

Application de l'apprentissage aux réseaux Radio Cognitive

Dramane Ouattara

▶ **To cite this version:**

Dramane Ouattara. Application de l'apprentissage aux réseaux Radio Cognitive. Informatique et théorie des jeux [cs.GT]. 2011. hal-00828376

HAL Id: hal-00828376
https://auf.hal.science/hal-00828376

Submitted on 30 May 2013

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.





UNIVERSITÉ DE BORDEAUX I
FACULTÉ DES SCIENCES ET TECHNOLOGIES
DÉPARTEMENT D'INFORMATIQUE

Application de l'apprentissage aux réseaux Radio Cognitive

Dramane OUATTARA

Encadré par :
Francine KRIEF
Tuteur :
Damien Magoni

Mémoire présenté en vue de l'obtention
du diplôme de Master II Recherche
Option : Informatique

Année académique 2010 - 2011

Remerciements

Mes remerciements sont tout d'abord à l'endroit de Mme Francine KRIEF, mon encadreur qui n'a ménagé aucun effort tout au long de ce travail. Ses conseils et critiques m'ont été d'un apport considérable pour la réalisation de ce mémoire.

Ensuite mes remerciements vont à l'endroit de M. Hicham Khalife pour ses précisions sur le domaine, à M. Damien Magoni mon tuteur universitaire de recherche et à l'ensemble de mes professeurs de l'université Bordeaux I.

Enfin mes remerciements sont à l'honneur de mes parents, ma famille.

Résumé

Les réseaux radio cognitive sont présentés comme le nouveau paradigme de communication qui viendrait à bout de l'insuffisance et la mauvaise utilisation de la ressource spectrale. En effet, au problème d'allocation statique qui génère un déséquilibre relatif au fait qu'au moment où certaines bandes fréquences apparaissent surchargées, d'autres sont sous utilisées, la radio cognitive propose une exploitation opportuniste. L'intelligente gestion du spectre ainsi prônée passe par l'utilisation de différentes théories dont les plus en vue du domaine restent l'apprentissage artificiel et la théorie des jeux. La présente étude nous a amené à la réalisation d'une comparaison de ces deux approches et à l'expression de leurs limites respectives. Ce qui a permit de constater le peu d'intérêt accordé à la question de la mobilité dans l'utilisation opportuniste du spectre. En effet, dans un contexte, où la détection des bandes libres devient primordiale, la plupart des travaux sur les réseaux radio cognitive se sont limités à une analyse sur la disponibilité spectrale dans le cadre d'une localisation fixe. Ces études n'ont donc pas assez pris en compte la situation de mobilité du terminal. La solution que nous proposons à cet effet, est un modèle d'anticipation et de prise de décision, prédisant l'état d'occupation de la bande fréquence en situation de mobilité de l'utilisateur dans la zone de destination. Le modèle associe les techniques d'apprentissage artificiel au système qualifié de Grey model afin d'allier faible coût de traitement algorithmique et continuité de service par dissimulation du temps d'entraînement.

Table des matières

Remerciements i

Résumé ii

Introduction viii

1 Présentation de la radio cognitive 1
- 1.1 Introduction . . . 1
- 1.2 Définition de la radio cognitive . . . 1
  - 1.2.1 la radio logicielle . . . 1
  - 1.2.2 De l'idée de radio logicielle à la radio cognitive . . . 2
  - 1.2.3 Les aspects clés de la radio cognitive . . . 3
  - 1.2.4 Le cycle de la cognition . . . 4
- 1.3 Présentation des fonctionnalités de la radio cognitive . . . 4
  - 1.3.1 Le modèle OSI et le niveau d'implémentation des fonctionnalités liées aux réseaux radio cognitive . . . 5
  - 1.3.2 Description des composantes radio cognitive . . . 6
- 1.4 Conclusion . . . 7

2 Les réseaux radio cognitive 8
- 2.1 Introduction . . . 8
- 2.2 Le principe . . . 8
- 2.3 La gestion de la ressource spectrale . . . 9
- 2.4 Les facteurs déterminants du concept réseaux radio cognitive . . . 10
  - 2.4.1 La sonde et caractérisation du spectre . . . 11
  - 2.4.2 Le partage du canal . . . 11
  - 2.4.3 La décision spectrale . . . 11
  - 2.4.4 La mobilité et topologie du réseau . . . 13
  - 2.4.5 La sécurité dans les réseaux radio cognitive . . . 14
- 2.5 Les techniques de détection des bandes de fréquences libre par l'approche traitement du signal . . . 14

2.5.1 Le modèle statistique pour la détection . . . 14
2.5.2 La méthode énergétique . . . 15
2.5.3 La méthode cyclo-stationnaire . . . 15
2.5.4 Cas courant . . . 15
2.6 La norme IEEE 802.22 et quelques résultats . . . 15
2.6.1 La norme IEEE 802.22 . . . 15
2.6.2 Le programme DARPA XG . . . 16
2.7 Conclusion . . . 16

3 La contribution de la théorie des jeux aux réseaux radio cognitive 17
3.1 Introduction . . . 17
3.2 Le principe de la théorie des jeux . . . 17
3.3 La théorie des jeux dans la gestion des ressources . . . 18
3.3.1 La théorie des jeux et sondage du spectre . . . 18
3.3.2 La théorie des jeux et partage du canal . . . 21
3.3.3 La place de la théorie des jeux dans la prise de décision spectrale . . . 24
3.4 Conclusion . . . 25

4 La contribution de l'apprentissage aux réseaux radio cognitive 26
4.1 Introduction . . . 26
4.2 Le principe et les objectifs de l'apprentissage . . . 26
4.3 Sondage spectral et apprentissage . . . 27
4.3.1 Les réseaux de neurone et sondage spectral . . . 27
4.3.2 Le modèle de Markov caché et sondage du spectre . . . 27
4.3.3 Remarque . . . 27
4.4 Le partage du canal et apprentissage . . . 28
4.5 La prise de décision et contribution de l'apprentissage . . . 30
4.5.1 Optimisation des transmissions par apprentissage . . . 30
4.5.2 Connaissance de l'état du canal par apprentissage et raisonnement . . . 30
4.5.3 Accès dynamique au spectre et apprentissage . . . 32
4.5.4 Le rôle de l'apprentissage dans la sélection de canal . . . 33
4.5.5 De l'apprentissage à la prédiction par le modèle markovien . . . 34
4.6 Conclusion . . . 36

5 Étude comparative : Apprentissage et théorie de jeux 37
5.1 Introduction . . . 37
5.2 Analyse critique de l'approche "théorie des jeux" . . . 37
5.2.1 Ses limites dans le sondage du spectre . . . 38
5.2.2 Ses limites au niveau partage du canal . . . 38
5.2.3 Ses insuffisances au niveau de la prise de décision . . . 40
5.3 Analyse critique de l'approche "apprentissage artificiel" . . . 41

5.3.1 Les limites dans le sondage du spectre 41
5.3.2 Les limites au niveau partage du canal 41
5.3.3 Les insuffisance au niveau de la prise de décision 41
5.4 Les particularités de chaque approche 42
5.4.1 Du point de vu du sondage spectral 42
5.4.2 Du point de vu du partage du canal 42
5.4.3 Du point de vu de la prise de décision 43
5.5 Problème de la distinction entre utilisateurs primaire et secondaire 44
5.6 L'apprentissage et la problématique liée à la mobilité 44
5.7 Conclusion 45

6 Proposition d'un modèle de prédiction spectrale intégrant la mobilité pour les réseaux radio cognitive. 46
6.1 Introduction 46
6.2 Le principe du modèle 46
6.2.1 Schéma illustratif 47
6.2.2 Le scénario traité par le modèle 47
6.3 Description du modèle 48
6.3.1 Description du module apprentissage(APPR) 49
6.3.2 Description du module Grey Model(GM) 50
6.3.3 Intérêts du modèle 51
6.4 Conclusion 51

Conclusion et perspectives 52

Table des figures

1.1 Radio logicielle 2
1.2 Architecture de la radio cognitive 3
1.3 Le Cycle de la Cognition 4
1.4 Le modèle OSI simplifié 5

2.1 Utilisation et trou du spectre 9
2.2 Le Cycle réseau radio cognitive 10
2.3 Les modules du réseau radio cognitive 12

3.1 Illustration de la formation de coalitions 20

4.1 Architecture d'un point d'accès à capacité cognitive 34
4.2 Un modèle de répresentation du canal dans le temps 35

6.1 Illustration de la mobilité pour le modèle 47
6.2 Architecture fonctionnelle du modèle 48
6.3 Caractérisation du spectre pour le modèle 49

Liste des tableaux

5.1 Illustration de l'absence d'équilibre de Nash 38
5.2 Illustration de plusieurs équilibres de Nash 39
5.3 Optimum et équilibres de Nash 39
5.4 Tableau comparatif pour le sondage 42
5.5 Tableau comparatif pour le partage du canal 43
5.6 Tableau comparatif pour la prise de décision 43

Introduction

Le spectre radioélectrique localisé dans les ondes électromagnétiques est une ressource assignée aux activités commerciales, industrielles, scientifiques, culturelles, médicales, audio-visuelles etc. Il peut s'agir des services de radiodiffusion, de télécommunications mobiles et même d'activités militaires. La méthode d'assignation de fréquences pratiquée depuis des années par les régulateurs que sont les autorités de gestion du spectre, se résume en une attribution de licence caractérisant une répartition statique de bande du spectre entre les différents utilisateurs ou prestataires de services. Cette pratique se matérialise par un discernement entre bandes de fréquences libres et bandes de fréquences propriétaires ou licenciées. Le titulaire d'une licence possède alors un droit de propriété sur un bloc de spectre qui lui est alloué définitivement. C'est le cas par exemple, de la bande 88-108 Mhz dédiée à la radio FM et des bandes 900 Mhz, 1800 Mhz réservées pour le standard GSM en Europe. Le domaine des technologies de l'information et de la communication(TIC), figure parmi les plus importantes entreprises d'exploitation et d'utilisation de ces différentes bandes.

L'explosion ces dernières années des communications, l'hétérogénéité et la diversité des technologies et des services ont accru la demande suscitant ainsi une pénurie de la ressource spectrale. Cette rareté du spectre soulevant de nombreuses interrogations sur l'opportunité et le fondement de l'allocation statique. dès lors, se pose l'impérieuse nécessité d'une gestion plus efficace de cette ressource ; En effet, pendant que de nombreuses bandes sont de plus en plus encombrées dans des zones à forte densité humaine telle que la bande de fréquence libre 2,4 GHz(2400-2483,5 MHz) utilisée par les technologies WIFI, d'autres catégories de bandes de fréquences restent encore très peu exploitées ou sous utilisées.

Ces facteurs obligent les chercheurs à s'orienter vers la proposition de nouvelles techniques qui combinent une meilleure gestion spectrale et un faible coût énergétique pour l'infrastructure sous-jacente.

La radio cognitive est proposée à cet effet comme une technologie prometteuse pour la réalisation du concept de l'intelligence dans les réseaux de communication et par conséquent pour apporter une réponse appropriée à la question de rareté de la ressource. Elle introduit une utilisation opportuniste des bandes de fréquences et ouvre le champs à une exploitation dynamique du spectre.

La méthodologie adoptée dans cette approche repose sur un ensemble de problématiques à résoudre qui allient un large domaine de compétence allant du traitement du signal aux

réseaux en passant par l'intelligence artificielle. La présente contribution se donne pour objectif d'analyser et de proposer un schéma conduisant à une efficacité de prise de décision par la radio cognitive. Cette analyse s'appui essentiellement sur deux approches à savoir la théorie des jeux et l'apprentissage artificiel. Le travail se subdivise ainsi en six chapitres. Le premier chapitre est une présentation de la radio cognitive et de ses composantes. La distinction entre la radio logicielle et la radio cognitive ainsi que la définition de leurs fonctionnalités respectives constitue ici le point de focalisation.

Le second chapitre, est une introduction au concept de réseaux radio cognitive avec un accent particulier sur les différents protocoles de communication en interaction avec l'ensemble des fonctions de la cognition. Les chapitre III et IV adressent l'état de la contribution des techniques d'apprentissage et de la théorie des jeux aux réseaux radio cognitive. Le chapitre V, en plus de l'étude comparative visant à confronter les deux approches pour en déceler les points d'application communs et dégager la plus performante et pertinente, est une analyse descriptive de leurs limites. Enfin le dernier chapitre, tout en partant des défis encore en suspend, se confine en une proposition répondant au besoin d'arbitrage et de prise de décision par la radio cognitive à travers un modèle de prédiction de la disponibilité du spectre lors d'un handover pour un utilisateur fortement mobile.

Chapitre 1

Présentation de la radio cognitive

1.1 Introduction

Ces dernières décennies ont été fortement marquées par l'explosion des technologies de l'information et de la communication(TIC). Les services offerts se multiplient et se diversifient avec chacun une exigence en ressources conséquente et une demande en qualité de service optimale. La radio cognitive se présente dans ce contexte comme une réelle alternative, pour réaliser des communications réseaux avec une grande flexibilité et une prise en compte du besoin de l'utilisateur. Elle se base sur l'amélioration des outils et la proposition de nouveaux algorithmes de communication plus efficaces.

1.2 Définition de la radio cognitive

La Radio Cognitive(CR) [1] [IFA09] est un paradigme pour les communications sans fil dans lequel un réseau ou un nœud est capable de modifier de manière automatique ses paramètres de transmission ou de réception afin de communiquer efficacement tout en évitant les interférences avec d'autres utilisateurs agréés ou non. Cette auto-configuration et auto-adaptation des paramètres est basée sur une surveillance active de plusieurs facteurs dans l'environnement interne ou externe à la radio tels que le spectre de la Radio Fréquence(RF), le comportement de l'utilisateur et l'état du réseau. L'idée de radio cognitive se développe autour du concept plus ancien de radio logicielle que nous définissons ci-dessous.

1.2.1 la radio logicielle

A l'origine, les technologies radio assuraient la fonction de conversion du signal. Du signal analogique on passait au signal numérique grâce à un Convertisseur Analogique

1. idée de Joseph Mitola III

Numérique(CAN). Ce prototype radio ayant connu une amélioration est passé au titre de radio logicielle qui intègre une capacité de traitement logiciel.

Les traitements réalisés au niveau de la radio logicielle

La radio logicielle est capable d'accomplir un ensemble d'opérations telles que le filtrage, le décodage, la modulation, la démodulation de fréquence et le traitement numérique du signal(TNS) une fois sa conversion terminée comme perçu à la figure 1.1 extraite de [GOD08]. L'évolution de la radio cognitive par ajout de nouveaux modules a contribué à la rendre programmable. Cette figure présente le processus de traitement du signal. Pour un



FIGURE 1.1 – Radio logicielle

signal rentrant capté par l'antenne, une opération de filtrage est réalisée avant sa conversion de l'analogie vers le numérique pour être traité en dernier ressort au niveau d'un processeur intégré à la radio sur un ordinateur. L'opération inverse qui consiste sur la base du signal reçu du processeur en sa conversion du numérique vers l'analogique avant son émission vers l'extérieur demeure identique pour tout signal sortant.

Les limites de la radio logicielle

L'équipement radio logicielle, bien qu'ayant bénéficié de technologies avancées garantissant l'exécution d'applications logicielles reste toujours bornée quand à l'accomplissement de l'ensemble des fonctions de perception, de mémorisation, de raisonnement et de reconfiguration automatique d'où la nécessité de son évolution vers une radio plus intelligente qualifiée de radio cognitive .

1.2.2 De l'idée de radio logicielle à la radio cognitive

La cognition d'après le dictionnaire Larousse, se définit comme l'ensemble des grandes fonctions permettant à l'organisme d'interagir avec son milieu. Partant, la radio cognitive intègre la notion de radio logicielle et l'aptitude cognitive. Ainsi, le terme révèle d'un ajout à la radio logicielle d'une capacité de raisonnement, d'intelligence, de modélisation de son

environnement. La figure 1.2 extraite[2] de [Cla07] est une illustration de l'architecture de la radio cognitive.

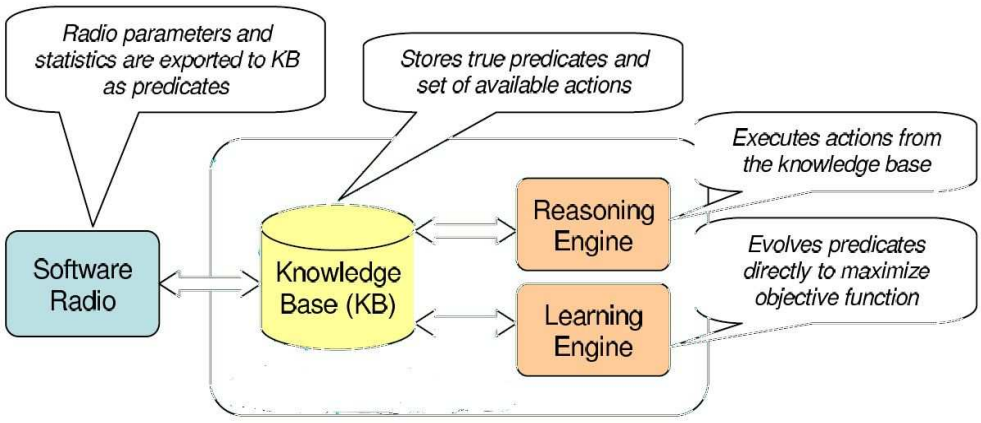


FIGURE 1.2 – Architecture de la radio cognitive

La radio logicielle(Software Radio) est ici combinée avec un moteur d'intelligence ; le moteur d'intelligence peut être considéré comme une encapsulation extensible de modules logiciels associés à une base de connaissance(Knowledge Base). La flexibilité de l'architecture dénote la possibilité d'agrégation de modules en complément de ceux du raisonnement et de l'apprentissage donnés en exemple. Dans ce cas, l'outils de raisonnement pourrait servir à prendre des décisions et à choisir une action parmi plusieurs possibilités. L'outils d'apprentissage se chargerait de la construction de règles par renforcement[3] en se basant sur les paramètres reçus de la radio logicielle enregistrés au niveau de la base de connaissance.

