

République Algérienne Démocratique et Populaire

Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

Université Djilali Bounaama Khemis Miliana



Faculté des Sciences et de la Technologie

Département de Technologie

Mémoire du Projet de Fin d'Etudes

Pour l'obtention du diplôme de

Master

En

« Télécommunications »

Option :

« Systèmes de Télécommunications »

Titre :

Détection rapide et large bande de l'effet de brouilleur dans le spectre au niveau de la couche physique de la radio cognitive utilisant la distribution gaussienne multivariée

Réalisé par :

Kahlouche Adel Amar

Sadeuk benabbas mohamed

Encadré par :

Dr.MOUMENA Ahmed

Année Universitaire : 2019/2020

Dédicace

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ

Au nom d'Allah le miséricordieux

Je dédie ce modeste travail

A mes chers parents, mes chères frères familles

A tous mes amis

A tous ceux qui m'ont aidé durant ma vie

Universitaire.

Remerciements

Nous remercions tout d'abord le grand Dieu pour l'achèvement de ce mémoire.

Nous exprimons nos gratitude à Monsieur le président de jury d'avoir accepté d'examiner ce mémoire.

Nous remercions Messieurs les membres de jury, d'avoir accepté de prendre part à ce jury ainsi que pour l'intérêt qu'ils l'ont porté à ce travail.

Nous remercions Docteur MOUMENA Ahmed, notre encadreur, pour ses conseils et suggestions qui nous ont permis de réaliser ce travail dans les meilleures conditions.

Résumé

Dans ce travail, un schéma d'échantillonnage compressif coopératif centralisé à large bande basé sur une technique d'échantillonnage de sous-Nyquist combinée avec un détecteur d'anomalies intelligent de distribution gaussienne multivariée (DGM) est présenté. En présence d'une attaque de brouillage et en supposant un bruit blanc gaussien additif, deux hypothèses : H_0 (signifie l'absence de brouilleurs), et H_1 (signifie la présence de brouilleurs) sont considérées dans ce travail et deux autres hypothèses H_{00}, H_{11} sont considérées pour prendre une décision sur le patron si celui-ci est considéré comme anormal ou normal. Le signal analogique à large bande reçu par chaque récepteur de radio cognitive transmis par l'utilisateur primaire (UP) est transformé en un signal numérique à l'aide d'un convertisseur analogique-information (CAI) basé sur la théorie d'échantillonnage sous-Nyquist via une stratégie de collaboration centralisée, puis tous les récepteurs radios partagent le nombre minimum d'échantillons obtenus. Toutes ces mesures compressées de chaque radio sont collectées sous la forme d'une matrice d'échantillonnage compressée (EC) de données qui est considérée directement comme l'entrée du détecteur intelligent DGM. Le détecteur DGM proposé au niveau du CF (centre de Fusion) est basé sur deux estimateurs robustes (la moyenne et la covariance). La simulation nous donne de bons résultats en présence d'un seul type de brouilleur.

Mots clés : échantillonnage compressif, DGM, brouillage, anomalie, détection.

Abstract

In this work, a centralized wideband cooperative compressive sampling (CWCCS) scheme based sub-Nyquist sampling technique combined with multivariate gaussian distribution (MGD) anomaly patterns detection problem is presented. In the presence of jamming attack and assuming Additive White Gaussian noise (AWGN), two hypotheses: H_0 (means absence of jammers), and H_1 (means presence of jammers) are considered in this work and two another hypotheses H_{00}, H_{11} are considered for making decision about the pattern if it is considered as anomaly or normal. The received primary wideband analog signal at each cognitive radio (CR) receiver transmitted by primary user (PU) is transformed into a digital signal using an analog-to-information-converter (AIC) based on the sub-Nyquist sampling theory via centralized collaborative strategy and then all CR receivers share the minimum number of samples. All these compressed measurements from each CR are collected in the form of compressed sampling matrix which is considered directly as the input of MGD detector. The MGD intelligent anomaly detector proposed in the level of FC (Fusion Center) is based on the two robust estimators (means and covariance). The simulation gives us good results in the presence of one type of jammer.

Keywords: compressive sampling, MGD, jamming, anomaly, detection.

Liste des abréviations

Acronyme	Signification
ADS	Accès dynamique au spectre
ABs	Attaques de brouillage
BPSK	Binary phase shift keying
CF	Centre de fusion
CAI	Convertisseur analogique information
CAN	Convertisseur analogique numérique
DGM	Distribution gaussienne multi vairée
DA	Démodulateur aléatoire
ES	Écoute du spectre
EC	Échantillonnage compressif
ECG	Électrocardiogramme
FPB	Filtre passe bas
FDP	Fonction de densité de probabilité
FCC	Commission fédérale des communications
GPS	Global positioning system
GSM	Global system mobile
IEEE	Institut of Electricale and Electronic Engineering
KTH	Institut royal de technologie de Stockholm
LTM	Length terme Memory
MAC	Medium Access central
OMP	Orthogonal matchingpursuit
OCSVM	One class support Vector machine
PDA	Personal Digital Assistant
QoS	Qualité of service
QOI	Quality of information
RC	Radios cognitive
RF	Radio fréquence

SNR	Signal to noise ratio
SDR	Software denied radio
SVM	Support Vector machine
STM	Short terme Memory
US	Utilisateur secondaire
UHF	Ultra High frequency
UBs	Utilisateurs de brouilleurs
USs	Utilisateurs secondaires
UPs	Utilisateurs primaires
WRAN	Wireless régional area network
WLAN	Wireless local area network
WiFi	Wireless fidelity

Liste des notations

Notation	Description
H_0	Signifie l'absence d'attaque
H_1	Signifie la présence de l'attaque
H_{11}	Hypothèse qui indique le patron est décidé comme anomalie
H_{00}	Hypothèse qui indique le patron est décidé comme normal
J	Puissance du signal de brouilleurs pulse
P_j	Forme de pulse
K	Nombre de coefficients non nuls
T_j	Période de pulse
pn_c	Pseudo aléatoire chipping
FR_j	Fréquence de répétition
i	Indice qui donne le nombre de points
j	Indice qui indique le nombre d'échantillons
M	Nombre de RCs
τ_j	Rapport cyclique
$ \Sigma $	Déterminant de la matrice de covariance
h_l	Représente les canaux radios entre UP et USs
h'_l	Représente les canaux radios entre UBs et USs
Y	Matrice de données compressées
μ	Moyenne du vecteur
Σ	Matrice de covariance
ε	Seuil
N_1	Nombre d'échantillons compressés
N	Nombre de points
$P(y)$	Probabilité de distribution gaussienne multi variée
l	Indice qui indique le nombre de RC
S	Signal reçu quand l'UP est présent.
j	Signal de brouillage

w	Bruit blanc gaussien
Φ	Matrice d'écoute
T_s	Période d'échantillonnage
Ψ	Matrice de base de compressibilité
r	Signal reçu
s_i	Coefficients non nuls
\tilde{s}	Solution à la technique d'optimisation convexe
$\ s\ _{l1}$	la norme $l1$ de s et représente la somme des valeurs absolues des coefficients de s
Θ	Matrice d'écoute compressive
\hat{r}	Pour suite par appariement orthogonal
ϕ_{ji}	Coefficients de la matrice de détection
f_{nyq}	Fréquence de Nyquist
N	Nombre de points
N_b	Nombre de bandes
B	Bande passante de chaque bande
e_i	Énergie aléatoire pour chaque bande
f_j	Fréquence de brouilleur pulse sinusoidale Wifi

Liste des figures

Figure 1. Processus de mesure de l'EC avec l'étape de reconstruction	2
Figure 1.1 : Relation entre la radio cognitive et la radio logicielle restreinte.....	7
Figure 1.2 : Architecture de la radio cognitive.....	8
Figure 1.3 : Protocoles utilisés par la radio cognitive.....	9
Figure 1.4 : Cycle de cognition de Mitola.....	10
Figure 1.5 : Cycle de cognition simplifié.....	10
Figure 1.6 : Composantes de la radio cognitive.....	12
Figure 1.7 : Cycle cognitif de base.....	14
Figure 1.8 (a) : Ecoute collaborative centralisée.....	20
Figure 1.8 (b) : Ecoute collaborative distribuée.....	20
Figure. 2.1 : Illustration d'un cycle RC typique.	25
Figure.3.1 : stratégie centralisée coopérative large bande dans la présence d'un seul brouilleur.....	33
Figure.3.2 : CAN suivi par l'EC pour un simple utilisateur RC.....	33
Figure.3.3 : convertisseur analogique information CAI.....	33
Figure.3.4 : CAI via DA pour chaque RC.....	34
Figure.3.5 : Schéma de l'écoute compressive centralisée collaborative combiné avec DGM pour faire la décision.....	36
Figure 4.1: DGM pour la détection d'anomalies dans le cas de l'hypothèse H_0	40
Figure 4.2: DGM pour la détection d'anomalies dans le cas de l'hypothèse H_1	41

List des tableaux

Tableau 4.1: Montre les paramètres de simulation de ce travail..... 39

Tableau 4.2: Taux de patrons normaux et anormales obtenus par simulation.....42

Table des matières

Remerciement

Résumé

Introduction générale 1

Chapitre I : état de l'art de la radio cognitive

1.1. Introduction 5

1.2. Radio cognitive 5

1.2.1. Historique 5

1.2.2. Définition 6

1.2.3. Relation entre RC et SDR 6

1.2.4. Architecture de la radio cognitive 7

1.2.5. Cycle de cognition 9

1.2.6. Composante de la radio cognitive 12

1.2.7. Caractéristiques de la radio cognitive 13

1.2.8. Fonction de la radio cognitive 14

1.2.8.1. Détection du spectre 14

1.2.8.2. Gestion du spectre 14

1.2.8.3. Partage de spectre 15

1.2.8.4. Mobilité de spectre 15

1.3. Applications de la RC 15

1.3.1. Coexistence des technologies sans fil 15

1.3.2. Réseaux de santé 15

1.3.3. Réseaux sans fil hétérogènes	16
1.4. Avantages et inconvénient de la RC	16
1.4.1. Avantages	16
1.4.2. Inconvénient	16
1.5. Défis de la radio cognitive	16
1.6. Accès dynamique au spectre	19
1.7. Écoute du spectre	19
1.8. Écoute collaborative du spectre	19
1.8.a. Écoute collaborative centralisée	20
1.8.b. Écoute collaborative distribuée	20
1.9. Écoute de spectre à large bande	20
1.9.1. Écoute de spectre à large bande du sous-Nyquist	21
1.10. Conclusion	22

