67, pp.171-180, April 2012.
- [40] S. Sorooshyari, Z. Gajic, *Autonomous dynamic power control for wireless networks : user-centric and network-centric consideration*, Wireless Communications, IEEE Transactions on, vol.7, pp.1004-1015, March 2008.
- [41] J. Palicot, *Cognitive Radio : An enabling technology for the green radio communications concept*, in Proceedings of the 2009 International Conference on Wireless Communications and Mobile Computing : Connecting the World Wirelessly, pp.489-494, 2009.
- [42] S. Weilian, T. L. Lim, *Cross-layer Design and optimization in Wireless Networks*, Software Engineering, Artificial Intelligence, Networking, and Parallel/Distributed Computing, 2006. SNPD 2006. Seventh ACIS International Conference on, pp.278-284, 2006.
- [43] W. Eberle, et al., *From myt to methodology : cross-layer design for energy-efficient wireless communications*, Design Automation Conference, 2005. Proceedings. 42nd, pp.303-308, 2005.
- [44] A. Dejonghe, B. Bougard, S. Pollin, J. Craninckx, A. Bourdoux, L. van der Perre, F. Catthoor, *Green reconfigurable radio systems*, Signal Processing Magazine, IEEE, vol.27, pp.90-101, May 2007.
- [45] L. Benini, A. Bogliolo, G. De Micheli, *A Survey of Design Techniques for System-Level Dynamic Power Management*, Very Large Scale Integration (VLSI) Systems, IEEE Transactions on, vol.8, pp.299-316, June 2000
- [46] A. Sinha, A. Wang, A. Chandrakasan, *Energy Scalable System Design*, Very Large Scale Integration (VLSI) Systems, IEEE Transactions on, vol.10, pp.135-145, April 2002
- [47] V. Giannini, J. Craninckx, B. Come, J. Compriet, S. D'Amico, A. Baschirotto, *Flexible baseband low pass filter and variable gain amplifier for software defined radio front-end*, Solid-State Circuits Conference, 2006. ESSCIRC 2006. Proceedings of the 32nd European, pp 203-306, 2006.
- [48] B. Debaille, B. Bougard, G. Lenoir, *Energy scalable OFDM transmitter design*, Design Automation Conference, 2006 43rd ACM/IEEE, pp.536-541, 2006.
- [49] X. Lu, E. Erkip, Y. Wang, D. Goodman, *Power efficient multimedia communication over wireless channels*, Selected Areas in Communications, IEEE Journal on, vo.21, pp.1738-1751, September 2006.

- [50] S. Appadwedula, M. Goel, N. R. Shanbhag, D. L. Jones, K. Ramchandran, *Total System Energy Minimization for wireless image transmission*, Journal of VLSI signal processing systems for signal, image and video technology, vol.27, pp.99-117, February 2001.
- [51] S. Baset, J. Reich, J. Janak, P. Kasperek, V. Misra, D. Rubenstein, H. Schulzrinne, *How green is IP-telephony ?*, in Proceedings of the first ACM SIGCOMM workshop on Green networking, pp.77-84, 2010.
- [52] B. Anand, A. L. Ananda, M. C. Chan, L. T. Long, R. K. Balan, *Game Action Based Power Management for Multiplayer Online Game*, in Proceedings of the 1st ACM workshop on Networking, systems, and applications for mobile handhelds, pp.55-60, 2009.
- [53] X. Wang, A. V. Vasilakos, M. Chen, Y. Liu, T. T. Kwon, *A survey of green mobile networks :opportunities and challenges*, Mobile Networks and Applications, vol.17, pp.4-20, February 2012.
- [54] R. Deng, J. Chen, C. Yuen, P. Cheng, Y. Sun, *Energy-Efficient Cooperative Spectrum Sensing by Optimal Scheduling in Sensor-aided Cognitive Radio Networks*, Vehicular Technology, IEEE Transactions on, pp.716-725, 2012.
- [55] D. Grace, J. Chen, T. Jiang, P. D. Mitchell, *Using cognitive radio to deliver 'green' communications*, Cognitive Radio Oriented Wireless Networks and Communications, 2009. CROWNCOM '09. 4th International Conference on, pp.1-6, 2009.
- [56] A. S. B. Kozal, M. Merabti, F. Bouhaf, *Energy Efficient Clustering Approach for Cooperative Spectrum Sensing in Cognitive Radio Networks*, the 13th Annual Post Graduate Symposium on the convergence of telecommunications, networking and broadcasting (PGNet), 2012.
- [57] S. Althunibat, R. Palacios, F. Granelli, *Energy-Efficient Spectrum Sensing in Cognitive Radio networks by Coordinated Reduction of the Sensing Users*, Communications (ICC), 2012 IEEE International Conference on, pp.1399-1404, 2012.
- [58] D. M. Godarzi, K. Arshad, Y. Ko, K. Moessner, *Selecting Users in Energy-Efficient Collaborative Spectrum Sensing*, Wireless Communications and Networking Conference (WCNC), 2012 IEEE, pp.1029-1033, 2012.
- [59] W. Jouini, *Contribution to learning and decision making under uncertainty for Cognitive Radio*, PhD Thesis, Supélec Rennes, 2012.
- [60] A. Comuejols, L. Miclet, *Apprentissage Artificiel : Concepts et algorithmes*, Eyrolles 2003.
- [61] DARPA XG Working Group, *The XG vision request for comments*, BBN Technologies, Cambridge MA, USA, Technical Report, Version 2.0, Jan 2004.
- [62] XG Working Group, *XG policy language : Cognitive policy radio language (CoRal), a language for spectrum policies*, Defense Advanced Research Projects Agency, Technical Report, Version 0.1, Apr, 2007.
- [63] N. Baldo, M. Zorzi, *Learning and Adaptation in Cognitive Radios using Neural Networks*, Consumer Communications and Networking Conference, 2008. CCNC 2008. 5th IEEE, pp.998-1003, 2008.
- [64] W. Jouini, C. Moy, J. Palicot, *Decison making for cognitive radio equipment : analysis of the first 10 years of exploration*, Eurasip journal on wireless communications and networking, vol.2012 2012 :26, 2012.