1.2.3 Les aspects clés de la radio cognitive

Il ressort de cette terminologie, quatre aspects clés : la perception, la conscience, le raisonnement et l'adaptation. La perception dénote la faculté de percevoir mais surtout à partir de l'information perçue, de modéliser son environnement. La conscience se penche sur la maîtrise et la connaissance des paramètres internes à la radio. Il s'agit du minimum d'informations mémorisées ou non qui forment une base de décision sur les capacités du

2. schéma que nous avons modifié dans son entendement d'origine
3. enrichir les règles déjà élaborées à partir de nouvelles informations

système. Le raisonnement, est un module essentiel du dispositif. C'est l'aptitude à opérer des choix logiques et adaptés à une situation donnée. L'adaptation est tributaire de l'environnement. La reconfiguration dynamique permet à un équipement de s'adapter au milieu, à l'environnement par un changement automatique de ses paramètres.

1.2.4 Le cycle de la cognition

Le cycle de la cognition est un schéma global décrivant l'ensemble des interactions entre les différents modules du système y compris l'environnement externe. L'analyse ou l'observation de son environnement, la planification de ses actions et la décision constituent le fondement de ses activités tel que présenté dans la figure 1.3 issue de [jif].

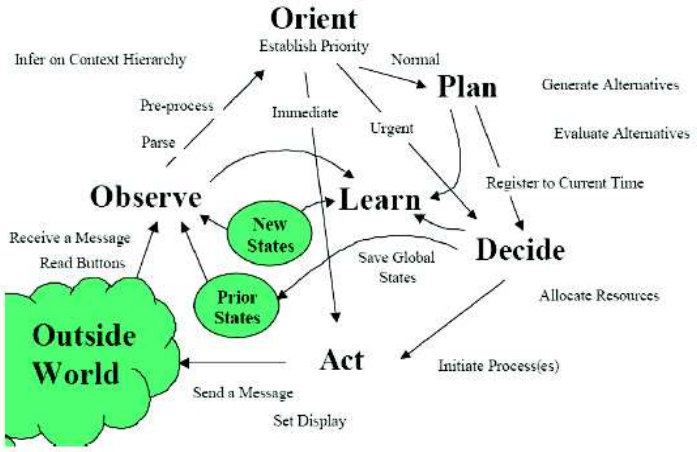


FIGURE 1.3 – Le Cycle de la Cognition

La radio cognitive, suivant le cycle de la cognition, atteint le niveau d'autonomie espéré et une capacité de configuration dynamique de ses paramètres. En effet, l'observation(Observe) de son environnement caractérisant la collecte d'informations lui assure la prise de décision(Decide) la mieux adaptée. Ce processus transite par une suite d'étapes entre autres, l'orientation(Orient) qui est primordiale dans l'établissement des priorités, la classification par affinité ou en fonction du besoin ainsi que la planification(Plan) des actions possibles, l'apprentissage(learn) motivé par l'expérience acquise grâce à l'environnement.

1.3 Présentation des fonctionnalités de la radio cognitive

Dans un environnement réseaux à caractère intelligent fondé sur la cognition, le mécanisme de construction du système et de mise en œuvre des communications bute sur un

ensemble de contraintes techniques. Ces contraintes reposent essentiellement sur la nécessité d'apporter des modifications aux modèles et au matériel de communication existant. Dans une moindre mesure, une adaptation des équipements ou terminaux ainsi que l'acquisition de nouveaux algorithmes plus efficaces, à consommation d'énergie maîtrisable, parait indispensable. Le terminal radio cognitif devra offrir les fonctionnalités de reconfiguration automatique, assurer une gestion plus efficace des ressources disponibles dont l'utilisation opportuniste du spectre qui fait partie du prochain chapitre de ce mémoire. Le réseau et ses équipements devront prendre en compte ce nouveau paradigme avec le besoin d'agir à différents niveaux du modèle OSI(Open Systems Interconnection).

1.3.1 Le modèle OSI et le niveau d'implémentation des fonctionnalités liées aux réseaux radio cognitive

Le modèle OSI comprend théoriquement sept couches empilées ayant chacune un rôle précis. L'objectif n'étant pas de réaliser une étude détaillée de ce modèle, nous nous contentons d'une transposition entre les couches OSI et les concepts ou modules prévus par la littérature se rapportant aux réseaux radio cognitive. La figure 1.4 extraite de l'article [jif] est une illustration de la construction par abstraction des composants logiciels et leur niveau d'intégration à la pile OSI.

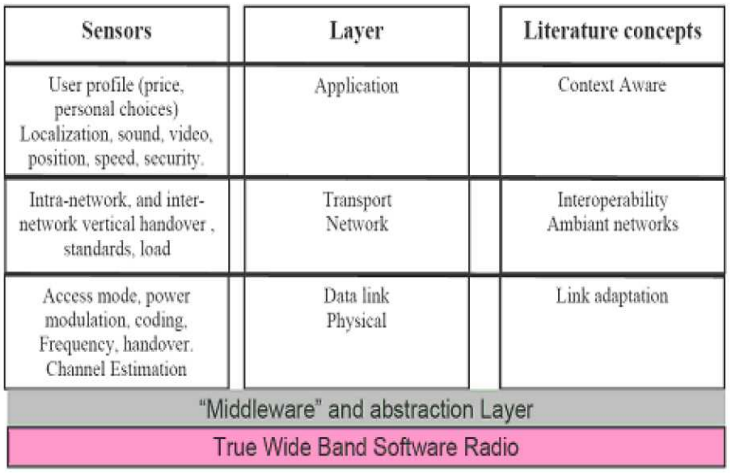


FIGURE 1.4 – Le modèle OSI simplifié

1.3.2 Description des composantes radio cognitive

Les composants comme présenté à la figure 1.4, devront offrir des services de haut niveau suivant le besoin de communication à l'image d'un intergiciel [4] . A l'état actuel de la littérature, ces composants demeurent encore sous la forme de concepts. La recherche dans le domaine est consacrée en grande partie à l'étude et aux propositions de pistes pour leur mise en œuvre.

Le concept "Contexte Aware"

La couche applicative symbolisant la couche la plus haute du modèle OSI, constitue le cadre de déploiement du contexte "Aware". L'idée serait à ce niveau de développer des fonctions qui fournissent une connaissance ou des indices sur la composition réelle de l'environnement. Utilisant comme support d'analyse, les informations reçues des couches inférieures, cela pourrait consister à apporter des précisions sur le type de contenu, la métrique, la vitesse de déplacement, les caractéristiques d'une ressource(spectre) ou encore élaborer et opérer des choix.

Le concept "Interoperability Ambiant Networks"

Les couches transport et réseau sont combinées pour matérialiser le concept de "Interoperability Ambiant Networks". Dans un contexte d'hétérogénéité des communications, cette perception conviendrait pour une gestion harmonisée de l'adressage réseau, le contrôle et la garantie des émissions et réceptions de message. La prise en compte des différents protocoles, la gestion des algorithmes de routage qui intègrent les contraintes liées aux réseaux radio cognitive constituent une partie des notions traitées par le concept. La technologie radio cognitive à cet effet propose une flexibilité capable d'assurer l'interconnexion des réseaux, l'adaptation des protocoles existants, garantissant ainsi une politique efficace de transmission de données.

Le concept "Link adaptation"

Les couches physique et liaison de données du modèle OSI permettent entre autres la modulation/démodulation de fréquence, l'encodage/décodage des données, la détection d'erreurs de transmission ou encore la synchronisation des émissions. A ces fonctionnalités traditionnelles le concept "link adaptation" apporte des propriétés plus évoluées telles que la capacité de décision sur le choix du lien ou support de transmission, la caractérisation ou l'aptitude à évaluer les paramètres du support etc.

4. couche de logiciels qui gère les échanges d'informations entre différentes applications

1.4 Conclusion

Dans ce chapitre, une présentation détaillée de la radio cognitive dans ses composantes et ses fonctionnalités a été réalisée ainsi que sa démarcation avec la radio logicielle. Il a été donné de constater les possibilités offertes par cette technologie et les champs d'action à exploiter pour la réalisation du concept de réseaux radio cognitive. Cette vision de conception d'un nouveau modèle de communication reste un important enjeu en l'état actuel de la recherche. Le prochain chapitre traite à cet effet de ce concept de réseaux radio cognitive
.

Chapitre 2

Les réseaux radio cognitive

2.1 Introduction

Basé sur le principe de la radio cognitive, les réseaux radio cognitive apparaissent comme un paradigme de communication prometteur. Ils se positionnent comme le point de départ de l'exploitation opportuniste de la ressource spectrale. En effet, avec l'imminence d'une pénurie de spectre, les réseaux radio cognitive proposent une utilisation dynamique de cette ressource. La preuve est établie qu'à l'instant où certaines bandes de fréquences sont surchargées à l'image des fréquences WIFI(2.4 GHz) en zone fortement urbanisée, d'autres sont périodiquement utilisées voir sous utilisées, cas de la fréquence dans la bande des 900 et 1800 MHz.

2.2 Le principe

Les bandes de fréquences sont classées selon deux catégories : les fréquences libres et les fréquences licenciées ou propriétaires. En général, les fréquences libres atteignent facilement l'état de saturation pendant que certaines plages de fréquences privées sont vacantes. S'inspirant de cette classification, l'on pourrait catégoriser les utilisateurs en deux groupes :

- Les utilisateurs Primaires(PU) ou licenciés ou encore prioritaires, qui possèdent un droit d'exploitation sur la fréquence donnée.
- Les utilisateurs secondaires(SU) qui regroupent l'ensemble des utilisateurs radio cognitive ne jouissant d'aucune légitimité d'exploitation.

En définitive, le principe se résume en une prouesse des utilisateurs secondaires à occuper de manière opportuniste le canal de communication(spectre) laissé vacant par les utilisateurs primaires tout en traitant efficacement les interférences et à le libérer[1] dès lors qu'un utilisateur primaire manifeste un besoin de communication.

1. Se déplacer vers un autre canal ou atténuer ses paramètres de communication

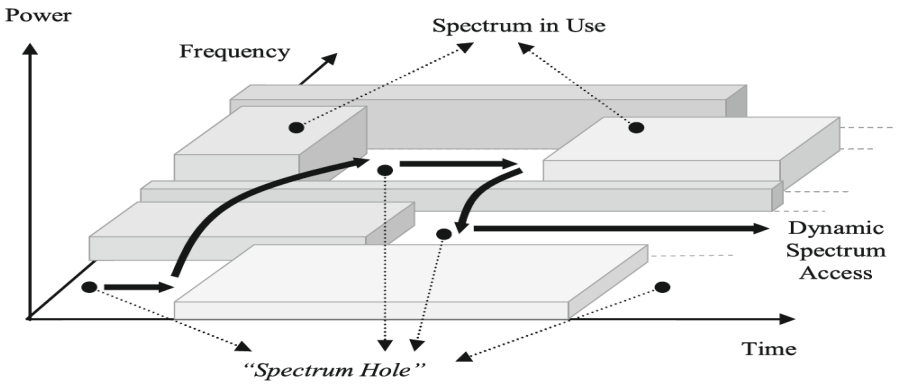


FIGURE 2.1 – Utilisation et trou du spectre

La figure 2.1 extraite de [Cla07] met en évidence l'état d'occupation du spectre à un instant donné justifiant ainsi la présence de portions de bande de fréquences(trou) accessibles aux utilisateurs secondaires. Toutefois, la détection des canaux libres exige la mise à disposition de l'équipement terminal d'une capacité de capture et d'analyse de l'information issue de son environnement. Cette capacité se traduit par un apprentissage, une reconnaissance des paramètres caractérisant les bandes de fréquence libres.

2.3 La gestion de la ressource spectrale

Les réseaux radio cognitive ont pour principale ressource le spectre de fréquence. La portion inutilisée varierait entre 15% à 85% du spectre selon les zones et en fonction du temps. Gérer cette ressource exige la mise en œuvre de techniques allant de la détection à l'accès effectif du spectre par les utilisateurs en passant par l'adaptation du terminal aux aléas. Le succès du processus s'évaluant en terme d'aptitude à réaliser des communications sans interférences et avec un degré de qualité de service acceptable par l'ensemble des acteurs communicants. Ainsi la coordination des transmissions sur une large gamme de fréquence, la reconnaissance de divers types de communications et de signaux, les changements rapides dans l'environnement radio constituent d'innombrables contraintes auxquelles l'on devra

apporter des réponses.

2.4 Les facteurs déterminants du concept réseaux radio cognitive

A l'état actuel de la recherche, la démarche consiste à dénombrer les facteurs faisant encore obstacles au déploiement des réseaux radio cognitive et à dégager des pistes de solutions. Le cycle de la cognition propose à cet effet une réelle orientation définissant un modèle d'interactions possible entre les différents moteurs comme indiqué à la figure 2.2 [Cla07]. Dans ce contexte, le moteur étant une classe regroupant un ensemble de fonctions traitant une partie du problème et fournissant un résultat déterminant pour la décision et l'action finale.

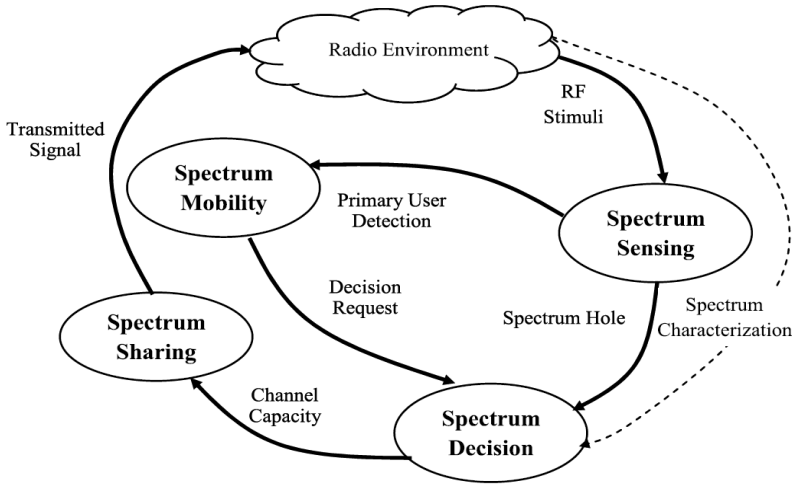


FIGURE 2.2 – Le Cycle réseau radio cognitive

S'inspirant du cycle de la cognition, le cycle réseau radio cognitive combine principalement un moteur de détection, un moteur de partage du canal et un moteur de décision. Le

développement de ces modules[2] est à l'origine de techniques proposées à travers diverses approches dont le traitement du signal, la théorie des jeux et l'apprentissage. Notre démarche pour les chapitres suivants consistera à étudier la contribution des deux dernières approches au renforcement des moteurs de la cognition. Toutefois, une définition préalable visant à donner un aperçu de l'ensemble des fonctions et leur utilité dans le cycle cognitif se retrouve ci-après.

2.4.1 La sonde et caractérisation du spectre

La sonde se définit comme étant la capacité à mesurer, scruter, apprendre et se rendre compte des paramètres liés aux caractéristiques du canal radio. Elle mesure la disponibilité du spectre, la puissance, les interférences et le bruit, scrute l'environnement radio de fonctionnement, les besoins des utilisateurs et des applications, les réseaux et les nœuds disponibles, les politiques locales et d'autres restrictions des opérateurs. La détection de trous de spectre devra tenir compte des contraintes de faible coût, de faible consommation et de faible encombrement contribuant ainsi à améliorer les performances. En effet à partir des informations du signal collectées sur le canal à sonder, des techniques de traitement sont réalisées pour une estimation et une vue d'ensemble du spectre disponible. Ainsi on obtient une cartographie détaillée fournissant la liste des canaux occupés par les utilisateurs prioritaires et leurs activités, la liste des canaux libres ainsi que leurs caractéristiques, le nombre d'utilisateurs. Dans le contexte où la disponibilité de la ressource varie dans le temps et dans l'espace, l'adaptation à l'environnement reste une contrainte non négligeable. La prise en compte de cette exigence et la permanence de l'activité de collecte d'informations semblent pertinentes afin d'accroître la réactivité et aussi détecter les interférences lors des transmissions/réceptions.

2.4.2 Le partage du canal

L'idée de partage du canal répond à l'exigence de synchronisation d'accès aux portions libre entre les utilisateurs secondaires d'une part, et d'autre part entre les utilisateurs secondaires et les utilisateurs primaires. Cette fonction s'identifie à un gestionnaire de bande contrôlant et priorisant les accès. Le système devra disposer à cet effet de suffisamment d'informations sur l'état du canal, des équipements ou ressources en partage, modéliser des critères de non perturbation des autres utilisateurs.

2.4.3 La décision spectrale

La prise de décision dynamique dans les réseaux radio cognitive constitue un volet important reposant sur le choix du canal de communication approprié justifiant la qualité de service requise. La décision est motivée par les caractéristiques du canal et le comportement

2. utilisé pour désigner le terme moteurs

des utilisateurs licenciés. En effet, l'exploration de l'environnement extérieur réalisée par le moteur de sonde, fournit les informations statistiques utiles pour décider sur quel canal envoyer les données de manière opportuniste. Cela sous-entend un traitement en temps réel étant donné que l'environnement est évolutif avec des changements fréquents. Le moteur de décision est en interaction permanente avec l'ensemble des couches du modèle comme illustré à la figure 2.3 [Cla07] ci-dessous pour une meilleure coordination de la décision. La prise de décision se fait au niveau de l'ensemble des protocoles partant de la couche physique à la couche applicative, afin de valider les besoins de reconfiguration automatique, de sélection ou encore d'occupation d'une portion de spectre libre. Aussi, pour assurer la fiabilité, les décision prises évoluent dans le temps et au rythme des informations récoltées. La mémorisation et le traitement des informations par des méthodes de l'Intelligence Artificielle(IA), semble convenir pour augmenter la rapidité et réduire la complexité afin d'apporter des réponses en temps réel. Des performances de ce modules dépend largement la réalisation de transmissions de données fiables.