Chapitre II : sécurité de la couche physique au niveau de la radio cognitive

2.1. Introduction	24
2.2. Attaques de la couche physique dans les réseaux de RC	24
2.2.1. Brouillage	25
2.2.2. Modèle du signal de brouillage	26
2.2.2.1. Signal de brouillage pulse sinusoïdale	26
2.3. Technique intelligente pour la détection de l'effet de brouillage dans le spectre	26
2.3.1. Distribution gaussienne multi variée pour la détection d'anomalies	26
2.3.1.1. Distribution gaussienne multi variée (DGM)	26
2.3.1.2. Algorithme du détecteur intelligent d'anomalies (DGM)	27

2.4. Conclusion	28
-----------------------	----

Chapitre III : échantillonnage compressif dans un régime large bande

3.1. Introduction	30
3.2. Échantillonnage compressive	30
3.3. Modèle du signal	31
3.4. Modèle du système basé un taux d'échantillonnage de sous Nyquist réalisé par un CAI	33
3.4.1. Dans le cas d'un simple RC basé sur l'échantillonnage compressif large bande	33
3.4.2. Cas d'une coopération large bande centralisée	35
3.5. Conclusion	36

Chapitre IV : Résultats de simulation et discussion

4.1. Introduction	38
4.2. Résultats de simulation et discussion	38
4.3. Conclusion	43
Conclusion générale et perspectives	45

Bibliographies

Introduction générale

Les communications sans fil sont fondamentalement sensibles aux attaques de brouilleurs (ABs) en raison de la nature ouverte du support de communication sans fil. Les utilisateurs de brouilleurs (UBs) peuvent causer de graves dommages entre les utilisateurs primaires (UPs) et les utilisateurs secondaires (USs), et donc présente une menace pour les systèmes de communication sans fil. Les UBs, tentent de perturber la qualité de la liaison de communication entre les utilisateurs UPs et USs, en générant des interférences intentionnelles. Les problèmes de détection d'anomalies ou d'attaques dus aux effets des ABs peuvent être réalisés par des dispositifs dédiés [1].

La technologie radio cognitive (RC) est reconnue comme un dispositif intelligent qui est conscient de son environnement et qui adapte les paramètres de fonctionnement pour créer des systèmes de communication très fiables à tout moment et en tout lieu, et qui sait comment utiliser efficacement le spectre radioélectrique [2]. Cependant, l'écoute du spectre (ES) dans la technologie RC peut-être une tâche très difficile en raison de la grande largeur de bande, jusqu'à plusieurs GHz. La technique d'échantillonnage compressif (EC) permet de détecter rapidement des signaux compressibles. Selon la technique d'EC, basée sur la théorie de l'information, les propriétés d'un signal dispersé en temps discret peuvent être entièrement captées par un certain nombre de projections sur une base aléatoire et récupérées de manière absolue à partir de ces projections aléatoires. Le taux d'échantillonnage sous-Nyquist basé sur l'EC peut être utilisé comme structure pour réduire le taux d'échantillonnage basé sur Nyquist dans la technologie RC [3], dans [4], l'acquisition du signal source analogique multibande est effectuée en utilisant un convertisseur analogique-information (CAI). Une théorie d'échantillonnage sous-Nyquist basée sur le CAI. Des approches pratiques de la conception du CAI ont été envisagées dans [5].

Le CAI est l'une des techniques de la théorie d'échantillonnage sous-Nyquist [6], [7]. Il récupère efficacement le signal analogique multi bande par la faible fréquence d'échantillonnage. Il est particulièrement adapté à l'ES large bande, en raison du problème de résolution du taux d'échantillonnage dans le déploiement pratique de la RC. Cependant, le CAI via coopération devient très important pour réaliser minimum nombre d'échantillons dans un régime large bande.

La technologie RC basée sur le convertisseur CAI est proposée dans ce travail. Il est demandé au centre de fusion (CF) de rassembler toutes les observations compressées de chaque récepteur RC et de prendre des décisions à l'aide du détecteur intelligent DGM. La stratégie de coopération centralisée en matière de RC est présentée dans [8].

Le centre de fusion (CF) est généralement supposé dans des schémas centralisés ou distribués de l'ES via collaboration. Toutefois, le CF peut être sensible aux ABs de la même façon s'il est relativement plus sûr que les utilisateurs de RC coopératifs. Si le CF ne peut pas être assuré sur la base de la sécurité, il est difficile pour les RCs collaboratives d'identifier la vulnérabilité du CF [9].

Sans passer à l'étape de récupération, l'étape de détection de l'effet de brouilleur sous la forme de patrons d'anomalies avant le processus de récupération d'un signal multi-bande est plus demandé dans le contexte de la technologie RC. Deux hypothèses sont considérées dans ce travail H_0 et H_1 pour distinguer la présence ou l'absence de brouilleur. Et deux autres hypothèses H_{00} et H_{11} pour décider si le patron est normal ou anormal. Sans passer par l'étape de récupération, nous recueillons directement les échantillons compressés de tous les utilisateurs de RC sous la forme d'une matrice de données dite matrice d'EC, puis cette matrice est considérée directement comme l'entrée du détecteur d'anomalies intelligent DGM proposé dans ce travail. La combinaison entre la technique d'EC basée sur le CAI via la coopération comme le montre la figure 1 et le détecteur d'anomalies DGM permet de réduire la complexité des calculs, le prix et la consommation d'énergie de chaque RC, puis de détecter rapidement les anomalies/attaques basés sur la valeur du seuil.

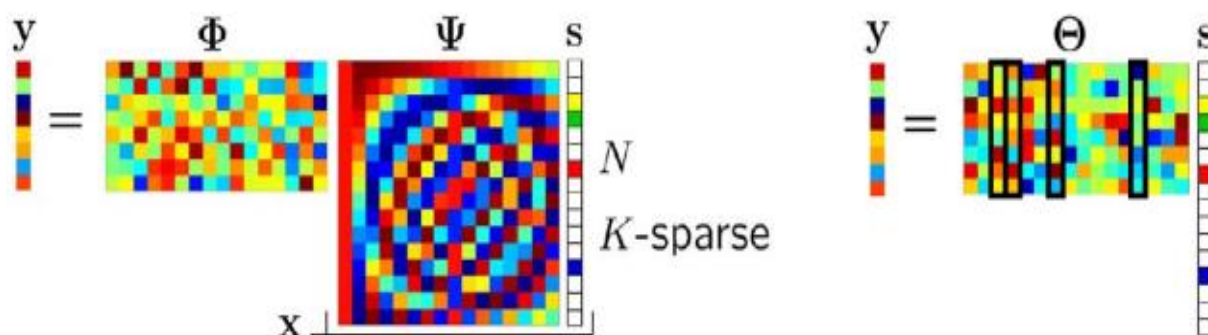


Figure 1. Processus de mesure de l'EC avec l'étape de reconstruction [10].

La détection des anomalies causées par les brouilleurs dans les systèmes de communication sans fil a été l'un des véritables défis pour les chercheurs et les opérateurs de communication sans fil. Une méthode efficace qui pourrait détecter rapidement et précisément un grand nombre d'anomalies serait en mesure d'éviter de graves conséquences pour la sécurité et la confidentialité du système. Dans ce travail, nous caractérisons les techniques de détection sur la base des techniques d'apprentissage automatique et proposons une technique d'apprentissage non supervisée pour la détection d'anomalies dans la couche physique du système de

communication sans fil. Nous avons également effectué une série de simulations pour explorer la capacité du détecteur d'anomalies intelligent proposé en utilisant un algorithme d'apprentissage automatique bien connu, à savoir la DGM. Les résultats de ces simulations au niveau de la couche physique suggèrent que la nouvelle technique est une solution prometteuse dans le domaine des systèmes de communication sans fil pour détecter le problème d'anomalies dans des scénarios en temps réel dans le futur.

Il existe de nombreuses méthodes de détection d'anomalies intelligentes, y compris des méthodes d'apprentissage automatique telles que le SVM (Support Vector Machine) [11], l'OCSVM (One-Class Support Vector Machine) [12], la détection d'anomalies basée sur des méthodes statistiques et graphiques [13].

Dans ce travail, nous proposons un nouveau schéma hybride basé sur CAI via une collaboration large bande ajouté au détecteur intelligent DGM pour détecter tout comportement anormal du système de communication RC. Les attaques de brouilleurs et les mesures bruyantes dans le système apparaissent comme des patrons d'anomalies dans la matrice d'EC obtenue en utilisant un CAI basé sur un taux d'échantillonnage sous-Nyquist via une stratégie coopérative large bande. Toutes les observations compressées obtenues de tous les RCs sont recueillies dans cette matrice de données de dimension $(M \times N_1)$, où M est le nombre d'utilisateurs de RC, N_1 représente le nombre d'échantillons compressés.

La détection des attaques est très utile dans plusieurs domaines, notamment la détection des fraudes sur les cartes de crédit, les assurances, les soins de santé, la détection des valeurs aberrantes pour le cyber sécurité, la détection dans les systèmes essentiels à la sécurité, les activités militaires des ennemies, les dommages industriels et la détection des valeurs aberrantes de réseau [14].

La partie restante de ce travail est organisée comme suit. Le chapitre I explique l'état de l'art de la radio cognitive. Le chapitre II explique la sécurité au niveau la couche physique du radio cognitive. Le chapitre III explique l'échantillonnage compressif dans un régime large bande. Et le dernier chapitre VI est consacrée aux résultats et à la discussion. Enfin, conclusion Générale.