BIBLIOGRAPHIE

- [65] B. Wang, Y. Wu, K. J. R. Liu, *Game theory for cognitive radio networks : An overview*, Computer networks, vol.54, pp.2537-2561, 2010.
- [66] E. V. Belmega, S. Lasaulce, M. Debbah, *Shannon rate efficient power allocation games*, Game Theory for Wireless Communications and Networking, Auerbach Publications, 2009.
- [67] W. Saad, Z. Han, M. Debbah, A. Hjørungnes, T. Basar, *Coalitional Game Theory for Communication Networks : A Tutorial*, Signal Processing Magazine, IEEE, vol.26, pp.77-79, September 2009.
- [68] W. Saad, Z. Han, T. Basar, M. Debbah, A. Hjørungnes, *Coalition Formation Games for Collaborative Spectrum Sensing*, Vehicular Technology, IEEE Transactions on, vol.60, pp.276-297, January 2011.
- [69] D. Li, Y. Xu, X. Wang, M. Guizani, *Coalitional Game Theoretic Approach for Secondary Spectrum Access in Cooperative Cognitive Radio Networks*, Wireless Communications, IEEE Transactions on, vol.10, pp.844-856, March 2011.
- [70] I. F. Akyildiz, B. F. Lo, R. Balakrishnan, *Cooperative spectrum sensing in cognitive radio networks : A survey*, Physical Communication, vol.4, pp.40-62, March 2011
- [71] W. Li, X. Cheng, T. Jingy, X. Xing, *Cooperative Multi-hop Relaying via Network Formation Games in Cognitive Radio Networks*, in proceeding of IEEE Infocom, 2013.
- [72] E. Parzen, *On Estimation of a Probability Density Function and Mode*, Annals of mathematical Statistics, vol.33, pp.1065-1076, September 1962.
- [73] M. Rosenblatt, *Remarks on some Nonparametric Estimates of a Density Function*, Annals of Mathematical Statistics, Vol.27, pp.832-837, September 1956.
- [74] P. Deheuvels, P. Hominal, *Estimation automatique de la densité*, Revue de statistique appliquée, vol.28, pp.25-55, 1980.
- [75] P. Deheuvels, *Estimation non paramétrique par histogramme généralisé*, Revue de Statistique Appliquée, vol.25, pp.5-42, 1977.
- [76] P. Hominal, P. Deheuvels, *Estimation non paramétrique de la densité compte tenu d'informations sur le support*, Revue de Statistique Appliquée, vol.27, pp.47-68, 1979.
- [77] P. Burman, *A Data Dependent Approach to Density Estimation*, Probability Theory and Related Fields, vol.69, pp.609-628, 1985.
- [78] S. J. Sheather, *Density Estimation*, Statistical Science, vol.19, pp.588-597, 2004.
- [79] I. J. Myung, *Tutorial on Maximum Likelihood estimation*, Journal of mathematical Psychology, vol.2003, pp.90-100, 2003.
- [80] G. Parmigiani, L. Inoue, *Decision Theory Principles and Approaches*, Wiley 2009.
- [81] **S. Bourbia**, M. Achouri, K. Grati, D. Le Guennec, A. Ghazel, *Cognitive Engine Design for Cognitive Radio*, Multimedia Computing and Systems (ICMCS), 2012 International Conference on, pp.986-991, 2012.
- [82] Xilinx Inc, *Early access partial reconfiguration user guide*, 2006.
- [83] J. D. Hadley, *Design methodologies for partially reconfigured systems* in Proceedings of the IEEE Symposium on FPGA for Custom Computing Machines, pp.78, 1995.
- [84] J. P. Delahaye, *Plate-forme hétérogène reconfigurable : application à la radio logicielle*, PhD thesis Supelec, 2007.