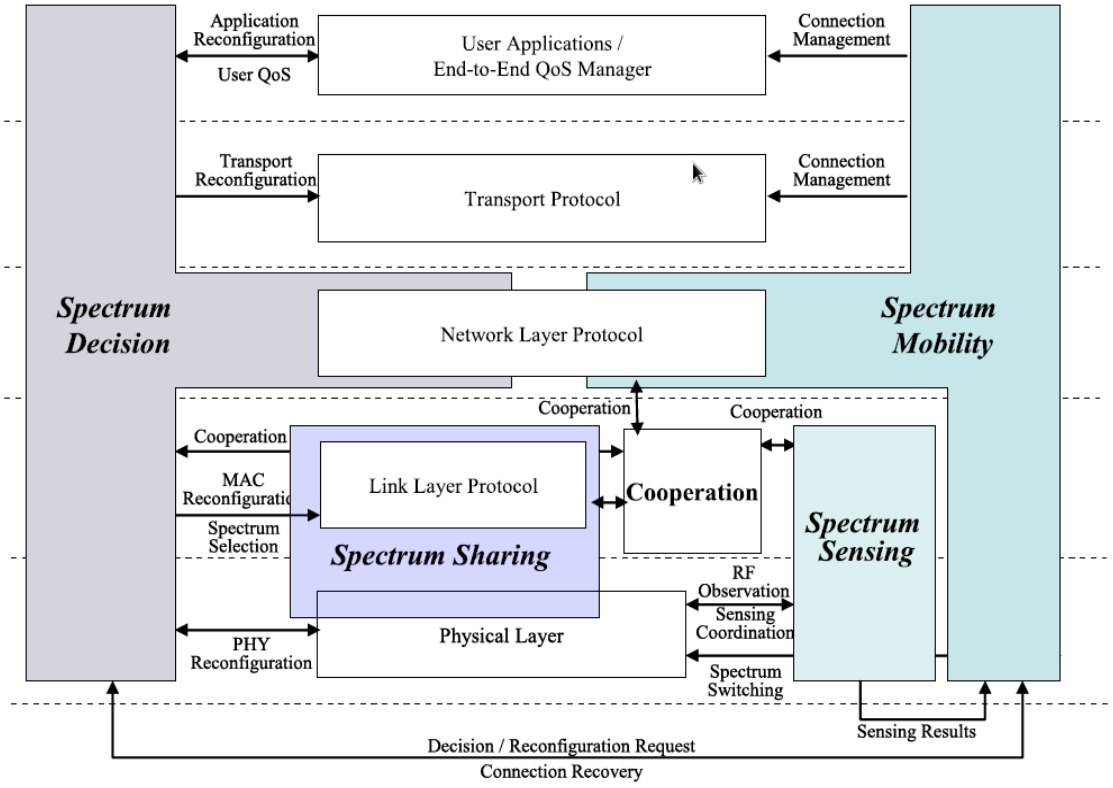


FIGURE 2.3 – Les modules du réseau radio cognitive

2.4.4 La mobilité et topologie du réseau

La mobilité renferme deux aspects distinct ; la mobilité liée à la ressource spectrale et la mobilité liée à l'équipement terminal avec pour chaque situation des problématiques différentes.

La mobilité au niveau du spectre

La mobilité traduit le fait que chaque émetteur-récepteur doit être capable de changer de fréquence si la portion de bande initiale est occupée. Considérons qu'à l'instant t, N constitue le nombre de portions disponibles et que par supposition, la transmission occupe en conséquence les N portions. A l'instant t+1, le nombre de trous exploitables pourrait passer à une valeur P. P pouvant être supérieur ou inférieur ou encore égal à N. La non-disponibilité ou la variation constatée à l'instant t+1 pouvant être liée à l'occupation du canal par un utilisateur primaire. Dans ce cas, les utilisateurs non licenciés, par emploi de méthodes flexibles et prévisionnistes devront assurer un changement de bande de fréquence qui limite la dégradation de leur propre activité laissant le canal anciennement occupé à l'activité d'un utilisateur primaire. Aussi, dans une transmission de bout en bout, un paquet est acheminé par découverte et construction de route avec un ensemble de protocoles. Le routage du paquet dans les réseaux radio cognitive se distingue du routage dans un réseau internet traditionnel parcequ'il nécessite la détection de la bande de fréquences libre exploitable de manière opportuniste de bout en bout en tenant compte de l'activité des nœuds intermédiaires(primaires). Les travaux [eNM] de Hicham Khalife et Naceur Malouch, réalisés sur le thème de "routage dans les réseaux radio cognitive" présentent une approche de routage et introduisent la complexité inhérente. Le développement d'algorithmes efficaces de routage dans les réseaux radio cognitive reste à l'état actuel de la recherche un champs à explorer.

La mobilité de l'équipement terminal

Les terminaux radio cognitive dans une configuration ad hoc [3] sont assujettis à des contraintes variables. En effet les différentes techniques de scrutation du spectre et le handover [4] exigent un couplage afin d'assurer la communication dans les meilleures conditions. En effet lors d'un déplacement, le signal de transmission entre un terminal et une station de base pourrait s'affaiblir. La technologie radio cognitive de l'équipement assure alors la migration vers une nouvelle station de base proposant un signal plus puissant en conformité avec les fréquences libres disponibles, avec prise en considération du changement de topologie réseau que cela induit. Les études dont le but serait de réduire l'impact de la mobilité sur les communications radio cognitive par construction de modèles de prédiction

3. mode sans infrastructure centralisée
4. Changement de cellule d'une station mobile sans interruption de service

ou prévention de la mobilité en référence aux travaux dans [BCTTA+10a] permettraient d'assurer la fiabilité et l'auto adaptation, l'efficacité du système face aux mouvements.

2.4.5 La sécurité dans les réseaux radio cognitive

La vulgarisation du concept et l'utilisation des services de la radio cognitive par le monde industriel et commercial impose la résolution des aspects sécuritaires. Les réseaux radio cognitive impliquent une nouvelle approche de sécurisation des réseaux du fait de l'apparition de nouvelles formes de vulnérabilité. En effet, les méthodes traditionnelles de prévention et de lutte contre les attaques souffrent d'une insuffisance avérée car le comportement cognitif du réseau fait appel à de nouvelles stratégies de sécurisation. En exemple, considérons qu'un pirate connaisse le canal à scruter ; ce dernier pourrait émettre un signal s'illustrant comme un utilisateur primaire afin de fausser les résultats de l'analyseur spectral. Ce canal serait considéré comme occupé alors qu'il est en réalité utilisable. Bien que la sécurité dans les réseaux radio cognitive n'attire encore que très peu la recherche dans le domaine, certains travaux y accordent un intérêt. Les travaux réalisés, définissent sur la base des techniques de sonde, de partage et d'allocation du spectre, les vulnérabilités et apportent une contribution à l'image de l'article [Bur08] visant à faire face aux failles du système.

2.5 Les techniques de détection des bandes de fréquences libre par l'approche traitement du signal

Les techniques de traitement du signal proposent deux principales méthodes de test de bandes de fréquences libres. Il s'agit de la méthode énergétique et de la méthode cyclostationnaire qui sont plus complémentaires que concurrentes. Le traitement du signal constitue l'approche la plus utilisée et la plus ancienne. Toutefois, pour palier ses insuffisances mais aussi améliorer ses résultats, d'autres approches sont évoquées dont la théorie des jeux et l'apprentissage qui seront discutées dans la suite de ce mémoire.

2.5.1 Le modèle statistique pour la détection

Dans un terminal radio, en plus de l'activité de réception de données, on trouve un module de test de bande de fréquences libre. Le résultat du test qui dit, soit la bande est libre, soit la bande est occupée est fonction de la composition du signal radio r(t). Lorsque la bande est libre, le signal radio r(t) est composé uniquement du bruit b(t). Aussi lorsque la bande est occupée, le signal radio est composée de plusieurs signaux dont les signaux de télécommunication tel que : $r(t) = z(t) + b(t)$ où z(t) représenterait le signal qui caractérise une communication, la communication elle-même respectant une norme de télécommunications WiFi, Bluetooth, Zigbee, etc. Une étude plus détaillée de la modélisation des signaux est consultable dans [GHO08]. Le modèle statistique identifie deux caractères distincts du

signal : le signal stationnaire et le signal cyclo-stationnaire qui fondent les deux méthodes de détection les plus usuelles.

2.5.2 La méthode énergétique

Elle est basée sur les signaux stationnaires, et suppose que le bruit est blanc gaussien de variance No connu. Ce qui permet théoriquement au détecteur radiomètre [5] de détecter à niveau très bas le rapport du signal sur bruit. En pratique, le radiomètre est peu performant et difficile à mettre en œuvre. Cette insuffisance est la conséquence d'une méconnaissance du bruit et de ses variations.

2.5.3 La méthode cyclo-stationnaire

Elle est basée sur les signaux cylo-stationnaires avec l'avantage d'être indépendante du bruit. L'algorithme réalise des tests sur une fréquence donnée. Si le signal est cyclo-stationnaire, c'est-à-dire que les propriétés statistiques du signal varient dans le temps mais d'une manière périodique, alors la bande est considérée comme occupée. Dans le cas contraire, elle est considérée comme libre ; les propriétés d'une fréquence cyclique étant considérées comme un acquis pour l'algorithme.

2.5.4 Cas courant

En général, l'on associe les deux méthodes, énergétique et cyclique pour aboutir à un détecteur hybride qui combine l'avantage des deux.

2.6 La norme IEEE 802.22 et quelques résultats

La technologie des réseaux radio cognitive bien que très récente peut s'appuyer, s'inspirer du succès et de l'engouement autour de la norme 802.22 en voie de standardisation.

2.6.1 La norme IEEE 802.22

Le Wireless Regional Area Networks(WRANs) [6] qui a suscité les travaux sur la norme IEEE 802.22 exploite les possibilités de la radio cognitive pour doter des régions rurales difficilement accessibles et très éloignées de la technologie WIFI par exemple, en utilisant de manière opportuniste le canal de la télévision. En effet, lorsque l'on évalue le coût du matériel et de l'installation de l'infrastructure WIFI dans certaines régions à densité faible, la rentabilité reste un sujet à caution. Exploiter les gammes de fréquences de la radio-télévision(VHF, UHF) se révèle idéale pour créer des réseaux régionaux ruraux et éloignés à large bande.

5. référence faite à la méthode de détection énergétique
6. http ://www.ieee802.org/22/

2.6.2 Le programme DARPA XG

DARPA(Defense Advance Research Projects Agency) neXt Generation(XG)[7] est un projet de l'armée américaine qui décline les mêmes visions d'utilisation opportuniste du spectre telle que proposé par la radio cognitive. C'est une vision qui propose de façon similaire l'occupation du spectre basée sur la scrutation, la caractérisation et l'utilisation du spectre que dans les réseaux radio cognitive, sans interférences. Toutefois DARPA associe à cette technologie un mécanisme de contrôle de haut niveaux assurant la traçabilité, la flexibilité de manière autonome.

2.7 Conclusion

Ce chapitre nous a permis de décrire les différentes composantes d'un réseau radio cognitive et les fonctionnalité à implémenter au niveau de la pile protocolaire. Le déploiement de l'infrastructure et l'effectivité de communications acceptables requièrent un ensemble de techniques et d'algorithmes flexibles. Les techniques(fonctions) les plus importantes et qui concentre l'essentiel des travaux de recherche sont les techniques de sondage, de partage et de décision spectrale. La prochaine étape de notre travail va consister à étudier plus en détail ces différentes techniques selon d'une part, l'approche théorie des jeux et d'autre part l'approche apprentissage afin de déceler leurs contributions respectives.

7. http ://www.darpa.mil

Chapitre 3

La contribution de la théorie des jeux aux réseaux radio cognitive

3.1 Introduction

Selon la version anglaise de Wikipedia, "la théorie des jeux cherche à mettre sous forme mathématique les comportements dans des situations stratégiques, où le gain découlant des choix d'un individu dépend des choix d'autres individus". Cette définition traduit la pensée selon laquelle, cette discipline modélise les comportements, comme dans un jeu où le gain d'un participant dépend non seulement de ses propres prises de décisions, mais également des décisions arrêtées par les autres participants. La théorie des jeux, s'est ainsi positionnée comme un outil idéal pour l'analyse des interactions dans un système intelligent. Le cycle de la cognition étant une représentation d'un système intelligent, cet outil mathématique est alors, de plus en plus utilisé pour représenter l'ensemble des interactions en forme de compétition(jeu), dans le but d'améliorer les performances des modèles ou fonctions cognitives. Ce chapitre nous amène à discuter de l'apport de la théorie des jeux aux réseaux radio cognitive.

3.2 Le principe de la théorie des jeux

Construire le modèle de jeu, c'est articuler le principe autour de trois variables essentielles :

- La liste de joueurs notée N ici composée de l'ensemble des utilisateurs primaires et secondaires. Cette liste étant renseignée grâce au module d'observation qui spécifie les constituantes de l'environnement. Les joueurs ont pour objectif, la maximisation de leur gain encore appelé fonction-objectif, compte tenu des informations en leur possession.

- Un ensemble noté S de stratégies par joueur, qui contient ses actions ou choix possibles.
- Une fonction d'utilité notée U qui donne une issue à partir des différentes combinaisons de stratégies réalisées par les joueurs. Par extrapolation avec le cycle de la cognition, "observation" détermine les arguments utilisés pour l'évaluation de la fonction d'utilité et "orientation" définit ses valuations possibles.

L'aboutissement d'un tel jeu, c'est d'atteindre un équilibre qui désigne une combinaison de stratégies telle que chaque joueur maximise son gain étant donné les stratégies des autres joueurs. John Forbes Nash, mathématicien, économiste est celui qui a inventé le terme "équilibre de Nash" pour décrire une situation dans laquelle l'équilibre entre plusieurs joueurs, connaissant leurs stratégies réciproques, est devenu stable du fait qu'aucun ne modifie sa stratégie sans affaiblir sa position personnelle [1].

3.3 La théorie des jeux dans la gestion des ressources

La gestion des ressources dans les réseaux radio cognitive, se focalise sur quatre fonctions à savoir la détection, le partage, la décision et la mobilité du spectre principalement. Sur la base de ces fonctionnalités, la théorie des jeux intervient ou pourrait intervenir, avec une contribution pour l'amélioration des performances. Par coopération, il s'agit d'une allusion faite à une organisation du jeu à travers des coalitions. Chaque utilisateur membre d'une coalition, participe à la maximisation de la fonction-objectif et bénéficie en contre partie du résultat ou du partage de revenu(gain) découlant.

3.3.1 La théorie des jeux et sondage du spectre

L'efficacité de la théorie des jeux dans le sondage spectral se mesure en sa capacité de détection des utilisateurs primaires mais aussi son habilité à réduire les interférences inhérentes. Le jeu dans le contexte actuel consiste en une formation de coalitions optimisant le travail de détection et minimisant les coûts liés à la consommation énergétique, au traitement des données etc. Deux architectures réseaux se distinguent sans toutefois présenter d'énormes différences fondamentales dans la méthode de détection. Il s'agit d'une part des architecture centralisées où le traitement des données est réalisé dans une base centrale et les résultats du traitement sont ensuite broadcasté sur l'ensemble des autres nœuds de la coalition. Cette méthode n'est toutefois pas adaptées aux réseaux ou coalitions de grande taille mais dispose d'une grande force de traitement si l'on considère que le nœud central considéré est une station de base. D'autre part, il y a les réseaux distribués où chaque nœud est considéré comme une unité de traitement qui partage ses résultats avec les nœuds qui lui sont adjacents. Dans ce cas, la force de traitement est distribuée au niveau des terminaux,

1. Une position personnelle pouvant être le gain ou la récompense obtenue du fait de l'équilibre

ce qui a un impact sérieux sur la consommation d'énergie de l'ensemble et augmente le taux d'échange d'informations entre nœuds.

Formalisme du modèle

On considère N comme étant le nombre total d'utilisateurs secondaires : $N \in \{1, 2, 3, ..., N\}$ et un utilisateur pouvant être dans une situation de mobilité où d'immobilité. On considère que le choix du type de détection(énergie ou cyclo-stationnaire) est déjà réalisé. L'ensemble des étapes à suivre se résume ainsi :

- Découverte des voisins pour la formation des coalitions.
- Formation adaptative en fonction du besoin, des coalitions : scinder ou fusionner pour faire une nouvelle coalition selon les exigences du moment, les critères de performances et d'efficacité de manière autonome.
- Sondage du canal dédié avec assemblage des informations vers le centre de traitement afin de produire les résultats(absence ou présence d'utilisateurs primaires).