Chapitre I

État de l'art de la radio cognitive

1.1 Introduction

L'évolution des communications sans fil a introduit de nouveaux services et des applications qui nécessitent des débits de données élevés et une qualité de service (QoS) particulière. Cela a entraîné une augmentation spectaculaire de la demande de spectre de fréquences pour accueillir ces nouveaux services ou pour améliorer les services existants. Toutefois, la fréquence est caractérisée par des schémas d'attribution de fréquences statiques qui attribuent les bandes de fréquences existantes uniquement aux utilisateurs titulaires d'une licence. C'est le cas malgré que les mesures indiquent que le spectre est sous-utilisé par les utilisateurs sous licence pour des périodes de temps importantes [15]. Cela aggrave la rareté du spectre et le rend plus difficile de répondre au besoin d'un plus grand spectre. Par conséquent, le concept de la radio cognitive (RC) est une technologie prometteuse pour alléger le spectre des fréquences en permettant à des utilisateurs (secondaires) non autorisés d'accéder au spectre lorsqu'il n'est pas utilisé par les utilisateurs primaires sous licence. Dans ce chapitre, un aperçu de l'état de l'art de la radio cognitive sera discuté.

1.2. Radio cognitive

1.2.1 Historique

La radio cognitive est une technologie émergente en matière de communication sans fil. Il est encore trop tôt pour dire ce que semble être une radio cognitive pour différentes applications sans fil en raison de la complexité de la mise en œuvre de la radio cognitive dans la pratique. Par conséquent, l'histoire suivante montre les caractéristiques génériques de la technologie de la radio cognitive.

En 1999, le concept de radio cognitive a été proposé par Joseph Mitola III lors d'un séminaire à la KTH (l'Institut royal de technologie de Stockholm) : Une description détaillée du terme radio cognitive a été discutée pour la première fois dans un article rédigé par J. Mitola III et Gerald Q. Maguire [16].

En 2000, le terme "radio cognitive" a fait l'objet d'une description détaillée dans un article rédigé par J. Mitola III et Gerald Q. Maguire : J. Mitola III a écrit sa thèse de doctorat sur la radio cognitive comme extension naturelle du concept de SDR. Mitola a décrit le terme de radio cognitive comme suit : le point où les assistants numériques personnels (PDA) sans fil et les réseaux connectés sont suffisamment intelligents sur le plan informatique en ce qui concerne

les ressources radio pour détecter les besoins de communication des utilisateurs en fonction du contexte d'utilisation et fournir des ressources aux services radio et sans fil [17].

En 2002, la FCC a publié un rapport sur l'évolution de la technologie et sur l'incidence profonde que cette évolution aurait sur la politique du spectre.

En 2005, l'IEEE a lancé un projet de norme de la série 1900 pour la prochaine génération et la gestion du spectre.

En 2006, la FCC des Etats-Unis établit une règle et une ordonnance sur l'utilisation des dispositifs RCs dans les parties inutilisées des espaces blancs de télévision par le service de base secondaire.

L'IEEE a publié la norme 802.22 WRAN (Wireless Regional Area Network) comme norme officielle pour la RC en 2011.

1.2.2 Définitions

La radio cognitive est un type de communication sans fil dans lequel un émetteur-récepteur peut distinguer intelligemment les canaux de communication utilisés et ceux qui ne le sont pas, et se déplacer dans les canaux inutilisés tout en maintenant une distance stratégique par rapport aux canaux occupés. Cela permet d'améliorer l'utilisation des spectres de radiofréquences disponibles tout en minimisant les interférences avec les autres utilisateurs. C'est un modèle idéal pour la communication sans fil où les paramètres de transmission ou de réception du système ou du nœud sont modifiés pour éviter les interférences avec les clients licenciés ou non licenciés. [18]

1.2.3 Relation entre RC et SDR

L'une des principales caractéristiques de la RC est la capacité d'adaptation où les paramètres de la radio (fréquence porteuse, puissance, modulation, bande passante) peuvent être modifiés en fonction de : l'environnement radio, la situation, les besoins de l'utilisateur, l'état du réseau et la géo-localisation.

La SDR est capable d'offrir les fonctionnalités de flexibilité, de reconfigurabilité et de portabilité inhérente à l'aspect d'adaptation de la RC. Par conséquent, cette dernière doit être mise en œuvre autour d'un SDR. En d'autres termes, la SDR est une technologie habilitante pour la radio cognitive [19].

Bien que de nombreux modèles différents soient possibles l'un des plus simples qui décrit la relation entre la RC et la SDR est illustré dans la figure 1.1.

Dans ce modèle simple, les éléments de la RC entourent le support SDR. Le moteur cognitif représente la partie chargée de l'optimisation ou du contrôle du module SDR en se basant sur quelque paramètre d'entrée tels que les informations issues de la perception sensorielle ou de l'apprentissage de l'environnement radio, du contexte utilisateur, et de l'état du réseau.

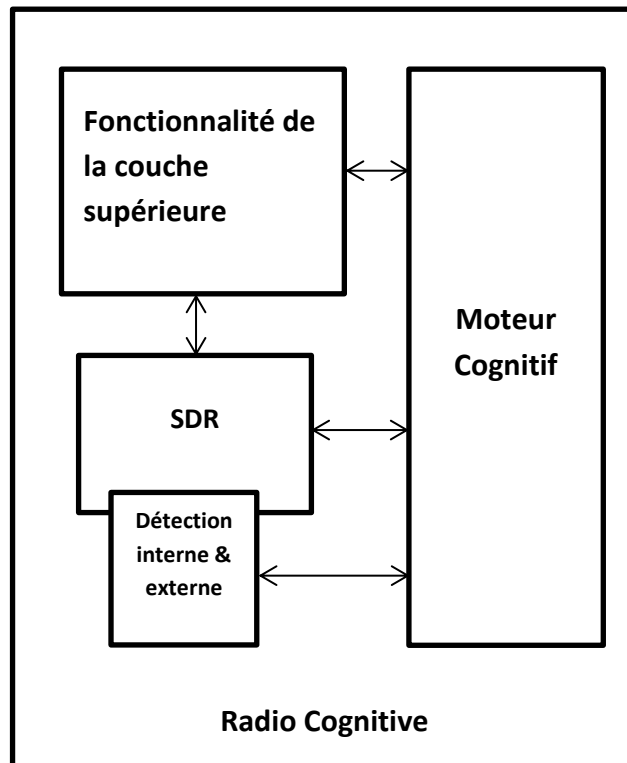


Figure 1.1 : Relation entre la radio cognitive et la radio logicielle restreinte

1.2.4 Architecture de la radio cognitive

Mitola a défini l'architecture d'une radio cognitive par un ensemble cohérent de règles de conception par lequel un ensemble spécifique de composants réalise une série de fonctions de produits et de services.

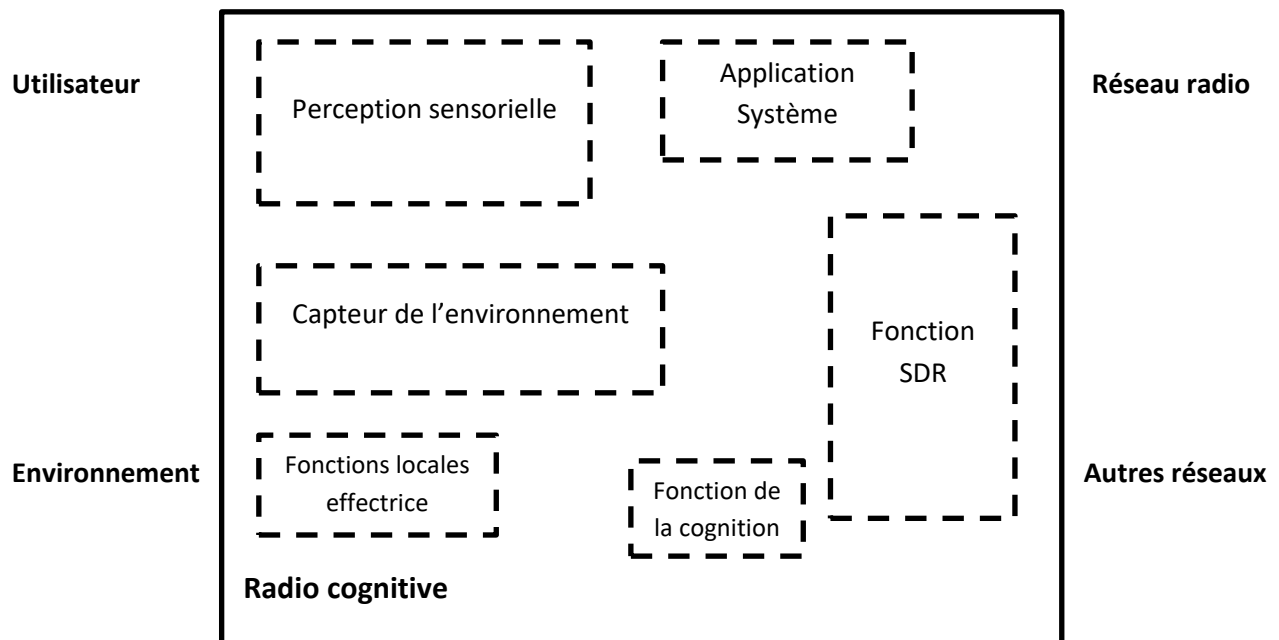


Figure 1.2 : Architecture de la radio cognitive

Les six composantes fonctionnelles de l'architecture d'une RC

1. Perception sensorielle de l'utilisateur qui inclut l'interface haptique (du toucher), acoustique, la vidéo et les fonctions de détections et de la perception.
2. Capteurs de l'environnement local (emplacement, température, accéléromètre, etc.)
3. Applications du système (services médias indépendants GPS).
4. Fonctions SDR (qui incluent la détection RF et les applications radio de la SDR).
5. Fonctions de la cognition (pour les systèmes de contrôle, de planification et d'apprentissage).
6. Fonctions locales effectrices (synthèse de la parole, du texte, des graphiques et des affiches multimédias) [19].