- [85] Xilinx, *Microblaze processor reference guide (v 8.0)*, 2007.
- [86] Altera, *Nios 2 processor reference handbook (v 8.0)*, 2008.
- [87] Gaisler, <http://www.gaisler.com>.
- [88] JTRS, <http://sca.jpeojtrs.mil/>.
- [89] D. Lewine, *Posix programmers guide*, 1991.
- [90] A. Pope, *The corba reference guide : Understanding the common object request broker architecture*, 1998.
- [91] O. Lazrak, P. Leray, C. Moy, *HDCRAM Proof-of-Concept for Opportunistic Spectrum Access*, Digital System Design (DSD), 2012 15th Euromicro Conference on, pp.453-458, 2012.
- [92] H. L. Kazecki, S. H. Goode, D. W. Denis, J. C. Baker, K. L. Baum, B. D. Mueller, *Method for channel adaptive detecting/equalize*, US005195106A, March 1993.
- [93] Su et al., *Radio Receiver with selectively disabled equalizer*, US007627030B2, December 2009.
- [94] L. Husson, J. C. Danny, *A new method for reducing the power consumption of portable handsets in TDMA mobile systems : conditional equalization*, Vehicular Technology, IEEE Transactions on, vol.48, pp.1936-1945, November 1999.
- [95] L. Husson, *Evaluation par le recepteur de la qualite du signal reçu dans les systemes de radiocommunication avec les mobiles et ameliorations des performances par l egalisation conditionnelle*, PhD Thesis, Universite de Paris XI, France, 1998.
- [96] **S. Bourbia**, D. Le Guennec, K. Grati, A. Ghazel, *Statistical Decision Making Method for Cognitive Radio*, International Conference on Telecommunications (ICT), April 2012.
- [97] **S. Bourbia**, D. Le Guennec, K. Grati, A. Ghazel, *Computational complexity reduction in a cognitive radio receiver for green communications*, The 7th Karlsruhe Workshop on Software Radios (WSR), March 2012.
- [98] S. M. Kay, *Fundamentals of Statistical Signal Processing Estimation Theory*, Prentice-Hall, 1998.
- [99] G. Montalbano, *SIR Estimation techniques*, US 7941099B2, May 2011
- [100] B. Su, *Blind Channel Estimation Using Redundant Precoding : New algorithms, analysis and theory*, PhD Thesis, California Institute of technology, 2008.
- [101] R. Johnson , P. Schniter , T. J. Endres , J. D. Behm , D. R. Brown , R. A. Casas , *Blind equalization using the constant modulus criterion : a review*, Proceedings of the IEEE, vol.86, pp.1927-1950, October 1998.
- [102] **S. Bourbia**, D. Le Guennec, J. Palicot, K. Grati, A. Ghazel, *Equalizer's Use Limitation for Complexity Reduction in a Green Radio Receiver*, Journal of Computer Networks and Communications, vol.2013, 2013.
- [103] N. Prananta, S. Hara, Y. Hara, *Go green with distributed beamforming*, Wireless Personal Multimedia Communications (WPMC), 2011 14th International Symposium on, vol.1-5, 2011.
- [104] B. D. Van Veen, K. M. Buckley, *Beamforming : A versatile approach to spatial filtering*, ASSP Magazine, IEEE, vol.5, pp.4-25, April 1988.

BIBLIOGRAPHIE

- [105] S. N. Shahi, M. Emadi, K. Sadeghi, *High resolution DOA estimation in fully coherent environments*, Progress In Electromagnetics research C, Vol.5, pp.135-148, 2008.
- [106] **S. Bourbia**, D. Le Guennec, K. Grati, A. Ghazel, *Reducing the Receiver's Computation Complexity by Limiting the Use of the Beamforming Action*, International conference on telecommunications (ICT), 2013.