L'objectif de la majeure partie des algorithmes proposés étant de maximiser le taux de détection et réduire la probabilité de fausse alarme(fausse détection). On note $P_{d,i}$ et $P_{f,i}$, les probabilités de détection et de fausse alarme respectives pour un utilisateur radio cognitive i donné. Selon [YZ10], ces deux probabilités sont exprimées de manière suivante :

$$P_{d,i} = e^{-\frac{\lambda}{2}} \sum_{n=O}^{m-2} \frac{1}{n!} \left(\frac{\lambda}{2}\right)^n + \left(\frac{1+\bar{\gamma}_{i,PU}}{\bar{\gamma}_{i,PU}}\right)^{m-1} \times \left[e^{-\frac{\lambda}{2(1+\bar{\gamma}_{i,PU})}} - e^{-\frac{\lambda}{2}} \sum_{n=O}^{m-2} \frac{1}{n!} \left(\frac{\lambda\bar{\gamma}_{i,PU}}{2(1+\bar{\gamma}_{i,PU})}\right)^n\right] (1)$$

$$P_{f,i} = \frac{\Gamma\left(m, \frac{\lambda}{2}\right)}{\Gamma(m)} (2)$$

Où m représente le produit temps × bande passante(BT), B étant la largeur de bande et T la longueur de séquence du signal traité, λ étant le seuil(seuil énergétique) fixé par la méthode de détection et supposé le même pour tous les utilisateurs secondaires, Γ est la fonction incomplète gamma et $\bar{\gamma}_i$ traduit la moyenne du SNR(Signal-to-Noise Ratio). La fonction incomplète $\bar{\gamma}_{i,PU}$ est donnée par la formule : $\frac{P_{PU}h_{PU,i}}{\sigma^2}$, où P_{PU} est considéré comme la puissance du signal, σ^2 est le bruit Gaussien, $h_{PU,i}$ l'atténuation du signal. Partant de l'expression de la probabilité de détection, la probabilité qui exprime la partie des utilisateurs non détectés est : $P_{nd,i} = 1 - P_{d,i}$.

Aussi dans un jeu de coalition, les données récoltées par chaque utilisateur secondaire sont transmises vers le centre de traitement ou centre de fusion qui est choisi pour être le nœud principal de la coalition. Ainsi un canal est dédié au transfert des informations collectées localement ; canal bien distinct de celui visé par l'opération de sondage. Dans ce cadre, une probabilité liée aux erreurs de transmission pourrait être prise en compte et exprimée selon [YZ10] par :

$P_{e,i,k} = \frac{1}{2}\left(1 - \sqrt{\frac{\bar{\gamma}_{i,k}}{1+\bar{\gamma}_{i,k}}}\right)$ Où $\bar{\gamma}_{i,k}$ est la moyenne du SNR entre l'utilisateur secondaire i et le nœud principal k choisi de la coalition C. P_e est la puissance du signal de transmission lors de l'émission des données par i.
Les probabilités et les expressions ainsi obtenues forment la base des critères de choix du nœud principal de chaque coalition et des membres(utilisateurs secondaires) alliés. L'objectif visé étant de maximiser pour chaque coalition, la probabilité de détection. Le choix du nœud central pour chaque coalition étant réalisé selon un ensemble de critères dont l'aptitude à réussir une meilleure probabilité de détection. La théorie des jeux, dans un tel environnement, cherche par des critères d'interaction possibles entre les utilisateurs à organiser le plus efficacement possible les coalitions. En effet, elle clarifie les choix sur les membres d'une coalition susceptibles d'améliorer la fonction d'utilité d'ensemble, ici les portions de spectre inutilisées.

Organisation du jeu

Considérons selon [jif10b], le jeu S(N,U) avec N l'ensemble des joueurs(utilisateurs primaires et secondaires) et U la fonction d'utilité. Si l'on exprime par $P_{d,C}$ la probabilité de détection de la coalition C, la fonction d'utilité peut s'écrire : $U(C) = P_{d,C} - h\left(P_{f,C}\right)$; $h\left(P_{f,C}\right)$ étant le coût des fausses alarmes engendrées par la coalition. Plusieurs travaux à l'image de ceux réalisés dans [SHB+11], accordent une importance à la coopération et au jeu de formation des coalitions qui selon elles améliorent les performances des algorithmes de sondage spectral. La problématique essentielle étant la constitution/destruction ou la construction/dislocation de manière autonome des coalitions dans un jeu d'intérêt commun ou individuel. C'est à ce niveau qu'intervient la théorie des jeux comme outils de modélisation.

Mobilité et formation intelligente des coalitions

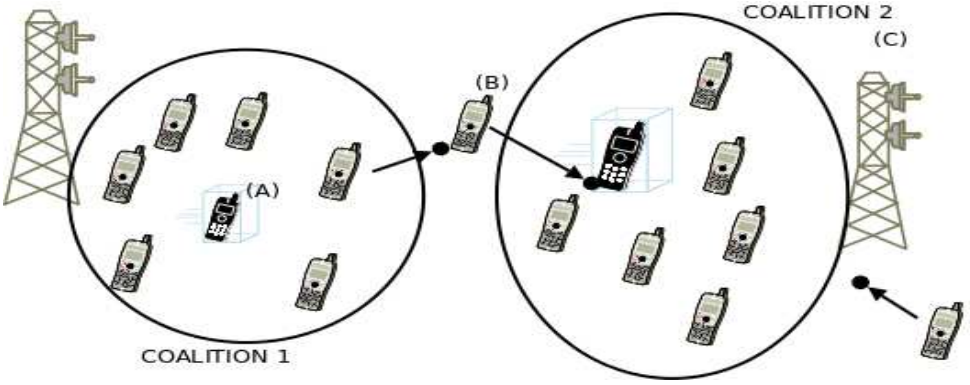


FIGURE 3.1 – Illustration de la formation de coalitions

La figure ci-dessus, est une illustration(exemple) du mécanisme de formation de coalitions où (A) représente le nœud principal, centre de fusion et de traitement de la coalition, (B) est un terminal radio cognitif en situation de mobilité et (C) est une station de base. Dans le processus de formation d'une coalition, la mobilité est un facteur à gérer dans le sens où elle occasionne une arrivée/départ de membres. Ce qui exige un algorithme qui gère cette mobilité par une supervision du nombre maximum acceptable pour une coalition donnée et la définition de critère d'adhésion d'un nouveau membre. Pour réduire la quantité de données traitées par le nœud central d'une coalition, l'on met en œuvre un mécanisme de sélection des informations pertinentes. En effet, avec la mobilité, des nœuds cachés ou voisins pourraient recueillir des données similaires ; la connaissance d'une telle situation et la capacité à transférer les données d'un nœud sur deux, permettrait dans ce cas de réduire le volume global. La réduction du volume de données à traiter répondant à une contrainte d'efficacité tout en ouvrant la réflexion sur le niveau d'intégration de l'intelligence(les fonctions cognitives). En effet, moins le traitement à réaliser est important plus l'on a tendance à implémenter les fonctions de la cognition au niveau du terminal pour réduire les délais de réponse. Et plus l'information et le traitement est conséquent, plus l'on fait appel aux infrastructures adéquats, doté de puissance de calcul significative généralement les infrastructures réseaux.

Cas des jeux non coopératifs

Dans un jeu non coopératif, les acteurs en compétition cherchent chacun à maximiser son gain, sa fonction d'utilité contrairement aux jeux de coalition où l'on cherche en plus à maximiser le fonction-objectif commune. Les jeux non coopératifs peuvent être appropriés dans certains cas, si l'on voudrait par exemple disposer de l'intelligence au niveau des terminaux, à condition de prendre en compte le besoin en énergie de l'équipement, la puissance de calcul associée. Toutefois, ce type de jeu pourrait conduire l'utilisateur secondaire à ne détecter aucune portion de spectre utilisable pour sa communication, venant du risque de mauvaise détection ou non détection engendrée par une insuffisance d'informations. Le modèle non coopératif pourrait offrir plus de temps dédié à la communication par une réduction du temps exigé par la coopération : temps consacré au transfert de données et réception du résultat à partir d'un nœud central dans le modèle avec coalitions.

3.3.2 La théorie des jeux et partage du canal

Le processus de détection renseigne sur l'existence ou non de portions de bande libre. Deux possibilités s'offrent alors pour l'accès opportuniste au spectre. En effet, soit l'utilisateur occupe le canal vacant si celui-ci existe, soit il partage un canal occupé. Dans ce cas, un contrôle de la puissance de transmission et son adaptation aux conditions, limites d'interférences acceptables est nécessaire. Une proposition de stratégie d'estimation et contrôle de puissance en conformité avec le SINR(Signal to Interference and Noise Ratio) décide,

selon le niveau d'interférence causé, de l'allocation/partage du canal ou non.

Cas du partage de canal entre utilisateurs primaires et secondaires

Un canal peut faire l'objet d'une exploration de multiples utilisateurs. Le partage du canal dans ce contexte, obéit aux critères de non interférence et au respect de la qualité de service minimale acceptable. En effet, un utilisateur secondaire adapte sa puissance de transmission, facteur d'interférences en fonction de la limite de nuisance(bruit) acceptée par les utilisateurs primaires. Cette démarche est une caractéristique des jeux coopératifs et non coopératifs, où chaque joueur(utilisateur secondaire) choisit sa stratégie(choix de la puissance d'émission) par anticipation ou prévision du choix des autres(utilisateur prioritaire) afin de respecter un équilibre, état d'une parfaite communication d'ensemble. Les critères de qualité de service, les exigences ici, s'imposent en grande partie aux utilisateurs secondaires. Le paradigme réside en l'acceptation d'un coût, perte de qualité pour les utilisateurs prioritaires et la compensation(gain) tirée en terme économique ou de services. En effet, certains articles de recherche à l'image de[PCL+07] comparent les interactions entre les utilisateurs aux activités d'un marché financier avec des acheteurs(utilisateurs secondaires) et des vendeurs(utilisateurs primaires), l'offre étant spectrale. Un utilisateur primaire émet des offres de portions de spectre disponibles sur le marché avec un moyen de paiement défini préalablement(moyen financier, besoin de service en retour), les utilisateurs secondaires constituant les clients ou acheteurs. Parlant des offres de service, certains travaux comme [XY08] également les définissent comme une activité de relayage de communication. Lorsqu'un nœud primaire a besoin de transmettre un paquet, le message pourrait transiter par un nœud intermédiaire(secondaire) relais, pour atteindre la destination avec des facteurs-crédit [2] et des critères choisis(consommation d'énergie, interférences etc.), bénéficiant aux différentes parties. L'utilisateur primaire pourrait garantir en contre partie par exemple, l'accès au canal à l'utilisateur secondaire. Une étude plus détaillée d'un tel modèle est aussi réalisée dans [NW10].

Cas du partage de canal entre utilisateurs secondaires.

Lorsque le canal est partagé entre utilisateurs secondaires, la théorie des jeux s'emploie à modéliser le scénario soit comme un jeu non coopératif en général où la fonction d'utilité à maximiser est la puissance de transmission. Cela se traduit par un comportement égoïste ou chaque joueur, individuellement, cherche à maximiser son gain. Un tel jeu peu avoir des conséquences dans la mesure où des choix inadaptés pourraient conduire à un blocage ou nuisance de l'ensemble des communications et rendre le partage inopérant. Soit le jeu est coopératif et dans ce cas, tout en maximisant la fonction objectif d'ensemble, chaque joueur dispose d'une puissance d'émission acceptable, conforme à la qualité de service imposée, qui nécessite une maîtrise collective des interférences. Un exemple de modélisation du jeu(non

2. Plus on sert de relais, plus on augmente son crédit, c'est à dire ses chances pour accéder au canal

coopératif) est donné dans [DTYP08]. L'émission d'un message, occasionne une consommation d'énergie qui a affecte les performances du matériel sous-jacent et produit un effet de température perçu comme un bruit par les utilisateurs voisins. Dans [DTYP08], le scénario est basé sur le partage du canal entre utilisateurs secondaires. Chaque utilisateur, tout en maximisant sa puissance de transmission, évolue sous un seuil qu'on pourrait qualifier de barrière thermique au delà duquel les interférences engendrées deviennent insupportables. Dans un tel modèle, un nœud capable de mesurer les interférences collectives ou individuelles des utilisateurs fournit des informations(paramètres) sur le respect du seuil. La barrière thermique T exprimée en fonction de la bande passante occupée par les interférences et de la puissance du bruit est définie dans [DTYP08] comme suit :

$$T\left(f_c, B_c\right) = \frac{P_i(f_c, B_c)}{kB_c}$$

Où f_c représente la fréquence, B_c la bande passante, $T\left(f_c, B_c\right)$ la puissance de l'interférence(thermique) et k une constante de Boltzmann(environ $1,381 \times 10^{-23}$ Joules par Kelvin). Tout utilisateur secondaire est soumis au respect de cette barrière pour assurer la qualité de service recommandée. En cas d'une éventuelle présence d'utilisateurs prioritaires, le respect de ce seuil garantit les communications de ceux-ci sans une nuisance notable. Toutefois un mécanisme doit être mis en œuvre afin de limiter au maximum les interactions surtout entre le nœud accomplissant les mesures de T et les utilisateurs secondaires.
Le jeu est représenté par $J = [N, \{P_i\}, \{U_i\}]$ où N constitue l'ensemble des joueurs(utilisateurs secondaires), P_i l'ensemble des stratégies, choix de puissance émettrice maximisant la fonction d'utilité U. Les interférences, réduisant la capacité ou la largeur de la bande, constituent un gain lorsque T= 0. Aussi, si l'on note $G = \{g_1, g_2, ...g_N\}$ l'ensemble des gain réalisés par les utilisateurs N sur les canaux, selon [DTYP08] on peut en déduire que $\sum_{i=O}^{N} g_i p_i \leq T$ où p_i symbolise la puissance émettrice de i. Chaque joueur cherche alors à maximiser sa fonction d'utilité $u_i = p_i g_i$ et la fonction-objectif d'ensemble se traduit par $U_i = \sum_{i=O}^{N} g_i p_i \leq T$.
L'équilibre de Nash dans ce jeu est atteint lorsque $U_i\left(p_i, p_{-i}\right) \geq U_i\left(p_i^{'}, p_{-i}\right)$; Cela signifie que si p_i est la stratégie(puissance) choisie par le joueur i et $p_{-i} \in P_i$ l'ensemble des stratégies des autres participants(joueurs), alors quelque soit les autres choix possibles $p_i^{'}$ du joueur i, la fonction d'utilité $U_i\left(p_i, p_{-i}\right)$ est toujours meilleure que sa fonction-objectif $U_i\left(p_i^{'}, p_{-i}\right)$. Le joueur i n'a donc pas intérêt à changer sa stratégie, au risque d'une probable perte de puissance.

3.3.3 La place de la théorie des jeux dans la prise de décision spectrale

La prise de décision spectral revêt d'un travail d'anticipation, basé sur l'observation collaborative, la construction de base de connaissance et assez déterminante dans les communications radio cognitive. Chaque couche du modèle, ainsi que l'ensemble des fonctions radio cognitive, pour assurer leur bon fonctionnement implémente des mécanismes de prise de décision. Le défi à relever par la théorie des jeux, est de répondre à des contraintes traduites par un ensemble de questions non exhaustives telles que :

- Quelle portion de bande de fréquence libre occuper et à quel instant donné ?
- Au cas où le signal deviendrait faible, quelle est l'attitude à adopter parmi les possibilités offertes ?
- Quel réaction adopter si l'on constate que le canal n'est plus libre(occupé par un utilisateur primaire) ?

La prise de décision dans la littérature actuelle s'apparente une recherche de solution de synchronisation, d'ordonnancement des accès au support de transmission. Dans les réseaux de communication(sans fil, Ethernet ...), les protocoles CSMA/CD(Carrier Sense Multiple Access with Collision Detection) et CSMA/CA(Carrier Sense Multiple Access with Collision Avoidance) permettent de gérer le partage de l'accès au support physique. Le CSMA/CD dédié à Ethernet, est une méthode exigeant de chaque utilisateur, la vérification de l'état d'occupation du canal, qui doit être libre avant toute émission, puis sa(canal) mise sur écoute durant toute émission afin de détecter une éventuelle collision. Le CSMA/CA qui est une méthode d'accès au média utilisée par la norme 802.11[3] emploie un mécanisme d'évitement de collision. En effet, la station WiFi qui désire émettre un message, écoute le réseau, si ce dernier est encombré alors la transmission est différée. Si le média est libre alors la station transmet un message RTS(Ready To Send) et le récepteur, généralement un point d'accès répond par un CTS(Clear To Send), condition préalable à tout début de communication. Le CSMA/CA est donc le procédé d'accès au média dans un environnement sans fil où plusieurs stations communiquant avec un récepteur, en raison de leurs portées respectives ne sont pas susceptible de s'entendre mutuellement ; Les émissions des uns pouvant être considérées comme des bruits en général pour les autres. Dans ce contexte d'évitement de collision, un algorithme de temporisation calculé lorsque l'émetteur constate que le canal est occupé appélé "binary backoff" est déroulé. Il y a collision lorsque deux stations ont la même valeur de temporisateur. Cet algorithme introduit une contention entre les différents nœuds où chacun cherche à minimiser la taille de sa fenêtre de contention pour avoir la priorité d'émission. En effet, à chaque collision, la taille de la fenêtre de contention double. La fenêtre de contention supposée de taille fixée au départ pour chaque station et notée CW est comprise entre une valeur minimum et une valeur maximale($CW_{min} \leq CW \leq CW_{max}$). Le temporisateur est calculé suivant la formule : $TBACKOFF = random(0, CW) \times Timeslot$. La contention est l'objet qui motive l'utilisation de la théorie des jeux dans ce cas précis, dont la finalité recherchée serait d'améliorer le protocole de gestion des accès au média. Le

3. norme WiFi

problème selon [TGaN10] se modélise par un jeu où les nœuds(utilisateurs secondaires) constituent l'ensemble des joueurs. A chaque station i, est attribuée une probabilité d'accès τ mesurée sur la base de non interférence(accès simultané) des autres utilisateurs. Le vecteur de stratégie $\tau(\tau_i, p_i)$ où p_i dénote de la probabilité que d'autres utilisateurs transmettent au même instant révèle les interactions existantes entre les différents nœuds. L'équilibre recherché étant d'opérer des choix ou stratégies sans la moindre interférence, qui assurent un évitement des collisions et qui minimisent la taille de la fenêtre de contention.
Le principe général adopté servant de critère de décision est d'une part l'algorithme du MINMAX, connexion faite aux jeux non coopératifs et le marchandage, la recherche d'un accord pour les jeux coopératifs. Les algorithmes du MINMAX cherchent à minimiser les pertes du joueur, dans un environnement où les concurrents ont pour objectif leur maximisation. En effet, un joueur après avoir passé en revue ses différentes possibilités, choisit le minimum parmi l'ensemble de ses maxima.