L'architecture du protocole de la RC est représentée dans la figure 1.3.

Dans la couche physique, la RF est mise en œuvre à base de radio définie par logiciel. Les protocoles d'adaptation de la couche MAC, réseau, transport et application doivent être conscients des variations de l'environnement radio cognitive. En particulier, les protocoles d'adaptation devraient envisager l'activité du trafic des principaux utilisateurs, les exigences de transmission d'utilisateurs secondaires et les variations de qualité du canal.

Pour relier tous les modules, un contrôle RC est utilisé pour établir des interfaces entre l'émetteur/récepteur SDR, les applications et services sans fil. Ce module radio cognitive utilise des algorithmes intelligents pour traiter le signal mesuré à partir de la couche physique, et pour recevoir des informations sur les conditions de transmission à partir des applications pour contrôler les paramètres de protocole dans les différentes couches [20].

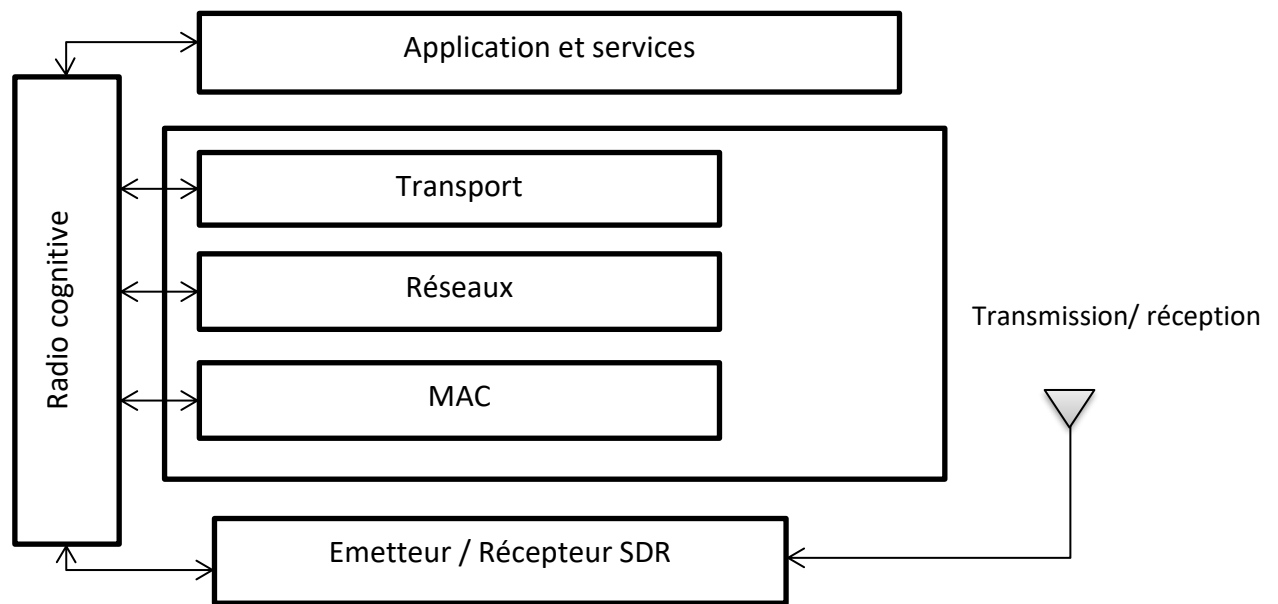


Figure 1.3 : Protocoles utilisés par la radio cognitive

1.2.5 Cycle de cognition

La composante cognitive de l'architecture de la RC comprend une organisation temporelle, des flux d'inférences et des états de contrôle.

Ce cycle synthétise cette composante de manière évidente. Les stimuli entrent dans la RC comme des interruptions sensorielles envoyées sur le cycle de la cognition pour une réponse.

Une telle radio cognitive observe l'environnement, s'oriente, crée des plans, décide, et puis agit [21].

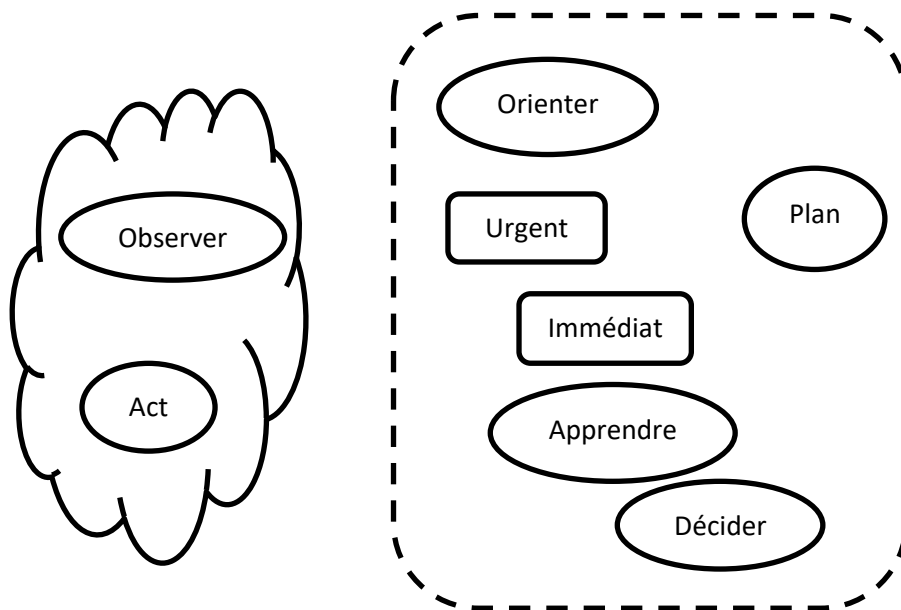


Figure 1.4 : Cycle de cognition de Mitola

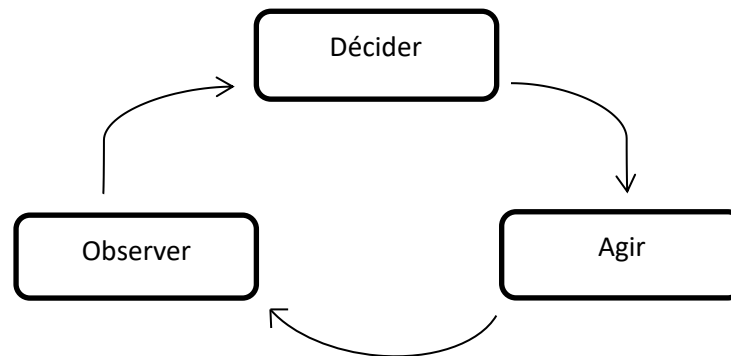


Figure 1.5 : Cycle de cognition simplifié

Phase d'observation (détecter et percevoir)

La RC observe son environnement par l'analyse du flux de stimuli entrant. Dans la phase d'observation, la RC associe l'emplacement, la température, le niveau de lumière des capteurs et ainsi de suite pour en déduire le contexte de communication. Cette phase lie ces stimuli à des expériences antérieures pour discerner les modèles au fil du temps.

La RC rassemble les expériences en se souvenant de tout.

Phase d'orientation

La phase d'orientation détermine l'importance d'une observation en liant à celle-ci une série connue de stimuli. Cette phase fonctionne à l'intérieure des structures de données qui sont analogues à la mémoire à court terme (STM), que les gens emploient pour s'engager dans un

dialogue sans forcément se souvenir de tout à la même mesure que dans la mémoire à long terme (LTM). Le milieu naturel fournit la redondance nécessaire pour lancer le transfert de la STM à la LTM. La correspondance entre les stimuli courants et les expériences stockées se fait par reconnaissance des stimuli ou par reliure.

La reconnaissance des stimuli se produit quand il y a une correspondance exacte entre un stimuli courant et une expérience antérieure.

Chaque stimulus est situé dans un contexte plus large, qui inclut d'autres stimuli et les états internes, y compris le temps. Parfois, la phase d'orientation provoque une action qui sera lancée immédiatement comme un comportement réactif "stimulus-réponse".

Une panne d'électricité, par exemple, peut directement invoquer un acte qui sauvegarde les données (le chemin "immédiate" de la phase action sur la figure). Une perte de signal sur un réseau peut invoquer une réaffectation de ressources. Cela peut être accompli via la voie marquée "urgent" dans la figure.

Phase de planification

Un message entrant du réseau serait normalement traité par la génération d'un plan (dans la phase de plan, la voie normale). Le plan devrait également inclure la phase de raisonnement dans le temps. Généralement, les réponses réactives sont préprogrammées ou apprises, tandis que d'autres réactions de délibération sont prévues.

Phase de décision

La phase de décision sélectionne un plan parmi les plans candidats. La radio peut alerter l'utilisateur d'un message entrant ou reporter l'interruption à plus tard en fonction des niveaux de QoI (Quality of Information) statués dans cette phase.

Phase d'action

Cette phase lance les processus sélectionnés qui utilisent les effecteurs sélectionnés qui accèdent au monde extérieur ou aux états internes de la RC.

L'accès au monde extérieur consiste principalement à composer des messages qui doivent être envoyés dans l'environnement en audio, ou exprimés dans différents langages appropriés.

Une action radio cognitive peut également actualiser les modèles internes, par exemple, l'ajout de nouveaux modèles aux modèles existants. L'acquisition de connaissance pourrait être achevée par une action qui crée les structures de données appropriées.

Phase d'apprentissage

L'apprentissage dépend de la perception, des observations, des décisions et des actions. L'apprentissage initial est réalisé à travers la phase d'observation dans laquelle toutes les perceptions sensorielles sont comparées à l'ensemble de l'expérience antérieure pour compter les évènements et se souvenir du temps écoulé depuis le dernier évènement.

L'apprentissage peut se produire quand un nouveau modèle est créé en réponse à une action [22].

1.2.6 Composantes de la radio cognitive

Les différentes composantes d'un émetteur/récepteur radio cognitive qui mettent en œuvre ces fonctionnalités sont présentées dans la figure 1.6 [20].

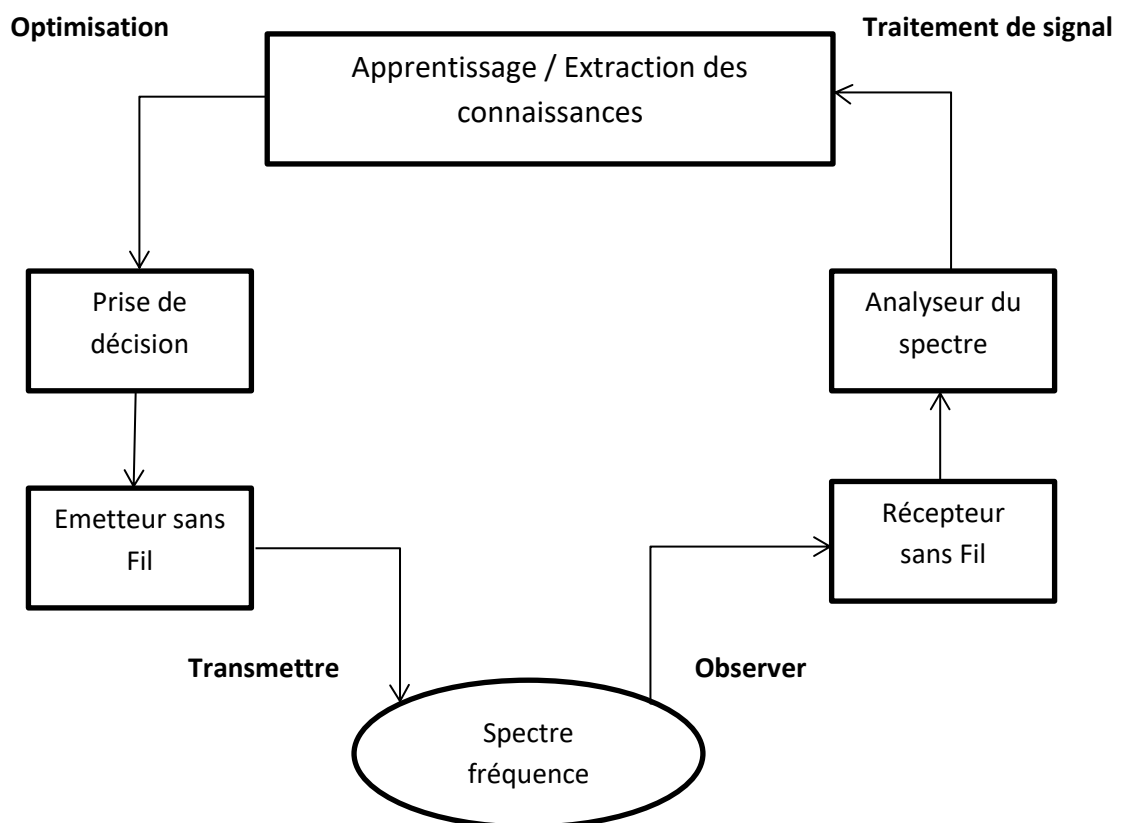


Figure 1.6 : Composantes de la radio cognitive

Émetteur / Récepteur : c'est le composant majeur avec les fonctions du signal de transmission de données et de réception. En outre, un récepteur sans fil est également utilisé pour observer l'activité sur le spectre de fréquence (détection du spectre). Les paramètres de

l'émetteur/récepteur dans le nœud de la RC peuvent être modifiés dynamiquement comme dicté par les protocoles de couches supérieures.

Analyseur de spectre : il utilise les signaux mesurés pour analyser l'utilisation du spectre (détecter la signature d'un signal provenant d'un utilisateur primaire et trouver les espaces blancs du spectre pour utilisateurs secondaires). L'analyseur de spectre doit s'assurer que la transmission d'un utilisateur primaire n'est pas perturbée si un utilisateur secondaire décide d'accéder au spectre. Dans ce cas, diverses techniques de traitement du signal peuvent être utilisées pour obtenir des informations sur l'utilisation du spectre.

Apprentissage et extraction de connaissances : une base de connaissances de l'environnement d'accès au spectre est construite et entretenue, qui est ensuite utilisée pour optimiser et adapter les paramètres de transmission pour atteindre l'objectif désiré sous diverses contraintes. Les algorithmes d'apprentissage peuvent être appliqués pour l'apprentissage et l'extraction de connaissances.

Prise de décision : après que la connaissance de l'utilisation du spectre soit disponible, la décision sur l'accès au spectre doit être faite. La décision optimale dépend du milieu ambiant, elle dépend du comportement coopératif des utilisateurs secondaires. Différentes techniques peuvent être utilisées pour obtenir une solution optimale.

Par exemple, la théorie d'optimisation peut être appliquée lorsque le système est modélisé comme une seule entité avec un seul objectif. En revanche, les modèles de la théorie des jeux peuvent être utilisés lorsque le système est composé d'entités multiples, chacun avec son propre objectif. L'optimisation stochastique peut être appliquée lorsque les états du système sont aléatoires.

1.2.7 Caractéristiques de la radio cognitive [23]

Il y a deux caractéristiques principales de la radio cognitive et on peut les définir comme suit

- a) **Capacité cognitive :** La capacité cognitive caractérise la capacité de saisir ou de détecter les données de son environnement radio de la technologie radio. Joseph Mitola a d'abord précisé la capacité cognitive en termes de cycle cognitif : "une radio cognitive observe constamment la nature, s'oriente, fait des plans, décide, puis agit".
- b) **Reconfigurabilité :** La capacité cognitive offre la conscience du spectre, la reconfigurabilité régit la capacité de la radio à changer les fonctions, permet à la radio cognitive d'être programmée dynamiquement selon l'environnement radio (fréquence, puissance de transmission, schéma de modulation, protocole de communication).

1.2.8 Fonctions de la radio cognitive [24]

La radio cognitive a quatre fonctions principales. La figure 1.7 montre le cycle cognitif de base

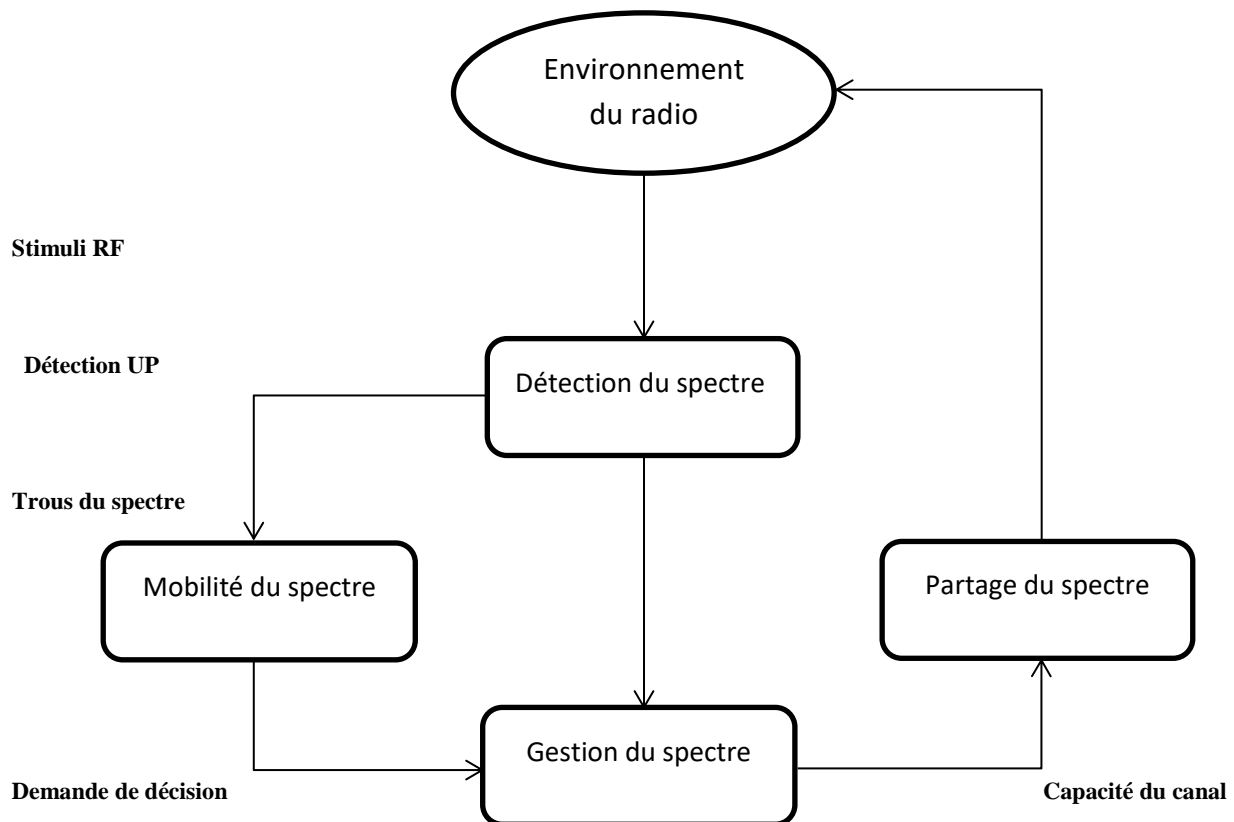


Figure 1.7 : Cycle cognitif de base

1.2.8.1 Détection du spectre (Spectrum sensing)

La principale étape de la détection du spectre est de décider de la présence d'un utilisateur primaire sur une bande fréquence. La radio cognitive a la capacité de communiquer le résultat de sa détection à d'autres radios cognitives dans le sillage de la détection du spectre. L'objectif principal de la détection du spectre est de découvrir l'état et l'activité du spectre en détectant périodiquement la bande de fréquences cible.

1.2.8.2 Gestion du spectre

Fournit la technique d'ordonnement raisonnable du spectre parmi les utilisateurs coexistant. L'espace blanc ou le canal disponible est rapidement choisi par la radio cognitive s'il est trouvé. Cette propriété de la radio cognitive est décrite comme la gestion du spectre.