3.4 Conclusion

Nous retiendrons au travers de ce chapitre que l'ensemble des algorithmes proposés ici par la théorie des jeux sont assez orientés vers l'optimisation de services. En effet, pour chaque module cognitif, cette approche permet d'intégrer et de renforcer les performances surtout en présence de fortes contentions et de grandes interactions entre les utilisateurs. Les chapitres suivant nous permettront de faire une analyse approfondie des limites de la théorie des jeux dans les réseaux radio cognitive et d'énoncer les solutions palliatives conseillées à l'heure actuelle.

Chapitre 4

La contribution de l'apprentissage aux réseaux radio cognitive

4.1 Introduction

L'apprentissage se définit selon [jif10a] comme une notion englobant toute méthode permettant de construire un modèle de la réalité à partir de données, soit en améliorant un modèle partiel ou moins général, soit en créant complètement le modèle. Il existe deux types d'apprentissage, celui issu de l'intelligence artificielle et qualifié de symbolique et celui issu des statistiques qualifié de numérique. De cette définition, il ressort les possibilités de modélisation de l'environnement, de renforcement des connaissances et d'amélioration ou d'optimisation de systèmes existants offertes par l'apprentissage. Alors se pose la question de l'apport de cette théorie, dans la gestion des ressources de la radio cognitive.

4.2 Le principe et les objectifs de l'apprentissage

Le socle de l'apprentissage est sa base de connaissance ou base de données conçue pour contenir l'ensemble des informations validées après analyse. L'apprentissage repose sur l'acquisition d'expérience, les connaissances mémorisées qui assurent une réactivité au moteur de raisonnement et de décision dans le temps. Cela suppose donc un entraînement préalable sur des données ou un échantillon valide et suffisant. L'objectif pour la théorie de l'apprentissage, est d'apporter un début de réponse aux modèles de prédiction, de planification et d'anticipation très peu examinés dans le domaine des réseaux radio cognitive. Dans la littérature actuelle, certains travaux proposent des techniques pour améliorer les paramètres de la radio cognitive, pour maximiser les capacités cognitives et rendre adaptable l'accès dynamique au spectre par apprentissage. Dans cette partie, nous mettrons en exergue les techniques les plus usuelles, leur fonctionnement ainsi que leur apport aux réseaux radio cognitive.

4.3 Sondage spectral et apprentissage

4.3.1 Les réseaux de neurone et sondage spectral

Les réseaux de neurone ont pour objectif d'opérer rapidement des classifications et d'apprendre à les améliorer. Basés sur l'apprentissage par expérience/renforcement, les réseaux de neurone s'adaptent facilement à l'évolutivité des phénomènes et ont été utilisés dans divers travaux pour modéliser et améliorer le sondage spectral. Toutefois, les réseaux de neurone ont besoin d'exemples réels servant de base pour l'entraînement et plus le problème à résoudre est complexe, plus la base d'apprentissage devra être conséquente. Dans [ZLWY08], le modèle de réseaux de neurone décrit, réalise un prototypage des informations. L'ensemble de ces prototypes constitue la base de classification, de catégorisation des informations d'entrée(recueillies) sur la base des motifs ou patterns mémorisés. La répartition par catégorie étant réalisée sur la base de forte similarités constatées ou apparentes. Le sondage spectral dans un environnement coopératif avec formation de cluster(jeu de coalition) peut bénéficier d'une réduction de coût de traitement lorsque les données traitées sont mieux organisées et bien classifiées.

4.3.2 Le modèle de Markov caché et sondage du spectre

Le modèle de Markov caché utilisé dans le sondage spectral permet d'améliorer la technique d'identification de signaux. La distinction entre un signal prioritaire et un signal secondaire, la reconnaissance d'un signal malveillant ou intrusif, la détection de signaux mal-formés sont autant de défi à relever dans les réseaux radio cognitive. Le modèle de Markov caché à cet effet pourrait implémenter le mécanisme basé sur l'empreinte digital, gage d'une reconnaissance mutuelle entre utilisateurs/opérateurs ou facteur d'amélioration du processus de détection. L'idée majeur étant de passer d'une classification ou catégorisation des différents types de signaux à leur apprentissage et leur reconnaissance ultérieure. Un étiquetage précis des caractéristiques des signaux, leur représentation distinct facilite l'interprétation des différentes formes d'ondes et l'analyse distinctive. L'article [KSAR08] montre un usage possible du modèle markovien dans un processus d'identification basé sur le type de carte réseaux(WLAN) et les spécificités liées à chaque opérateur ou concepteur d'équipement de télécommunication(IBM, ALCATEL, etc.). L'entraînement/apprentissage du système repose sur un ensemble de critères ou symboles particulièrement récurrents et périodiques.

4.3.3 Remarque

L'apprentissage réalisé pour le sondage spectral nécessite en général un couplage avec au moins une technique de traitement du signal(détection énergétique, cyclo-stationnaire) en raison de la complexité de modéliser uniquement le problème de sondage par apprentissage. En effet, la caractérisation des comportement stationnaires des ondes, la reconnaissance des

événements cycliques engendrés par les signaux constituent les principaux freins à l'achèvement du modèle.

4.4 Le partage du canal et apprentissage

Le succès de l'application de l'apprentissage au partage du canal dépend d'une maîtrise des activités des utilisateurs et de leur description. L'hétérogénéité du comportement de chaque utilisateurs surtout prioritaire, rend la modélisation et l'analyse de leur activités assez complexe et difficilement caractérisable. Dans ce conteste, l'apprentissage par renforcement présente un profil intéressant construit autour des interactions avec l'environnement, sans à priori aucune connaissance préalable pour s'adapter et réagir selon les contraintes afférentes au partage du canal. Les séquences d'actions passées et présentes d'un utilisateur peuvent influencer ses futures choix. Et c'est sur ce principe que s'appui [VHG10] pour proposer un modèle de partage de canal qui améliore les performances de l'utilisation opportuniste du spectre. Le raisonnement adopté dans cet article admet l'existence d'une méthode de sondage périodique qui fournit les informations relatives aux portions de spectre libre, l'état de saturation du réseaux. Chaque utilisateur secondaire dispose d'un canal qui lui est propre(dont il est prioritaire) mais s'emploie également à occuper d'autres canaux de manière opportuniste. Le changement de canal étant motivé par une dégradation constatée de la qualité du canal occupé. De plus, lorsqu'un utilisateur secondaire après migration, constate la présence d'un utilisateur prioritaire, deux choix possible lui sont offerts : soit revenir et occuper son canal privé, soit rechercher une portion, un nouveau canal libre grâce au sondage. Chacune des opérations comporte un coût et l'objectif de l'apprentissage ici consiste à choisir le moindre coût et à garantir les meilleurs performances. Par exemple, la recherche d'un nouveau canal exige un sondage, avec un coût énergétique, un délai(temps du sondage) non négligeable. La formulation du problème avec le modèle de Markov caché permet de définir un ensemble d'états, des transitions, des actions et une fonctions récompense. Un état désigne l'occupation d'un canal à un instant donné, une transition est une liaison entre deux états distinct occasionnée par une action, l'action étant matérialisé par les deux choix possible et la fonction récompense décrivant la qualité de service dépendante du choix effectué. A chaque bande ou canal est associé un niveau de qualité mesuré sur la base du SNR, du BER etc. Le principal but de l'algorithme consiste par apprentissage et connaissance de l'état présent et par expérience des choix antérieurs, à faire la combinaison "transition-action" qui octroie un gain plus élevé ; sachant que plus un couple transition-action est récurent plus sa probabilité d'être choisit augmente car cela traduit sa tendance à faire fructifier le gain total. Aussi, à chaque mauvais choix de transition, la fonction récompense subit une pénalité et les chances d'un retour au choix de cette "action-transition" s'amenuisent. L'algorithme est élaboré autour des principales étapes suivantes :

1. Début : L'utilisateur secondaire occupe son canal "privé".
2. Condition 1 : Mauvaise QoS ou tout autre besoin de changement avéré.

3. Action : Sondage des bandes de fréquences et migration vers le canal libre détecté.
4. Condition 2 : Apparition d'un utilisateur prioritaire ou nécessité de changement.
5. Deux choix possible :

Premier choix choix d'un retour au canal privé de départ avec tous les risques de mauvaise qualité de service.

Deuxième choix choix d'enclencher un nouveaux sondage en espérant détecter un canal disponible avec une meilleure qualité de service. Un choix coûteux en terme de ressources, et exposé au risque de sondage infructueux.

L'expérience appuyé par une bonne méthode d'apprentissage dans cette logique peut jouer un rôle important si l'on admet que les choix antérieurs gouvernent la politique de choix futur. Par exemple un sondage infructueux démontre que les canaux sont en état d'indisponibilité et indique une forte présence d'utilisateurs prioritaires à l'instant choisit.
D'autres approches de la littérature attribuent le rôle de fournisseur de bandes fréquences libres aux utilisateurs prioritaires dans la modélisation du partage de canal. Il s'agit d'un système de marché permettant une confrontation de l'offre et de la demande de canaux libres. Les utilisateurs primaires ayant pour objectif, la maximisation de leur revenu, la préservation de la qualité de service qui pourrait souffrir d'une dégradation causée par les transactions tout en réduisant le délai[1] d'attente des utilisateurs secondaires. Un exemple de formalisation du problème par apprentissage est explicité dans [AA09]. Le partage dans un système de marché concentre l'attention sur le gain à réaliser et la qualité de service à préserver, qui constituent des variables d'emblée inconnues dont les estimations en temps réel peuvent être facilitées par l'apprentissage par renforcement. La conception du modèle est basée sur le principe de fil d'attente, d'échange de requêtes/réponses conditionné par la disponibilité ou non de canaux non utilisés tel que illustré par les séquences ci-dessous :

1. PU : Est en attente d'une requête cliente(SU).
2. PU : Dés réception d'une requête cliente, deux cas de figure se présentent :

cas 1 attribution d'un canal si canaux libres disponible.

cas 2 empiler la requête si aucun canal disponible.

La capacité de la fil, le temps d'attente étant limités et assujetti à une pénalisation du PU ; De ce principe découle des actions telles que : rejeter la requête, accepter une requête et offrir le service. Le choix de chacune de ces stratégies-actions est tributaire de la récompense ou pénalité inhérente. L'objet de l'apprentissage étant d'opérer des choix par expérience(choix passés), en tenant compte de l'état actuel qui soient rentable.

1. Temps d'attente pour être servi

4.5 La prise de décision et contribution de l'apprentissage

4.5.1 Optimisation des transmissions par apprentissage

Pour parfaire la communication, un équipement terminal radio cognitif a besoin d'une connaissance appropriée de son environnement entre autres : les canaux disponibles, le types d'information supportée et transférable, le débit etc. Cela nécessite une analyse permanente du support de communication, une forte sensibilité aux événements extérieurs. Survient alors la question d'une gestion performante, adaptative aux événements divers et variables que l'algorithme génétique est a priori capable de prendre en compte. Selon [TRea], le comportement des paramètres radios des couches réseaux s'apparentent aux gènes encapsulés dans un chromosome. Dans la notion d'algorithme génétique, l'idée de gène dominant et gène dominé parait intéressante, si l'on considère que le gène(paramètre en radio cognitive) dominant possède une capacité de survie qui s'étale sur plusieurs générations. Au niveau de chaque couche, les paramètres sont individuellement évalués au besoin afin d'apporter les réponses appropriées.

Fonctionnement de l'algorithme génétique

L'implémentation d'un algorithme génétique se fait d'abord suivant le choix des paramètres de départ. Ces paramètres, considérés comme la population de départ, sont générés automatiquement et servent ensuite de critère de base pour l'évaluation itérative des conditions de communication. En effet, l'évaluation consiste à vérifier si chaque paramètre choisi répond efficacement aux conditions(QoS) exigées. Enfin, une fois l'évaluation terminée, l'algorithme procède à une sélection/croisement pour proposer la meilleure combinaison de paramètres qui offre la solution optimale au problème. La solution devient satisfaisante en général après plusieurs évaluations itératives puis croisement et mutation de paramètres(puissance d'émission, SNR etc.). Et les paramètres qui survivent ou qui résistent dans le temps sont ceux ayant produit les meilleurs résultats par le passé. Car les paramètres de la génération future(communication futur) sont choisis sur les critères d'expérience et les besoins immédiat exprimés par l'utilisateur.

Les limites

Le nombre d'itérations de la fonction d'évaluation non seulement ne garantit pas toujours une solution optimale au problème mais augmente inévitablement le temps de calcul, temps processeur. L'efficacité de l'algorithme dépend fortement du choix d'une bonne fonction d'évaluation, un choix tout aussi difficile.

4.5.2 Connaissance de l'état du canal par apprentissage et raisonnement

La capacité d'un canal dans le présent contexte, désigne l'état d'une transmission idéale, sans erreurs. D'après Shannon, le codage permet de réduire la quantité d'information per-

due et donc d'augmenter la capacité du canal. Le codage du canal a pour rôle d'introduire une redondance d'information qui permettra de détecter et corriger les erreurs dues à la transmission. De la notion de codage, ressort alors le choix du type de codage qui est lié à la nature du canal de transmission. De plus l'information transportée, pour être optimale, a besoin d'une adaptation au canal de propagation d'où l'intérêt de la modulation et démodulation de fréquence. Partant de ces différents constats, une meilleure combinaison de choix de codage et de modulation pourrait garantir le succès d'une communication radio cognitive. C'est ainsi que l'apprentissage à travers une connaissance parfaite et en temps réel de l'état du canal, permet d'adapter la communication par des choix du type de codage et de modulation, maximisant ainsi les performances. L'article [CHSO07] donne une idée de la formulation du problème par apprentissage où l'on suppose que la modulation est représentée par $M \in \{m_1, m_2, ..., m_N\}$ et le codage par $C \in \{c_1, c_2, ..., c_N\}$; La modulation M_i étant capable de transmettre t_i bits de données par symbole avec une probabilité d'erreur de transmission liée au SNR exprimée par e_i. Le type de codage c_j est supposé capable de corriger r_j erreurs par bloc de données. L'objectif d'une telle configuration étant de maximiser la capacité du canal à travers une combinaison de choix $c_i \wedge m_i$ élaborée en réponse aux exigences de l'environnement(SNR, BER ...). L'apprentissage qui permet d'édicter des règles et de planifier des actions contenues dans une base de connaissance fonde sont raisonnement sur les statistiques antérieures. Une action étant une réponse apportée à un problème précis, s'exprime à travers des prédicats qui caractérisent les différentes contraintes du problème. La décision d'agir ou d'exécuter une action reposant sur les conclusions(bonne performance ou mauvaises) précédentes, les réalités actuelles et une estimation des conséquences futures. Le poids(récompense ou pénalité) de chaque choix définit dynamiquement par l'algorithme d'apprentissage en conformité avec les critères de performances(performances passées et paramètres actuelles) conditionne la futur action. Une action pouvant prendre la forme d'un changement du type de modulation et selon [CHSO07] est exprimé par les règles décrites ci-dessous :

$$\begin{cases} action : switchModType(A; B) \\ precond : modType(A) \\ postcond :: modType(A) \wedge modType(B) \end{cases}$$

Où l'action en cours serait de passer de la modulation de type A vers la modulation de type B exigée par les conditions actuelles de l'environnement, "precond" étant les conditions ayant motivé le choix du type de modulation de départ A.

L'action de changement du mode de codage est également exprimée sous forme de règles :

$$\begin{cases} action : switchCodeType(A; B) \\ precond : codeType(A) \\ postcond :: codeType(A) \wedge codeType(B) \end{cases}$$

Dans ce cas précis, on admet que les conditions de départ recommandaient le codage A, et l'on suppose que lors de la communication, les conditions ont évolué, nécessitant un nouveau type de codage B. Cela démontre la capacité du modèle à prendre des décisions en fonction d'un état courant. Une décision est prise, soit par connaissance préalable des paramètres qui optimisent l'utilisation du canal, soit par essai successif des possibilités dans le temps qui découle de l'apprentissage par renforcement.