1.2.8.3 Partage du spectre

La Radio Cognitive envoie la partie inutilisée (trou de spectre) à l'utilisateur secondaire (US) tant que l'utilisateur primaire (UP) ne l'utilise pas. Cette propriété de la radio cognitive est décrite comme le partage du spectre.

1.2.8.4 Mobilité du spectre

Lorsqu'un utilisateur autorisé (utilisateur primaire) est détecté, la radio cognitive vide le canal. Cette propriété de la radio cognitive est représentée par la mobilité du spectre, également appelée transfert

1.3 Applications de la RC

Applications des réseaux de radio cognitifs [25]

Parce que la radio cognitive est consciente de l'environnement spectral RF et est capable d'adapter ses paramètres de transmission à cet environnement, la radio cognitive et les concepts de radio cognitive peuvent être appliqués à une variété d'environnements de communication sans fil, en particulier dans les applications commerciales et sanitaires. Quelques-unes de ces applications sont énumérées ci-dessous :

1.3.1 Coexistence des technologies sans fil

Les techniques de radio cognitive ont été principalement envisagées pour réutiliser le spectre actuellement attribué au service de télévision. Les utilisateurs de réseaux régionaux sans fil (WRAN) peuvent profiter de la transmission de données à large bande par l'utilisation opportuniste du spectre sous-utilisé. En outre, les techniques d'accès dynamique au spectre joueront un rôle important dans la pleine interopérabilité et la coexistence de diverses technologies pour les réseaux sans fil. Par exemple, les concepts de radio cognitive peuvent être utilisés pour optimiser et gérer le spectre lorsque le réseau local sans fil (WLAN) et les dispositifs Bluetooth coexistent.

1.3.2 Réseaux de santé

Ils se sont également avérés utiles pour établir des réseaux de zones médicales qui peuvent être utilisés pour une surveillance omniprésente des patients, ce qui permet d'informer immédiatement les médecins des informations vitales concernant les patients, telles que le taux de sucre, la pression artérielle, l'oxygène du sang et l'électrocardiogramme (ECG), etc. Cela

présente l'avantage supplémentaire de réduire le risque d'infections et d'augmenter la mobilité du patient.

1.3.3 Réseaux sans fil hétérogènes

Du point de vue de l'utilisateur, un dispositif de radio cognitive peut découvrir de façon dynamique des informations sur les réseaux d'accès, par exemple Wifi et GSM, et décider quel réseau d'accès est le plus adapté à ses besoins et préférences. Ensuite, le dispositif de radio cognitive se reconfigurera pour se connecter au meilleur réseau d'accès. Lorsque les conditions environnementales changent, le dispositif de radio cognitive peut s'adapter à ces changements. L'information telle que perçue par l'utilisateur de la radio cognitive est aussi transparente que possible aux changements de l'environnement de communication.

1.4 Avantages et inconvénients de la RC

1.4.1 Avantages [26]

- Offre une meilleure utilisation et efficacité du spectre.
- Améliore la fiabilité des liaisons.
- Moins coûteux.
- Utilise des topologies de réseau avancées.
- Dispose d'une architecture de réseau simple.
- Facile à configurer et à mettre à niveau.
- Moins complexe.

1.4.2 Inconvénients :

- ❖ Fiabilité du logiciel
- ❖ Perte de contrôle
- ❖ Crainte d'adaptations indésirables.

1.5 Défis de la RC

L'écoute du spectre est considérée comme la tâche la plus cruciale pour établir des réseaux RC [27] et la tâche même sur laquelle repose le fonctionnement de la RC. Cependant, elle est confrontée à plusieurs problèmes, car elle devrait fonctionner de manière fiable et robuste même dans les pires [28]. Ces problèmes peuvent être résumés comme suit [29] :

a) Incertitude du canal

En raison de l'évanouissement du canal ou de l'ombre portée par les obstacles, un signal reçu de faible intensité peut fournir une information erronée. Les RCs doivent être suffisamment sensibles pour écouter et distinguer un signal de l'UP évanoui d'un espace blanc.

b) Incertitude sur le bruit

La sensibilité de l'écoute mentionnée ci-dessus est définie comme le rapport signal/bruit (SNR) minimum auquel le signal primaire peut être détecté avec précision avec une probabilité préalablement choisie et est inversement proportionnelle à la puissance de bruit. Par conséquent, le calcul de la sensibilité de détection nécessite la connaissance de la puissance de bruit ; toutefois, cette information n'est pas disponible par l'UP et doit être estimée au niveau du récepteur qui est l'US. De plus, l'estimation est sujette à des erreurs d'étalonnage et à des variations de bruit thermique. Comme un RC peut ne pas satisfaire à l'exigence de sensibilité en raison d'une sous-estimation de la puissance de bruit, la sensibilité de détection doit être calculée avec l'hypothèse de bruit la plus défavorable, ce qui nécessite un détecteur plus sensible.

c) Incertitude d'interférence globale

Le déploiement futur éventuel des réseaux RC pourrait conduire à une situation dans laquelle un nombre inconnu d'USs utiliseraient la même bande sous licence. Par conséquent, l'écoute du spectre sera affectée par une augmentation de l'interférence global, qui est le résultat combiné de l'utilisation de plusieurs USs fonctionnent sur la même bande. Même si l'UP est hors de la plage d'interférence d'un US, l'interférence global peut devenir préjudiciable. Cette incertitude crée un besoin pour un détecteur d'UP plus sensible, car un système secondaire peut interférer de façon nuisible avec l'UP située hors de sa plage d'interférence, et donc il devrait être capable de les détecter.

d) Incertitude due à un nœud caché

Le problème du nœud caché, se produit lorsque la RC est dans l'ombre, en cas d'évanouissement important par trajets multiples ou à l'intérieur de bâtiments à forte perte de pénétration, alors qu'un UP fonctionne à proximité. Dans un tel cas, un RC peut ne pas détecter la présence du signal de fonctionnement de l'UP et peut commencer à utiliser un canal occupé, ce qui provoque des interférences nuisibles au réseau d'USs.

e) Sensibilisation, adaptabilité, fiabilité

La capacité de sensibilisation d'une RC comprend, entre autres, des connaissances relatives au spectre RF. En étant conscient et en s'adaptant à son environnement, un RC est capable de remplir les trous de spectre appropriés et de servir ses utilisateurs de manière fiable sans causer d'interférences préjudiciable à l'utilisateur sous licence. Une fois que l'UP est détectée, la RC doit se retirer du spectre, dès que possible, pour minimiser les interférences qu'elle peut éventuellement subir. C'est une tâche très difficile car divers UPs appliqueront des stratégies de modulation, des débits de données et des puissances de transmission différents en présence d'environnements de propagation variables et d'interférences générés par d'autres USs.

f) Fréquences d'échantillonnage élevées et exigences strictes en matière de synchronisation

La RC doit être utilisée pour détecter les fréquences assignées aux divers systèmes de communications sans fil et normes de réseau existants, la largeur de bande de détection des systèmes RC doit aller de centaines de MHz à plusieurs GHz. Cela pose un défi supplémentaire à leurs capacités de détection du spectre. Des taux d'échantillonnage très élevés sont nécessaires si l'on veut utiliser les méthodes classiques d'estimation du spectre pour la détection du spectre. L'obtention de taux d'échantillonnage élevés nécessite la mise en œuvre de convertisseurs analogique-numérique (CAN) à très haut débit, ce qui n'est pas toujours réaliste avec les technologies actuelles. De plus, les CANs à haute vitesse sont gourmands en énergie. Par ailleurs, les exigences strictes en matière de temps pour la surveillance du spectre en évolution dynamique ne permettent de recueillir qu'un nombre limité de mesures pour la détection. Ces mesures peuvent ne pas être suffisantes pour la reconstruction du signal à haute résolution en raison de la grande largeur de bande occupée.

1.6 Accès dynamique au spectre (ADS)

La réglementation actuelle sur le spectre est une sorte de politique statique d'assignation du spectre. Le spectre est assigné à des utilisateurs autorisés sur une base à long terme pour de grandes régions géographiques [30]. Avec l'augmentation du nombre de dispositifs sans fil, la demande de communication augmente. La demande de spectre est si élevée que la Communication fédérale.

La Commission fédérale des communications (FCC) des Etats-Unis envisage d'utiliser l'ADS pour ouvrir les bandes sous licence aux utilisateurs sans licence [30].

RC a quatre fonctions, à savoir la détection du spectre, la gestion du spectre, la mobilité du spectre et le partage du spectre. La mise en œuvre de ces fonctions expose à de graves menaces de sécurité.

La détection du spectre est définie comme la détection des trous dans le spectre et le partage du spectre sans interférence avec d'autres utilisateurs. Dans l'ADS, les principaux utilisateurs ont une licence pour utiliser une certaine bande de fréquences et, lorsqu'ils ne l'utilisent pas. Ainsi, leur spectre disponible peut être utilisé par les USs. Ces USs ont besoin d'un algorithme de détection pour détecter les trous dans le spectre pour la communication.

La gestion du spectre est le processus de sélection du meilleur canal disponible. Elle permet de sélectionner les bandes les plus appropriées parmi les bandes disponibles en fonction des exigences de qualité de service de l'application [30].

Le partage du spectre permet d'éviter que plusieurs utilisateurs n'entrent en collision dans la partie du spectre qui se chevauche.

Il existe un autre concept appelé mobilité du spectre qui se réfère au maintien d'une communication transparente pendant la transition vers un meilleur spectre. Le processus consistant à libérer la bande de fréquences actuelle et à passer à une nouvelle bande de fréquences disponible est appelé transfert de spectre [30]. Pendant le transfert du spectre, les menaces à la sécurité sont graves.

1.7 Écoute du spectre

L'écoute de spectre est la fonction la plus importante dans le cycle cognitif. Il fournit à l'US les informations nécessaires pour accéder au spectre avec précision et efficacement à un certain moment et à une certaine position sur le spectre. L'écoute du spectre est dans différentes dimensions, notamment la fréquence, le temps et la zone géographique, code et angle. Des recherches importantes ont été menées dans le domaine de l'écoute du spectre, pour aborder les diverses techniques d'écoute du spectre, les dimensions de l'écoute et de détecter les défis [31].

1.8 Écoute collaborative du spectre

L'écoute collaborative a été proposée pour surmonter les problèmes rencontrés à l'écoute du spectre comme l'incertitude du bruit, l'évanouissement par trajets multiples et l'ombre. Il est également soulagé le problème principal caché de l'utilisateur et réduit le temps de l'écoute [18]. Dans l'écoute collaborative : plusieurs USs écoutent le spectre et partagent leur écoute

pour prendre la décision finale quant à la présence de l'UP. Il existe deux approches pour effectuer une écoute collaborative ; centralisée et distribuée.

1.8.a. Écoute collaborative centralisée

En écoute centralisée, une unité centrale, appelée centre de fusion (CF), rassemble les informations d'écoute locale de toutes les USs et décide si l'UP existe ou non comme le montre la figure ci-dessous. Différents algorithmes de fusion peuvent être utilisés par le CF pour combiner les informations d'écoute locale telles que la fusion douce (données) et dure (décision) des algorithmes de fusion. Le CF diffuse la décision finale à toutes les USs.

1.8.B. Écoute collaborative distribuée

Dans le cas de l'écoute distribuée, l'unité de surveillance reçoit des informations d'écoute de l'US dans son voisinage et en fonction de ses propres informations d'écoute et du reçu d'autres USs, il prend une décision concernant la présence de l'UP. L'avantage principal de cette approche est le coût réduit, le CF n'est pas nécessaire. Toutefois, chaque US doit être équipé d'une unité d'écoute individuelle.

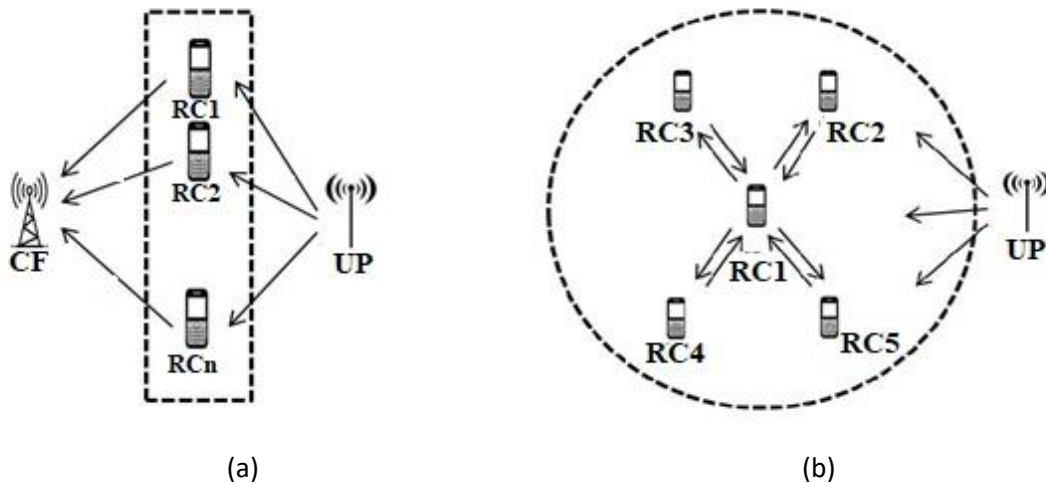


Fig 1.8 (a) Ecoute collaborative centralisée **Fig 1.8 (b)** Ecoute collaborative distribuée

1.9. Ecoute du spectre à large bande

Alors que les schémas traditionnels de l'écoute du spectre à bande étroite ont mis l'accent sur l'exploitation sur une gamme de fréquences étroite, les réseaux de radio cognitive devront éventuellement exploiter les possibilités spectrales sur une large gamme de fréquences allant des centaines de mégahertz à plusieurs gigahertz pour atteindre un débit opportuniste plus élevé

[31]. Par exemple, pour exploiter l'espace blanc dans la bande de télévision UHF, il faut utiliser des techniques d'écoute à large bande. Approche d'écoute du spectre à bande étroite ne peut pas être utilisé directement pour l'écoute à large bande car il prend une seule décision binaire pour le spectre entier et ne peut donc pas identifier l'état d'occupation des canaux individuels.

L'écoute du spectre à large bande peut être divisée en deux types : Nyquist à large bande et sous-Nyquist à large bande. L'écoute à large bande de Nyquist traite les signaux reçus échantillonnés à un taux égal ou supérieur au taux de Nyquist, ce qui nécessite la fréquence d'échantillonnage doit être au moins égale au double de la largeur de bande du signal. Comme la technologie de Nyquist imposent de sérieux défis tant au niveau du matériel d'acquisition et sur les processeurs de stockage et de signaux numériques ultérieurs. Comme approche sous-Nyquist acquiert des signaux en utilisant un taux d'échantillonnage beaucoup plus faible que le taux de Nyquist, il attire plus et plus d'attention pour obtenir une écoute plus flexible et plus rapide du spectre à large bande.

1.9.1. Ecoute du spectre à large bande du sous-Nyquist

En raison des inconvénients d'un taux d'échantillonnage élevé ou d'une grande complexité de mise en œuvre dans les systèmes de Nyquist, les approches sous-Nyquist attirent de plus en plus l'attention pour des algorithmes, des applications et des dispositifs de traitement du signal rapides, efficaces et peu coûteux.

Landau dans [32] a démontré qu'un signal arbitraire à large bande peut être parfaitement reconstruit s'il est échantillonné à un taux qui n'est pas inférieur à la largeur de bande totale du spectre occupé.

Comme les signaux sans fil sur un spectre ouvert sont généralement rares dans le domaine des fréquences, il peut être récupéré par un échantillonnage à un taux bien inférieur au taux de Nyquist en pratique.

L'échantillonnage compressif (EC), en tant que nouveau paradigme d'échantillonnage, facilite l'acquisition du signal en réduisant le nombre d'échantillons requis pour la reconstruction du signal original, et donc semble être une technique prometteuse pour l'écoute à large bande [33]. Le processus complet de l'EC comprend trois parties : la représentation sparse du signal, la collecte des mesures (codage linéaire) ; la reconstruction sparse (décodage non linéaire).

1.10. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons mis l'accent sur les principales notions de la radio cognitive, partant d'un petit historique sur la RC, en passant par le fonctionnement, l'architecture, le cycle de cognition, etc. Nous avons aussi présenté quelques domaines d'application de la RC pour mettre en considération l'utilité de ses concepts.

La radio cognitive est un domaine aux frontières des télécommunications et de l'intelligence artificielle. Elle est, avant tout, un système radio qui met en place, en plus de sa fonction principale (la communication), un "cycle cognitif " qui lui permet de comprendre son contexte et d'agir en conséquence. Globalement, elle offre aux utilisateurs un débit et une QoS accrus soit une augmentation du confort dans leurs communications.

Ce chapitre nous a permis de conclure que les réseaux de RC permettent une gestion optimisée du spectre et une meilleure exploitation de la bande passante disponible.

Chapitre II

Sécurité de la couche physique au niveau de la radio

2.1 Introduction

La couche physique des réseaux de RC est censée d'avoir la capacité de détecter et d'apprendre son environnement RF environnant. Cependant, il s'agit également d'une faiblesse critique qui peut être exploitée par un adversaire pour lancer des activités malveillantes [34]. Par exemple, l'adversaire peut émettre un signal de brouillage dans l'intention de modifier l'environnement RF réel, ce qui peut créer des erreurs et dysfonctionner des unités centrales légitimes. De plus, en raison de la nature de la propagation radio, tout nœud de réseau dans la couverture de transmission d'une unité centrale peut entendre les communications confidentielles de l'unité centrale et peut interpréter illégalement les informations confidentielles. Par conséquent, la nature hautement dynamique et ouverte de la couche physique de la RC fait que les communications cognitives deviennent extrêmement vulnérables aux diverses activités malveillantes résultant des attaques internes et externes.

La sécurité de la couche physique des réseaux de RC a attiré une attention croissante de la part des chercheurs dans ces dernières années [35]. Des études considérables ont été menées pour protéger les communications RC contre des attaques malveillantes. Plus précisément, un brouilleur a l'intention de créer des erreurs pour les signaux sources reçus par les utilisateurs secondaires. En revanche, un attaquant de brouillage émet un signal radio indésirable pour brouiller la réception du signal dans les USs légitimes afin de perturber les services de communication [36], ce qui est également connu sous le nom de brouilleur. Il convient de souligner que le brouilleur transmette un signal actif, qui peut être détecté par des unités centrales légitimes afin que certaines stratégies de prévention puissent être adoptées.

2.2. Attaques de la couche physique dans les réseaux de la RC

Dans cette section, nous concentrons sur les attaques de la couche physique dans les réseaux de RC. Comme le montre la Figure ci-dessous, un cycle de RC comprend trois étapes typiques, à savoir l'observation, le raisonnement et l'action. Bien que ces trois étapes cognitives permettent à un US de connaître son environnement RF environnant et d'adapter ses paramètres de transmission à tout changement de l'environnement, elles sont vulnérables à diverses attaques et introduisent des menaces de sécurité supplémentaires.