4.5.3 Accès dynamique au spectre et apprentissage

L'accès dynamique ou opportuniste au spectre définit l'instant idéal pour un utilisateur radio cognitive, d'occuper une portion de bande de fréquence libre sans aucun risque d'interférence quelconque. Cela suppose l'existence de bandes passantes exploitables et impose une gestion de la coexistence avec les autres utilisateurs. Un exemple de modélisation par apprentissage de cette démarche(d'accès au spectre) est donné dans [CHSO07]. La décision d'occuper une portion de bande s'analyse à travers divers scénarios :

- Initiation d'une nouvelle communication : dans ce cas, le sondage spectral qui précède fournit toutes les informations relatives aux fréquences sous-utilisées ou non utilisées. Un algorithme de distribution ou de synchronisation des accès qui prend en compte les spécificité, les critères de QoS recommandés est largement suffisant. En effet, pour toute transmission de données, une fonction d'évaluation des capacités du canal en adéquation avec les besoins de l'utilisateur(le BER, le SNR et les interférences possible, le débit nécessaire etc.) estime la qualité de service.
- Changement de bande de fréquence pour une communication en cours, lié à plusieurs facteurs, entre autres la mobilité, l'apparition d'un utilisateur prioritaire, l'affaiblissement du signal. Pour une réponse appropriée, l'apprentissage propose un mécanisme de changement de bande basé sur une fonction évaluant les chevauchements, les interférences et également la capacité du canal(bande passante) et assure un basculement d'une fréquence à une autre au besoin. La traduction sous forme de règles se matérialise par l'expression d'actions à travers des prédicats. Un exemple d'action validant la migration d'un utilisateur d'une bande de fréquence vers une autre est donné dans [CHSO07]. Les améliorations et modifications possibles de cette règle prouve son aptitude à prendre en compte des prédicats supplémentaires(SNR, BER, ...), des paramètres statistiques pour renforcer l'action/résultat et augmenter les performances.

$$\begin{cases} action : moveToBand(f_{old}, W_{old}, f_{new}, W_{new}) \\ precond : \forall i \leq N, notOverlap\,(f_{new}, W_{new}, S_i) \\ (initialFreq\,(f_{old}) \wedge bandwidth\,(W_{old})) \\ postcond : \neg\,(initialFreq\,(f_{old}) \wedge bandwith\,(W_{old})) \wedge (versFreq\,(f_{new}) \wedge bandwith\,(W_{new})) \end{cases}$$

Cette règle [CHSO07] implémente une action de déplacement d'une bande de fréquence anciennement occupée vers une nouvelle bande de fréquence supposé libre, dont le degré d'interférence(nul à l'état idéal) est mesuré par la fonction " notOverlap". En définitive, le choix de la fonction d'évaluation de ce modèle s'avère crucial et le travail d'apprentissage que devra réaliser cette fonction pour produire de bonne estimations/prévisions se veut primordial. En outre, l'excellence des résultats produits par l'algorithme dépend fortement de la qualité des données d'apprentissage émanantes pour la plupart de la fonction d'évaluation.

4.5.4 Le rôle de l'apprentissage dans la sélection de canal

Par apprentissage, il serait possible de prédire la charge du réseaux(le trafic à venir), le taux de paquets transitant sur un canal pour une période données. En effet, avec le traitement réalisé sur des traces antérieures collectées et l'état actuel du réseau, le moteur cognitif procède à une prédiction de l'état d'occupation futur du réseau. Le résultat de la prédiction permet au moteur de décision de sélectionner le canal le moins saturé ou dont la probabilité d'occupation estimé pour une future période(futur très proche) reste assez faible. Dans [BTM+09] et [LTMR10], une étude plus détaillée utilisant les réseaux de neurone pour construire l'algorithme de prédiction et son implémentation au niveaux réseaux est proposée. La figure 4.1 [LTMR10] présente l'architecture consacrée au modèle qui permet à un point d'accès, acteur décisionnel de procéder à des choix raisonnés de canaux en s'appuyant sur un ensemble de modules cognitifs.
Sur cette figure, deux modules paraissent déterminants ; l'un regroupant le moteur de prédiction et de décision ici qualifié de "cognitive controler" et l'autre coordonnant les activités de sondage et d'offre de service aux clients. La surveillance de l'activité du réseau réalisée par le second module(sondage) fournit les informations nécessaires au moteur de prédiction dont le traitement précède la prise de décision(sélection du canal). Le schéma fait également état de l'utilisation de deux cartes réseaux bien distinctes. Une carte(NIC) servant au sondage spectral, à la transmission de données environnementales collectées et l'autre assurant les besoins de communication ou transferts d'informations diverses. Le principe de prédiction basé sur les réseaux de neurone, explore les informations entrantes(INPUT) d'une période(la plus récente) pour estimer la charge(OUTPUT) future du canal ou du réseaux. Quelques exemples de variables INPUT et OUTPUT répertoriées selon leur pertinence dans le modèle sont citées ci-dessous :

- Le canal : En général subdivisé en plusieurs sous canaux et chaque sous canal bénéficiant d'un temps de sondage constitue un élément décisif dans l'acquisition d'expérience, par exemple le marquage d'événements stationnaires ou répétitifs.
- Le temps : C'est un paramètre qui pourrait désigner la durée(limite) autorisée pour le sondage de chaque sous canal en dehors du moteur de prédiction mais qui assure

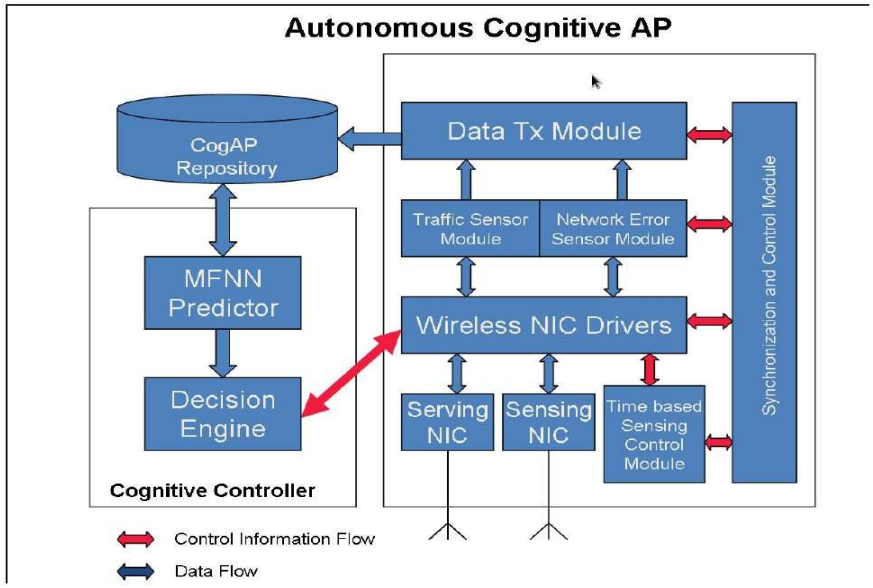


FIGURE 4.1 – Architecture d'un point d'accès à capacité cognitive

une activité équitable et limite les erreurs d'appréciation. Il pourrait aussi exprimer une période, une intervalle fermée qui détermine les informations acceptées et prises en compte. Comme exemple, une règle régissant les données à traiter pourrait être, une exclusion de toute information excédent 30 heures à partir du début effectif du traitement.

– La charge du réseau exprimée en Kb/s : Cet paramètre ici constitue le résultat de la prédiction(OUTPUT). Il s'agit de prévoir la charge du réseaux pour une période t+1 à partir d'observations et de traitements réalisées sur des données d'une période t-1 tout en prenant en compte l'état(les événements) à l'instant t.

4.5.5 De l'apprentissage à la prédiction par le modèle markovien

L'approche série temporelle binaire est prônée dans certains travaux de recherche pour garantir l'apprentissage et parfaire le dispositif de prédiction de l'état d'occupation spectrale. Trois variables essentielles en l'occurrence le temps, l'état du canal et l'emplacement

du spectre constituent le support de décision. Au canal, est associé deux états(binaire) :

- 0 : signifiant que le canal est libre et qu'aucun utilisateur primaire n'a été détecté.
- 1 : affirmant que le canal est au contraire occupé par au moins un utilisateur primaire. La figure 4.2[LnDZ+10] exprime de manière plus explicite la représentation dans le temps des canaux et un exemple d'expression de leur état. Sur cette figure, l'état ON-state décrit notre symbole binaire 1 et l'état OFF-state le symbole 0.

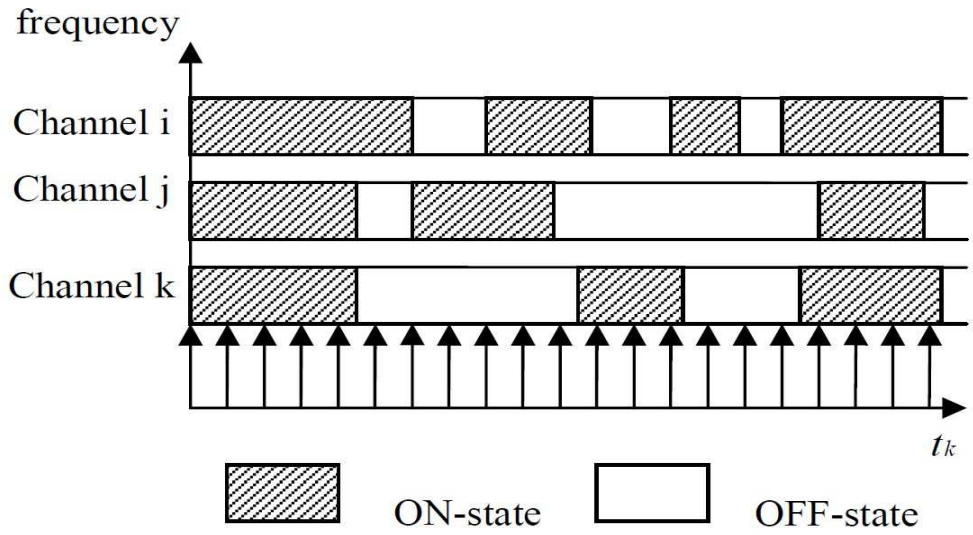


FIGURE 4.2 – Un modèle de répresentation du canal dans le temps

Cette représentation permet de construire un arbre décisionnel gardant une trace des différents états précédents qui par apprentissage permettent aux moteur cognitif de faire de la prédiction basée sur les occurrences, les canaux associés aux états, les plus récurrents(0 ou 1). En effet, un découpage du temps ainsi qu'une subdivision du spectre en portions égales sont appliqués. Une portion du temps matérialise une période consacrée soit au sondage, soit à l'achèvement d'une transmission(service) pour un canal donné. La récurrence d'un état par exemple 0, dénote du bon résultat obtenu lors des prévisions antérieures ; Car l'ex-

actitude d'une prévision renforce la croyance et la probabilité(récompense ou gain) pour les périodes suivantes(périodes de sondage ou de transmission). La nécessite de disposer d'un dictionnaire ou base d'enregistrement des traces constitue ici l'inconvénient majeur eu égard à la profondeur de l'arbre et à la capacité de stockage surtout du terminal. Un développement plus approfondi de ce modèle exploitant la capacité d'apprentissage par état/transition du modèle de Markov caché est consultable dans [LnDZ+10].

4.6 Conclusion

La présente partie a mis en exergue les possibilités offertes par la théorie de l'apprentissage pour modéliser surtout la dimension décisionnelle des réseaux radio cognitive. Cette approche bien qu'ayant une contribution assez limitée sur les moteurs de partage et de sondage spectral, devient incontournable pour le module de décision qui recommande des facultés de prédiction et d'anticipation. Les perspectives et les acquis en terme de capacité de prédictions mentionnées dans ce chapitre ne sauraient dissiper les insuffisances des techniques d'apprentissage. Pour le prochain chapitre, nous discuterons de ces limites et procéderons à une étude comparative avec l'approche par la théorie des jeux.

Chapitre 5

Étude comparative : Apprentissage et théorie de jeux

5.1 Introduction

Les réseaux radio cognitive, pour l'efficience de leur déploiement combinent aussi bien les techniques d'apprentissage que le savoir faire de la théorie des jeux. Revendiquant chacun ses spécificités et son niveau d'action dans les modules de la cognition, l'apprentissage et la théorie des jeux s'apparentent à des outils d'améliorations de la qualité de service dans les communications sans fil. La vision assez globale que l'on a de ces deux concepts soulève souvent un certains nombre de questions parmi lesquelles :

- A quelle fonction cognitive appliquer les techniques d'apprentissage plutôt que la théorie des jeux ?
- A quelle fonction cognitive appliquer la théorie des jeux plutôt que l'apprentissage ?
- Les deux approches peuvent-elle efficacement coexister ?
- A quel niveau(réseau ou terminal) implémenter chacune de ces techniques ?
- Etc.

Apporter une réponse à ces questions en partant de nos choix précédents(choix des trois fonctions de la cognition : sondage, partage, décision), examiner les limites de chaque approche se déclinent comme les objectifs de ce chapitre.

5.2 Analyse critique de l'approche "théorie des jeux"

La théorie des jeux est un outil d'optimisation de services capable d'agir à différents niveau de la pile de protocole intégrant les modules cognitifs. Bien qu'affichant des résultats prometteurs, la théorie des jeux résulte d'une solution acceptable mais pas toujours optimum. Elle confine quelques insuffisances et des limites dont la notification semble assez importante.

5.2.1 Ses limites dans le sondage du spectre

L'organisation du jeu sous forme de coalition, le choix des critères pertinents(critères de fusions ou critères d'adhésion à un groupe par exemple) déterminant dans la construction d'un modèle de jeu coopératif(sondage coopératif) rendent la formulation mathématique du problème assez complexe. Une complexité mathématique qui en pratique exige une puissance de calcul non négligeable dans un contexte où l'on cherche à réduire la dépendance énergétique au niveau des terminaux.

5.2.2 Ses limites au niveau partage du canal

L'équilibre de Nash recherché pour le partage d'un canal, symbolisant le concept de solution de la théorie des jeux n'est pas toujours optimal. En effet, il arrive souvent que les itérations réalisées pour éliminer les stratégies dominées par l'algorithme aboutissent à aucun équilibre. Aussi est-il possible d'atteindre une posture dans la combinaison de stratégies où plusieurs équilibres de Nash sont constatés. A ces différentes problématiques, s'ajoute le cas où l'issue correspondante à l'équilibre de Nash est sous-optimale eu égard à d'autres stratégies rapportant plus. Nous présentons ici quelques exemples simples pour illustrer ces différents cas.

Cas où il n'existe aucun équilibre de Nash

Considérons deux utilisateurs radio cognitive CR_1 et CR_2 et un canal à partager. Nous supposons que la stratégie de chaque utilisateur est de choisir une puissance d'émission E^p qui garantie la qualité de service minimale(sans interférences). Le tableau ci-dessous donne une idée des choix possible, les stratégies de CR_1 et CR_2. Nous supposons dans cet exemple

CR1 \ CR2	choix 1	choix 2
choix 1	(80,0)	(0,80)
choix 2	(0,80)	(80,0)

TABLE 5.1 – Illustration de l'absence d'équilibre de Nash

que la puissance maximale d'émission d'un utilisateur(terminal) correspond à 80 mW/19 dBm dans un réseau GSM. Le dBm [1] définit un rapport de puissance en décibels(dB) entre la puissance mésurée et un milliwatt(mW). En considérant que nous sommes en présence d'utilisateurs égoïstes dont la seule stratégie consiste à maximiser son propre gain(cas d'un jeu non coopératif), comportement naturel en théorie des jeux, l'équilibre de Nash dans notre exemple n'est jamais atteint ; l'un des utilisateur se retrouvant avec une puissance pratiquement nulle quelque soit la stratégie adoptée.

1. Source : http ://fr.wikipedia.org/wiki/DBm

Cas où il existe plusieurs équilibres de Nash

Considérons toujours le cas de deux utilisateurs, dont la puissance maximale acceptable est toujours de 80 mW/19 dBm. Une nouvelles distribution possible des stratégies est donnée par le tableau ci-dessous : Dans cet exemple, un compromis(coopération) malgré la

CR1 \ CR2	choix 1	choix 2
choix 1	(50,30)	(0,0)
choix 2	(0,0)	(30,50)

TABLE 5.2 – Illustration de plusieurs équilibres de Nash

réalité des intérêts divergents entre les utilisateurs parait plus raisonnable ; Ce qui constitue une complexité supplémentaire dans la mesure où la gestion des interactions(recherche de compromis) devient essentielle. En effet certaines stratégies (choix 1 pour CR1 et choix 2 pour CR2) procurent un gain nul pour les deux CR. Aussi, est-il évident que deux équilibres de Nash apparaissent à savoir les combinaisons de stratégies procurant les gains (50,30) et (30,50). Une ambiguïté posée au moteur de raisonnement qui aura certainement des difficultés de choix fondé sur la raison.

Cas où l'équilibre de Nash n'est pas l'optimum

Examinons maintenant la situation de deux CR désireux de partager un canal et disposant chacun d'un ensemble de stratégies possibles. L'objectif étant pour chacun de maximiser sa puissance d'émission sans causer d'interférences aux voisins. Le tableau ci-dessous décrit un exemple de distribution de puissance en fonction de chaque stratégie. Dans cet

CR1 \ CR2	choix 1	choix 2	choix 3
choix 1	(30,30)	(20,20)	(20,10)
choix 2	(20,20)	(10,10)	(20,15)
choix 3	(10,60)	(40,35)	(10,15)

TABLE 5.3 – Optimum et équilibres de Nash

exemple, l'équilibre de Nash est atteint lorsque la stratégie des deux CR porte sur le choix 1 qui procure un gain de (30,30) à chacun. Notons que l'équilibre ici résulte de l'élimination itérative des stratégies dominées. L'exemple permet de constater que le gain (30,30), bien qu'étant la solution du problème par la théorie des jeux(équilibre de Nash), n'est pas optimum car une autre stratégie en l'occurrence, le choix 3 pour CR1 et le choix 2 pour CR2 procure un gain (40,35) plus substantiel.

Choix graduel de stratégie

L'expression "choix graduel" traduit la volonté de procéder par allocation d'un même canal à plusieurs utilisateurs de façon alternée(l'un après l'autre), comportement naturel dans le processus de partage du spectre. Une posture que la théorie des jeux ne saurait remplir puisque les choix de stratégie qu'elle autorise devront être de manière simultanée.

Remarques

Les limites observées dans cette partie, exigent un apport de solutions complémentaires. C'est ainsi que pour résoudre le problème de multiples équilibres, absence d'équilibre de Nash, l'on fait appel aux stratégies mixtes qui consiste à affecter des probabilités à chaque stratégie, ce qui augmente la complexité de modélisation. De même pour l'optimisation du concept de solution d'équilibre de Nash, l'optimum de Pereto [2] qui stipule qu'on ne peut augmenter le gain d'un individu sans détériorer celui d'un autre, est évoqué. Une notion impossible à modéliser pour la théorie des jeux car une fois l'équilibre atteint, aucune modification de stratégie pour améliorer le gain d'un individu quelconque n'est admis. Ce qui révèle aussi le caractère statique de la théorie des jeux.

5.2.3 Ses insuffisances au niveau de la prise de décision

La prise de décision relève beaucoup plus d'un pouvoir d'anticipation, de prévision ou de prédiction que de planification et de classification. La théorie de jeux, est potentiellement destinée à la classification ou à la planification. En effet, cette discipline met en suspend un ensemble de questions dont la résolution semble essentielle pour le moteur décisionnel. Ci-dessous, une liste de questions non exhaustive encore sans réponse(voir avec très peu de réponses) pour les techniques utilisant la théorie des jeux :

- Au cas où le signal devenait de plus en plus faible durant une communication, quelle portion de bande libre serait disponible pour assurer la continuité de service ?
- Lorsqu'en cours de transmission apparaît un utilisateur primaire, quelle stratégie adopter qui garantisse la qualité de service ?
- Lorsque plusieurs utilisateurs secondaires partagent un canal au temps t, quelles sont les alternative offertes au temps t+1 si les conditions liées à la QoS exigeaient un changement de canal par exemple ?
- Etc.

Il est important de noter que, pour apporter un début de réponse à ces questions, d'autres approches à l'image de l'apprentissage artificiel ont été envisagées comme il a été donné de voir dans notre chapitre 4. L'approche par apprentissage, en dépit des qualités(autonomie, dynamisme, faible complexité etc.) qu'on lui confère, présente aussi des insuffisances notables.

2. Source : http ://fr.wikipedia.org/wiki/

5.3 Analyse critique de l'approche "apprentissage artificiel"

Les techniques d'apprentissage élucidées au chapitre 4, montre une utilisation plus accrue d'une part du modèle de Markov caché, des réseaux de neurone, et d'autre part de l'algorithme génétique dans une moindre mesure. Chacune de ces techniques traite des questions particulières posées au niveau de chaque fonction de cognition. A partir de chaque module(sondage, partage, décision) et de sa(ses) technique(s) associée(s), l'on dénombre un certains nombre d'acquis mais aussi quelques insuffisances.

5.3.1 Les limites dans le sondage du spectre

Le sondage spectral exploite aussi bien les possibilités offertes par les réseaux de neurone que les avantages du modèle de Markov caché. Le traitement réalisé par ces techniques en général consiste en une catégorisation, classification selon des motifs mémorisés ou après un entraînement réalisé sur un échantillon de données assez représentatifs. Les séquences et le temps d'entraînement nécessaire à la procuration de résultats probant s'avère élevé pour un environnement requérant le temps réel.

5.3.2 Les limites au niveau partage du canal

L'apprentissage par renforcement pratiqué par les réseaux de neurone et le modèle de Markov caché, bien que rendant le temps d'entraînement insignifiant exige en conséquence une puissance de traitement importante. En effet, la complexité du traitement augmente avec le nombre d'itération nécessaire à l'apparition de tendances, constat d'une régularité(probabilité plus forte pour une transition donnée) dans l'action centré sur les différents états et les transitions[3]. La puissance de calcul ainsi réclamée engendre un besoin énergétique non négligeable.

5.3.3 Les insuffisance au niveau de la prise de décision

La prise de décision qui inclut les actions d'anticipation et de prédiction recommande pour l'approche par apprentissage, la mise à disposition d'une base de connaissance. La base de connaissance contient des données pertinentes servant de base à l'analyse des activités précédentes et permettant d'orienter le processus de décision(prévision de futur état par exemple). Cette obligation d'entretenir des informations(base de données) exprime un besoin en capacité de stockage. Tout comme le sondage spectral, la prise de décision pose également des contraintes temporelles liées à la durée de la fonction d'entraînement et au choix de l'échantillon de données pertinentes(données d'entraînement).

3. référence au chapitre 4 modélisant par apprentissage le partage de canal à travers des états, des actions et des transitions.

5.4 Les particularités de chaque approche

L'apprentissage et la théorie des jeux, dans leur contribution au déploiement des réseaux radio cognitive agissent singulièrement sur des questions souvent distinctes. Cela leur confère le statut de techniques beaucoup plus complémentaires qu'antagonistes. Les différents tableaux ci-dessous décline cet aspect et affiche l'intérêt à utiliser l'une ou l'autre de ces deux approches pour chaque fonction(sondage, partage et décision).

5.4.1 Du point de vu du sondage spectral

	Intérêts	Inconvénients	Appréciation
Théorie des jeux	Appropriée pour le sondage coopératif.	Assez statique ; Complexité de mise en œuvre(répresentation des interactions) ; Trop d'itératif	Associé avec une technique d'apprentissage, cela pourrait être plus efficace(réduction des itérations par exemple)
Apprentissage	- Peut être efficace dans l'identification des activités de PUs. - Peut aider à une meilleure distinction entre PUs et SUs.	- Exige un temps d'entraînement. - difficile choix des données d'échantillon	Intéressant dans le contexte actuelle de variation dans le temps du comportement des PUs et de la disponibilité du spectre.

TABLE 5.4 – Tableau comparatif pour le sondage

Ce tableau indique que l'apprentissage et la théorie des jeux traitent des problématiques disjointes dans le cadre du sondage spectral, preuve de leur complémentarité.

5.4.2 Du point de vu du partage du canal

Le partage de canal est beaucoup plus intéressant à modéliser par la théorie des jeux que par apprentissage malgré les limites apparentes(solution statique). En effet, le modèle "état/transitions" incarné par l'apprentissage est assez limité, ne prenant en compte que deux états en général ; Contrairement à la théorie des jeux qui offre plusieurs alternatives et représente mieux les interactions. Le partage de canal, plus qu'une question de logique, est un problème de contention, de compétition et donc de fortes interactions.

	Intérêts	Inconvénients	Appréciation
Théorie des jeux	Intéressant pour le partage de canal entre SUs ; propose une solution de partage acceptable	On atteint pas toujours les capacités optimales, ne donne pas toujours la meilleure solution de partage.	Peut être associée à une technique d'apprentissage pour une amélioration(rendre la solution dynamique) de la solution.
Apprentissage	Assez Intéressant pour le partage de canal entre PUs et SUs	Puissance de calcul minimum requis, limité dans un contexte à forte mobilité	Couplé avec un mécanisme de prédiction(prévision et anticipation), cela pourrait donner un meilleur résultat.

TABLE 5.5 – Tableau comparatif pour le partage du canal

5.4.3 Du point de vu de la prise de décision

	Intérêts	Inconvénients	Appréciation
Théorie des jeux	Peu être parfait pour la synchronisation des accès au canal(gestion de la contention), intéressante pour la planification.	Très limité en matière de prévision, anticipation ou prédiction. Statique(choix du canal de reporting par exemple).	Peut être un complément en aval(après le processus de prédiction) pour l'apprentissage en matière de planification.
Apprentissage	Très éfficace pour la prédiction, l'anticipation.	moins efficace en matière de planification, nécessite souvent un temps d'entraînement	Devra etre associé à d'autres techniques pour dissimuler le temps d'entraînement.

TABLE 5.6 – Tableau comparatif pour la prise de décision

L'apprentissage artificielle semble mieux adresser la question de la prise de décision dans les réseaux radio cognitive. En effet, les actions d'anticipation, de prévision(prédiction), conditions d'une décision motivée(probablement justifiée) sont difficilement(voir impossible) réalisable en théorie des jeux. Aussi, avec la théorie des jeux, la décision d'allocation du

canal dédié au reporting(dans le sensing) est statique et devra être dynamique(automatique) pour les besoins de mobilité qui engendre des changements de topologie.

5.5 Problème de la distinction entre utilisateurs primaire et secondaire

L'une des questions les moins traitées aussi bien par l'approche apprentissage que par la théorie des jeux reste la distinction entre un utilisateur primaire et un utilisateur secondaire. Par distinction, nous exprimons la volonté d'identification des caractéristiques de chaque utilisateurs et de ses activités. En effet, ces deux approches se limitent en une amélioration du processus de détection amorcé par les techniques de traitement du signal, elles même limitées par leur analyse uniquement orientée sur les plages ou bandes de fréquences. Le raisonnement étant basé sur les ondes radio qui ont des propriétés similaires(30 MHz à 300 MHz pour VHF ou encore 300 MHz à 3 GHz pour UHF par exemple). Cette distinction assez sommaire occulte certaines spécificités que l'apprentissage semble bien indiqué à prendre en compte. Au vu de l'inexistence(rareté) de travaux sur cette question, une étude visant à répondre aux besoins entre autres :

- Distinguer un SU et un PU tous deux émettant un signal similaire(Réseau GSM et utilisateurs(PU, SU) affiliés à deux opérateurs distincts par exemple).
- Détection et connaissance de l'activité d'un utilisateur : un sondage réussit dépend de la connaissance que l'on a des caractéristiques des PU : leur type de trafic, leur localisation, et leur puissance de transmission.

semble envisageable surtout par apprentissage(modélisation, mémorisation de motifs par exemple.) pour nos futurs perspectives de recherche.

5.6 L'apprentissage et la problématique liée à la mobilité

Le problème majeur de l'approche par apprentissage reste la gestion de la mobilité. Parler de mobilité dans les réseaux radio cognitive revêt d'un caractère logique en dépit du fait que cette problématique soit assez ignorée du processus de prise de décision dans les réseaux radio cognitive par l'ensemble des travaux existants qui modélisent la décision d'accès au spectre avec l'idée d'un environnement statique. Pourtant, le profil(mobile, immobile) d'un utilisateur, la prévision d'un changement de zone ou de technologie et la nécessité de rendre la procédure engendrée par ces différents changement transparente pour l'utilisateur constituent des défis important. En effet, l'approche par apprentissage nécessite un temps d'entraînement non négligeable, qui conditionne la pertinence de ses résultats. Aussi, mésestimer ce délai pour un terminal mobile causerait une probable discontinuité de service nuisant fortement à la QoS. Cependant, le modèle d'apprentissage par renforcement(décider sans connaissance à priori de son environnement) est proposé pour la prise en compte de la mobilité, mais l'algorithme de traitement(en temps réel) reste assez coûteux du point de

vu processeur montrant ainsi son inadaptation à la situation ; Car l'objectif majeur est de disposer d'une solution mais qui soit peu gourmande en énergie pour les terminaux(CR).

5.7 Conclusion

Nous avons examiné dans ce chapitre les limites des deux approches et l'étude comparative inhérente à permis de confirmer leur complémentarité. Cette partie de notre étude dévoile également des insuffisances concernant la prise en compte de la mobilité dans le mécanisme de l'allocation dynamique du spectre. Gérer la mobilité qui consiste à proposer une solution dissimulant le temps d'apprentissage tout en assurant une continuité de service(besoin de QoS acceptable) pour des utilisateurs radio cognitive en perpétuelle mouvement(déplacement ou changement de zone) fera l'objet de notre prochain chapitre.

Chapitre 6

Proposition d'un modèle de prédiction spectrale intégrant la mobilité pour les réseaux radio cognitive.

6.1 Introduction

Les techniques d'apprentissage artificiel se dessinent comme de parfaits outils capable d'assurer la prédiction et l'anticipation dans la gestion de la ressource spectrale. Toutefois, les algorithmes sont tributaires du délai d'entraînement souvent préjudiciable pour la qualité de service dans un contexte de forte mobilité, de changement répétés de l'échantillon d'apprentissage. Cette instabilité(mobilité) si elle est permanente et accélérée entrave sérieusement les séquences d'entraînement. Partant, une solution adaptée au contexte de forte mobilité se révèle comme étant un impératif qui trouve un début de réponse avec le modèle **Apprentissage/Grey Model(GM)** que nous suggérons dans ce chapitre.

6.2 Le principe du modèle

Le modèle que nous proposons ne se substitue pas aux différents modèles de prédiction de la mobilité existants. En effet, de nombreux travaux sont consacrés à la prévision de la mobilité dans les réseaux sans fil dont le principe global cadre parfaitement avec la prédiction de la mobilité dans les réseaux radio cognitive. Quelques articles de la littérature à l'image de [YZLW10][GYJW10][BCTTA$^+$10b] sont dédiés également à l'étude prédictive de la mobilité dans les réseaux radio cognitive. Notre idée serait de tirer profit de ces études(prédiction de la mobilité) pour un couplage de l'apprentissage avec le *Grey Model*

afin de prédire la disponibilité spectrale dans un cadre fortement mobile.

6.2.1 Schéma illustratif

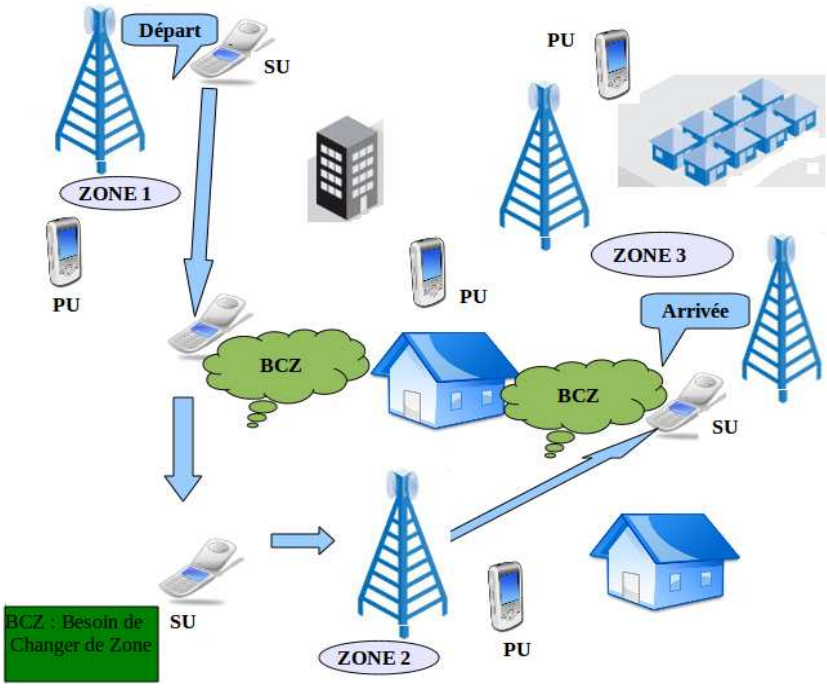


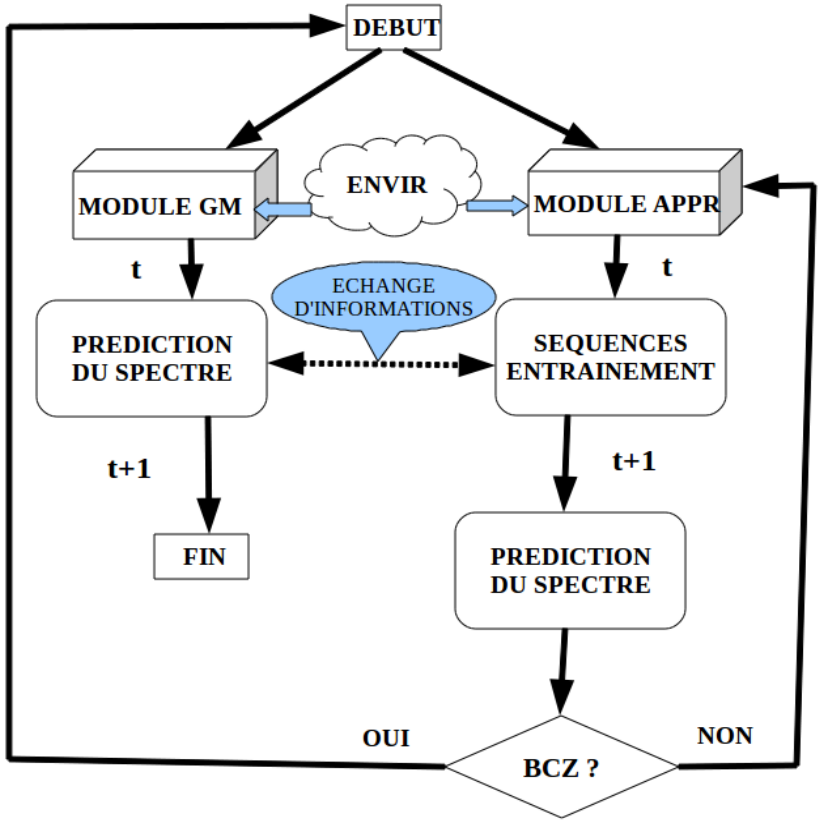
FIGURE 6.1 – Illustration de la mobilité pour le modèle

Cette figure est un exemple descriptif d'un utilisateur secondaire en situation de mobilité d'un point de départ à l'autre, point d'arrivée. Cet utilisateur traverse différentes zones qui requièrent un handover c'est à dire un changement de cellule. Le changement de cellule s'effectue soit par passage d'une technologie à une autre caractérisant le handover vertical, soit par migration d'une cellule à une autre en gardant la même technologie, c'est le handover horizontal. Les techniques de handover(réactifs ou proactifs) existantes pourraient exprimer et évaluer pour notre modèle le besoin de changement de zone(BCZ). Mais l'effectivité et la réalisation du handover dans les réseaux radio cognitive est assujettie à des conditions supplémentaires dont la disponibilité du spectre dans la future zone.

6.2.2 Le scénario traité par le modèle

Un utilisateur exploite le module apprentissage et le module GM dans une nouvelle zone ou au début de son activité. Le GM servant à ce stade à la prédiction spectrale pendant que le module apprentissage exécute les séquences d'entraînement à partir des données de

l'environnement et éventuellement des résultats du GM. La fonction de prédiction revenant au moteur d'apprentissage, une fois son efficacité prouvé(mesuré sur la durée de l'entraînement, les résultats obtenus etc.) et qu'aucun changement de zone(BCZ) n'est éprouvé tel que définit par le schéma ci-dessous.



APPR : Apprentissage ; GM : Grey Model ; ENVIR : Environnement ; BCZ : Besoin de Changement de Zone

FIGURE 6.2 – Architecture fonctionnelle du modèle

6.3 Description du modèle

Notre modèle, composant du module de décision de la radio cognitive a comme objectif la prédiction de la disponibilité d'une fréquence libre dans la future cellule. La bande cible ou le spectre fait l'objet d'une partition en sous bandes égales comme indiqué à la figure 5 et chaque sous bande est soumise à un sondage d'égales périodes, de façon périodique selon le besoin. En effet, l'algorithme de sondage étant coûteux, ne sauraient être une activité

permanente et devra être précédé par un mécanisme de prédiction mesurant la probabilité que le canal soit libre à la période donnée. Cette probabilité calculée sur la base des taux d'échec et de réussite précédemment enregistrés est donnée conformément à la solution que nous proposons, soit par l'algorithme d'apprentissage, soit par l'algorithme du Grey Model.

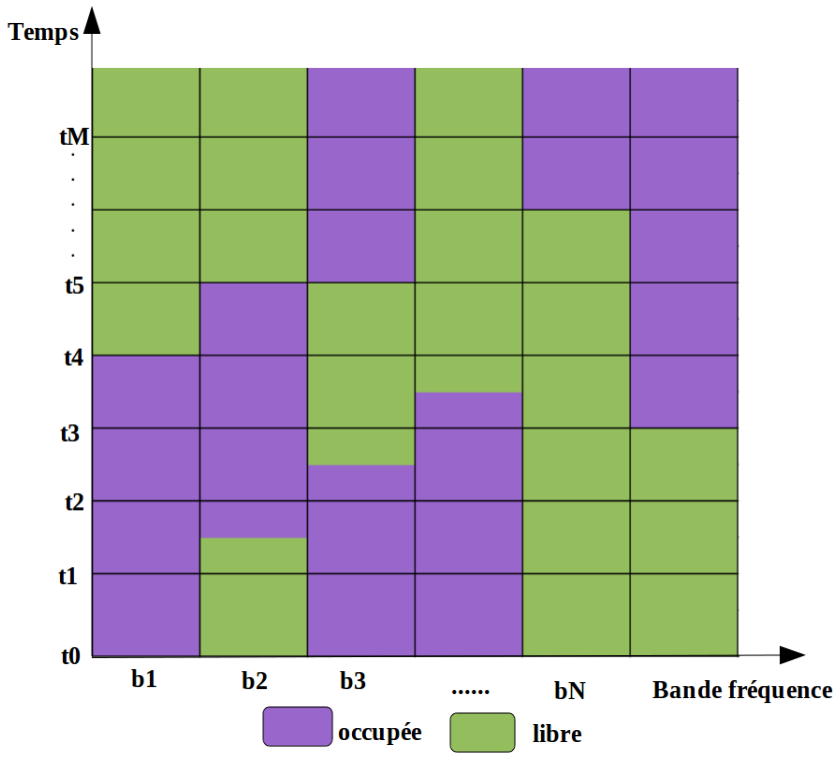


FIGURE 6.3 – Caractérisation du spectre pour le modèle

6.3.1 Description du module apprentissage(APPR)

Le module "apprentissage" implémente une ou plusieurs techniques d'apprentissage parmi lesquelles on retrouve entre autres les réseaux de neurone, l'algorithme génétique, le modèle de Markov caché etc. Le principe de prédiction basé sur les réseaux de neurone, explore les informations entrantes(INPUT) d'une période qui est la plus récente pour estimer la charge(OUTPUT) future du canal ou du réseaux. Quelques exemples de variables INPUT et OUTPUT répertoriées selon leur pertinence dans le modèle et sur la figure 5 sont citées ci-dessous :

- Le canal ou bande : En général subdivisé en plusieurs sous canaux ou sous bandes et chaque sous bande(b1,b2 ...bN) bénéficiant d'un temps de sondage constitue un élément décisif dans l'acquisition d'expérience, par exemple le marquage d'événements stationnaires ou répétitifs.
- Le temps : C'est un paramètre qui pourrait désigner la durée limite autorisée pour le sondage de chaque sous canal.
- La charge du réseau exprimée en Kb/s : Cet paramètre ici constitue le résultat de la prédiction(OUTPUT). Il s'agit de prévoir la charge du réseaux pour une période t+1 à partir d'observations et de traitements réalisées sur des données d'une période t-1 tout en prenant en compte l'état(les événements) à l'instant t.

Des exemples de modélisation de la prédiction par apprentissage plus détaillés basés sur les techniques de réseaux de neurone et le modèle de Markov caché sont donnés dans [LTMR10] et [LnDZ$^+$10].

6.3.2 Description du module Grey Model(GM)

La théorie du Grey Model introduite en 1982 [Jul], est connue pour l'analyse des problèmes à informations incomplètes ou incertaines. Elle présente comme principal avantage sur les techniques statistiques de prédiction standard telles que AR(Auto Regressive), MA(Moving Average), ARMA(Auto Regressive Moving Average), ARIMA(Auto Regressive Integrated Moving Average) l'aptitude à se satisfaire d'une quantité peu importante de données pour réaliser ses prédictions. Les systèmes de prédiction basé sur le Grey Model s'appliquent de plus en plus à divers domaines dont la météorologie avec la prédiction de la température [HY97], les finances [Cho07], les réseaux de télécommunication [JY10], les activités militaires [YZQ$^+$09], les analyses médicales [HYL06] etc. Le Grey Model le plus appliqué dans les systèmes de prédiction reste le GM(1,1), un système d'équation du premier ordre à une variable. D'autre modèles tel que le GM(1,N), Grey Model à plusieurs variables existent mais nous utiliserons dans le cadre de cette étude le GM(1,1) largement suffisant au vu de l'unicité de la variable, canal à prédire dont nous disposons et aussi de sa simplicité.

Procédure de modélisation du GM(1,1)

- Le système prends en entrée une séquence de données dans notre cas, une séquence X de sous canaux(b1,b2,...bN), avec $X^0 = \left[x^0(1), x^0(2), x^0(3), ..., x^0(n)\right]$, la séquence initiale où $x^0(t)$ correspond à la sortie du système à l'instant t.
- A partir de la séquence initiale définit plus haut, le système génère une nouvelle séquence X^1 avec comme nouvelle valeur $X^1 = \left[x^1(1), x^1(2), x^1(3), ..., x^1(n)\right]$, où $x^1(t) = \sum_{m-1}^{t} x^0(m)$.
- L'équation différentielle du premier ordre obtenue à partir de X^1 est donnée par : $\frac{dx^1(t)}{dt} + ax^1(t) = b$, a étant le coefficient qui reflète la tendance prédictive et b le

coefficient de contrôle exprimant la partie d'information connue ainsi que la partie de l'information inconnue du modèle.

- Les estimations des paramètres ou les coefficients de la matrice $[a,b]^T$ peuvent être obtenues par la méthode des moindres carrés sachant que $[a,b]^T = (B^TB)^{-1}B^Ty_N$, où $B = \begin{bmatrix} -\frac{1}{2}(x^1(1)+x^1(2) & 1 \\ -\frac{1}{2}(x^1(2)+x^1(3) & 1 \\ -\frac{1}{2}(x^1(3)+x^1(4) & 1 \\ \cdots\cdots\cdots & . \\ \cdots\cdots\cdots & . \\ -\frac{1}{2}(x^1(n-1)+x^1(n) & 1 \end{bmatrix}$ et $y_N = \left[x^0(2), x^0(3), x^0(4), ..., x^0(n)\right]^T$. n étant la taille de la séquence définie par le modèle.

- La fonction de prédiction devient donc :
  $\hat{x}^1(t) = (x^1(1) - \frac{b}{a})e^{-at} + \frac{b}{a}$
- Et la valeur prédite au temps t+1 est obtenue par :
  $\hat{x}^0(t+1) = \hat{x}^1(t+1) - \hat{x}^1(t)$.

6.3.3 Intérêts du modèle

La tendance actuelle privilégie le concept d'intelligence au niveau terminal. Le matériel étant soumis à des contraintes énergétiques, des algorithmes à faible coût s'avèrent primordiaux. Un algorithme d'apprentissage bien entraîné produit des résultats probants en matière de consommation d'énergie car réalisant très peu de traitements. Le Grey Model selon [Den89] est capable d'utiliser peu de données pour estimer un système inconnu réduisant ainsi le coût computationnel. Aussi, notre modèle permet de profiter des avantages de l'apprentissage sans se soucier du délai d'entraînement et d'éventuels changements récurrents de cellules induit grâce au procédé compensatoire offert par le module GM.

6.4 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons proposé un modèle de prédiction qui associe la technique du Grey Model aux technologies de l'apprentissage artificiel pour garantir le handover sans discontinuité de service en situation de forte mobilité. L'intérêt de notre modèle réside au fait qu'il pourrait conduire à la mise en œuvre d'un algorithme à faible coût de traitement. Aussi, nous avons réalisé une étude assez détaillée des modules de notre approche par des exemples théoriques de procédures d'implémentation. Une simulation et la réalisation de tests afin de mesurer les performances du modèle restent nos futurs objectifs.

Conclusion et perspectives

Dans nos futurs travaux, nous passerons à l'étape de simulation à travers des choix de paramètres précis, utiles pour la mesure des performance de la solution.

Bibliographie

[AA09] Ayoub Alsarhan and Anjali Agarwal. Spectrum sharing in multi-service cognitive network using reinforcement learning. In *Cognitive Wireless Systems (UKIWCWS), 2009 First UK-India International Workshop on*, pages 1 –5, dec. 2009.

[BCTTA+10a] I. Butun, A. Cagatay Talay, D. Turgay Altilar, M. Khalid, and R. Sankar. Impact of mobility prediction on the performance of cognitive radio networks. In *Wireless Telecommunications Symposium (WTS), 2010*, pages 1 –5, 2010.

[BCTTA+10b] I. Butun, A. Cagatay Talay, D. Turgay Altilar, M. Khalid, and R. Sankar. Impact of mobility prediction on the performance of cognitive radio networks. In *Wireless Telecommunications Symposium (WTS), 2010*, pages 1 –5, april 2010.

[BTM+09] N. Baldo, B.R. Tamma, B.S. Manojt, R. Rao, and M. Zorzi. A neural network based cognitive controller for dynamic channel selection. In *Communications, 2009. ICC '09. IEEE International Conference on*, pages 1 –5, june 2009.

[Bur08] J.L. Burbank. Security in cognitive radio networks : The required evolution in approaches to wireless network security. In *Cognitive Radio Oriented Wireless Networks and Communications, 2008. CrownCom 2008. 3rd International Conference on*, pages 1 –7, May 2008.

[Cho07] Tsung-Nan Chou. A novel prediction model for credit card risk management. In *Innovative Computing, Information and Control, 2007. ICICIC '07. Second International Conference on*, page 211, sept. 2007.

[CHSO07] C. Clancy, J. Hecker, E. Stuntebeck, and T. O'Shea. Applications of machine learning to cognitive radio networks. *Wireless Communications, IEEE*, 14(4) :47 –52, 2007.

[Cla07] J. ; Stuntebeck E. ; O'Shea T. Clancy, C. ; Hecker. Application of machine learning to cognitive radio networks. *Wireless Communications, IEEE*, 2007.

[Den89] J. L. Deng. Properties of multivariable grey model gm(1,n). *The Journal of Grey System*, 1989.

[DTYP08] R. Di Taranto, H. Yomo, and P. Popovski. Two players non-cooperative iterative power control for spectrum sharing. In *Personal, Indoor and Mobile Radio Communications, 2008. PIMRC 2008. IEEE 19th International Symposium on*, pages 1 –5, 2008.

[eNM] Hicham Khalife et Naceur Malouch. Routage dans les réseaux radios cognitifs. In •.

[GHO08] Mohamed GHOZZI. *Détection cyclostationnaire des bandes de fréquences libres.* PhD thesis, Université de Rennes I, 2008.

[GOD08] Loïg GODARD. *Modèle de Gestion Hiérarchique Distribué pour la Reconfiguration et la Prise de Décision dans les Équipements de Radio Cognitive.* PhD thesis, Université de Rennes 1, 2008.

[GYJW10] Quansheng Guan, F.R. Yu, Shengming Jiang, and Gang Wei. Prediction-based topology control and routing in cognitive radio mobile ad hoc networks. *Vehicular Technology, IEEE Transactions on*, 59(9) :4443 –4452, nov. 2010.

[HY97] Yo-Ping Huang and Tai-Min Yu. The hybrid grey-based models for temperature prediction. *Systems, Man, and Cybernetics, Part B : Cybernetics, IEEE Transactions on*, 27(2) :284 –292, apr 1997.

[HYL06] Ker-Tah Hsu, Tzung-Ming Yan, and Pei-Wen Liu. A study on the annualized medical expense prediction model of the bureau of national healthy insurance–the application of the grey prediction theory. In *Systems, Man and Cybernetics, 2006. SMC '06. IEEE International Conference on*, volume 1, pages 764 –769, oct. 2006.

[IFA09] Kaushik R. Chowdhury Ian F. Akyildiz*, Won-Yeol Lee. Crahns : Cognitive radio ad hoc networks. *elsevier*, 2009.

[jif] Jacques palicot. "cognitive radio : An enabling technology for the green radio communications concept". *International Wireless Communications and Mobile Computing Conference.*

[jif10a] *Apprentissage Artificiel; Concepts et Algorithmes.* EYROLLES, 2010.

[jif10b] *La Théorie des Jeux.* ECONOMICA, 2010.

[Jul] Deng Julog. The basis of grey theory. Huazhong University of Science and Technology Press, In Chinese, 2002.

[JY10] Wang Jiechao and Zhang Yidan. Peers' attribute data prediction in a p2p network based on the grey prediction model and its improvements. In *Information Networking and Automation (ICINA), 2010 International Conference on*, volume 2, pages V2–15 –V2–19, oct. 2010.

[KSAR08] Kyouwoong Kim, C.M. Spooner, I. Akbar, and J.H. Reed. Specific emitter identification for cognitive radio with application to ieee 802.11. In *Global Telecommunications Conference, 2008. IEEE GLOBECOM 2008. IEEE*, pages 1 –5, 30 2008-dec. 4 2008.

[LnDZ+10] Yang Li, Yu ning Dong, Hui Zhang, Hai tao Zhao, Hai xian Shi, and Xin xing Zhao. Spectrum usage prediction based on high-order markov model for cognitive radio networks. In *Computer and Information Technology (CIT), 2010 IEEE 10th International Conference on*, pages 2784 –2788, 29 2010-july 1 2010.

[LTMR10] Yao Liu, B.R. Tamma, B.S. Manoj, and R. Rao. On cognitive network channel selection and the impact on transport layer performance. In *GLOBECOM 2010, 2010 IEEE Global Telecommunications Conference*, pages 1 –5, dec. 2010.

[NW10] Dusit Niyato and Ping Wang. Credit-based spectrum sharing for cognitive mobile multihop relay networks. In *Wireless Communications and Networking Conference (WCNC), 2010 IEEE*, pages 1 –6, 2010.

[PCL+07] Miao Pan, Jie Chen, Ruoju Liu, Zhiyong Feng, Ying Wang, and Ping Zhang. Dynamic spectrum access and joint radio resource management combining for resource allocation in cooperative networks. In *Wireless Communications and Networking Conference, 2007.WCNC 2007. IEEE*, pages 2746 –2751, march 2007.

[SHB+11] W. Saad, Zhu Han, T. Basar, M. Debbah, and A. Hjorungnes. Coalition formation games for collaborative spectrum sensing. *Vehicular Technology, IEEE Transactions on*, 60(1) :276 –297, 2011.

[TGaN10] I. Tinnirello, L. Giarre´ and, and G. Neglia. A game theoretic approach to mac design for infrastructure networks. In *Decision and Control (CDC), 2010 49th IEEE Conference on*, pages 1933 –1938, 2010.

[TRea] Christian J. Rieser Charles W. Bostian T. Rondeau et al., Bin Le. Cognitive radios with genetic algorithms : Intellegent control of software defined radios. In •.

[VHG10] P. Venkatraman, B. Hamdaoui, and M. Guizani. Opportunistic bandwidth sharing through reinforcement learning. *Vehicular Technology, IEEE Transactions on*, 59(6) :3148 –3153, july 2010.

[XY08] Yufang Xi and E.M. Yeh. Pricing, competition, and routing for selfish and strategic nodes in multi-hop relay networks. In *INFOCOM 2008. The 27th Conference on Computer Communications. IEEE*, pages 1463 –1471, april 2008.

[YZ10] Li Yan and Yang Zhen. Collaborative spectrum sensing using coalitional games in cognitive radio networks. In *Computer Science and Information*

Technology (ICCSIT), 2010 3rd IEEE International Conference on, volume 3, pages 483 –488, 2010.

[YZLW10] Jilei Yan, Linjing Zhao, Jiandong Li, and Yingying Wang. A network selection strategy in resources mobility environment. In *Communications and Networking in China (CHINACOM), 2010 5th International ICST Conference on*, pages 1 –5, aug. 2010.

[YZQ+09] Jin Yu, Limin Zhi, Yunming Qiu, Le Jin, and Hailu Du. Grey synthetical prediction model of military logistics based on evolutionary neural network. In *Computational Sciences and Optimization, 2009. CSO 2009. International Joint Conference on*, volume 1, pages 663 –665, april 2009.

[ZLWY08] Xiang-Lin Zhu, Yuan-An Liu, Wei-Wen Weng, and Dong-Ming Yuan. Channel sensing algorithm based on neural networks for cognitive wireless mesh networks. In *Wireless Communications, Networking and Mobile Computing, 2008. WiCOM '08. 4th International Conference on*, pages 1 –4, oct. 2008.