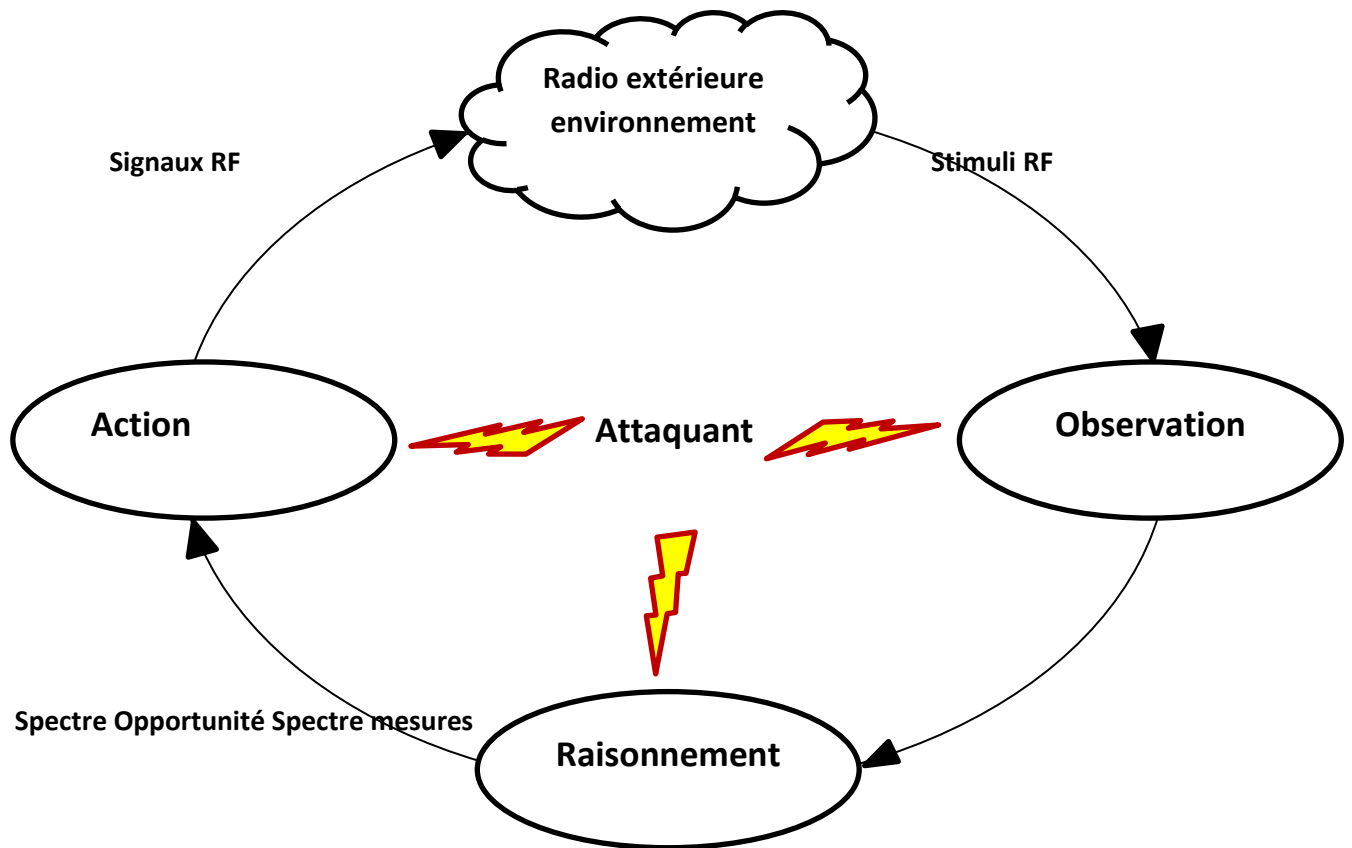


Figure. 2.1 : Illustration d'un cycle RC typique.

2.2.1. Brouillage

Le brouilleur tente d'émettre un signal radio pour interférer avec les communications souhaitées entre les unités de contrôle légitimes [38]. Comme le montre la Figure 2.1, après avoir identifié une possibilité de spectre disponible aux stades de l'observation et du raisonnement, une unité centrale légitime serait programmée pour transmettre son signal vers sa destination prévue par le trou de spectre détecté. En raison du caractère diffus de la propagation radio, un brouilleur peut facilement perturber les transmissions légitimes entre les unités centrales en envoyant un brouillage de puissance suffisamment élevée. Si un brouilleur est présent pour interférer avec la transmission cognitive, l'intensité du signal reçu et le taux d'erreurs du problème d'anomalies rencontrés à la destination souhaitée augmenteraient considérablement, ce qui peut donc être considéré comme des indicateurs appropriés pour détecter la présence de l'attaque de brouillage.

2.2.2 Modèle du signal de brouillage

Il existe plusieurs modèles d'attaques de brouilleurs qui peuvent être utilisés par un utilisateur ennemi. Ces différentes attaques peuvent être utilisées pour brouiller un canal radio ou fréquence. Dans ce travail, on propose un seul type de brouillage qui est de type à impulsion sinusoïdale comme suit

2.2.2.1. Signal de brouillage à impulsion sinusoïdale

L'addition du signal de brouillage au signal primaire source et bruit blanc gaussien,

$$j(t) = \sqrt{2J} \sum_{k=-\infty}^{\infty} P_j(t - kT_j) \sin(2\pi f_j t + \theta_j) \quad (2.1)$$

Où ; f_j et θ_j sont la fréquence et la phase de brouilleur respectivement, J : est la puissance du signal de brouillage pulse, T_j : est le temps entre deux impulsions successives [38].

$$P_j(t) = \begin{cases} 1 & 0 \leq t \leq \tau_j \\ 0 & \text{autre} \end{cases}$$

P_j : est la forme d'impulsion, τ_j : est le rapport cyclique ou la largeur d'impulsion.

2.3. Technique intelligente pour la détection de l'effet de brouillage dans le spectre

2.3.1. Distribution gaussienne multivariée pour la détection d'anomalies

En théorie des probabilités et en statistique, la distribution normale multi-variée, la distribution gaussienne multi-variée est une généralisation de la distribution normale unidimensionnelle (uni variée) à des dimensions supérieures. Une définition est qu'un vecteur aléatoire est dit à k-variables normalement distribués si chaque combinaison linéaire de ses k composantes a une distribution normale uni variée. Son importance découle principalement du théorème de la limite centrale multi-variée. La distribution normale multi-variée est souvent utilisée pour décrire, au moins approximativement, tout ensemble de variables aléatoires de valeur réelle (éventuellement) corrélées, chacune d'entre elles se regroupant autour d'une valeur moyenne.

2.3.1.1. Distribution gaussienne multi-variée (DGM)

Nous proposons un algorithme bien connu d'apprentissage automatique [39], à savoir la technique de distribution gaussienne multi-variée : La DGM est une généralisation de la fonction de densité de probabilité gaussienne en grandes dimensions [40]. Dans l'espace M-dimensionnel, la fonction de densité de probabilité (FDP) est donnée par

$$p(\mathbf{y}, \boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma}) = \frac{1}{(2\pi)^{M/2} |\boldsymbol{\Sigma}|^{1/2}} \exp\left(-\frac{1}{2}(\mathbf{y} - \boldsymbol{\mu})^T \boldsymbol{\Sigma}^{-1}(\mathbf{y} - \boldsymbol{\mu})\right), \quad (2.2)$$

Où, $\boldsymbol{\mu} = E[\mathbf{y}]$ est la moyenne du vecteur, et $\boldsymbol{\Sigma}$ est la matrice de covariance de dimension

$(M \times M)$ défini par

$$\boldsymbol{\Sigma} = E[(\mathbf{y} - \boldsymbol{\mu})(\mathbf{y} - \boldsymbol{\mu})^T], \quad (2.3)$$

Où $|\boldsymbol{\Sigma}|$ déterminant de $\boldsymbol{\Sigma}$.

Pour classer les observations, nous faisons un seuil basé sur le test ε : limites de confiance/niveau de signification, où ρ est un paramètre pour obtenir la proportion de la probabilité maximale. Les plus petites valeurs de ρ donnent des probabilités plus élevées que les valeurs plus grandes. ρ Prend une valeur entre 2 et 4 sur une échelle linéaire pour obtenir la meilleure performance de détection. Nous avons défini la fonction de classification des données d'essai comme suit

$$\varepsilon = \frac{1}{(2\pi)^{M/2} |\boldsymbol{\Sigma}|^{1/2}} \exp\left(-\frac{1}{2}\rho^2\right) \quad [41] \quad (2.4)$$

2.3.1.2. Algorithme du détecteur intelligent d'anomalies DGM

Pour établir l'algorithme de détection d'anomalies, on appelle un détecteur intelligent nommé DGM en se basant sur la matrice de données d'EC du système.

Algorithme : DGM pour la détection d'anomalies

Entré : $\mathbf{Y}(M \times N_1)$ matrice de données d'EC.

Début

1. Calculer la moyenne, la covariance,

$$\boldsymbol{\mu} = \frac{1}{N_1} \sum_{j=1}^{N_1} \mathbf{y}^{(j)};$$

$$\boldsymbol{\Sigma} = \frac{1}{N_1} \sum_{j=1}^{N_1} (\mathbf{y}^{(j)} - \boldsymbol{\mu})(\mathbf{y}^{(j)} - \boldsymbol{\mu})^T$$

2. Calculer la probabilité de distribution gaussienne multi-variée

$$p(y) = \frac{1}{(2\pi)^{M/2} |\Sigma|^{1/2}} \exp\left(-\frac{1}{2}(y - \mu)^T \Sigma^{-1}(y - \mu)\right),$$

3. Signaler si elle est anormale ou normale, avec le seuil $\varepsilon = 0.025$ (par défaut) distribution de probabilité moyenne est 97,5%.

$$teste = \begin{cases} si & p(y) > \varepsilon & \text{déclaré comme anomalie} \\ si & p(y) \leq \varepsilon & \text{déclaré comme normal} \end{cases}$$

Fin

2.4 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons d'abord présenté une étude d'attaque de la couche physique dans un système de RC, par un brouilleur. La sécurité de la couche physique des communications RC en présence d'un brouilleur radio. Il a été montré que l'effet de brouillage sur les signaux primaires crée des informations erronées. Afin d'améliorer la sécurité de la couche physique des communications cognitives, nous avons proposé un algorithme intelligent pour détecter la présence de l'effet de l'attaquant dans le spectre.

Chapitre III

Échantillonnage compressif dans un régime large bande

3.1 Introduction

Récemment, l'écoute compressive (EC), également connu sous le nom d'échantillonnage compressif ou d'échantillonnage sparse [42], a fait l'objet de recherches approfondies dans divers domaines tels que le traitement numérique des images, l'estimation des canaux sans fil, l'imagerie radar, la radio cognitive, l'électromagnétisme, etc. Le concept de RC a été proposé par J. Mitola à la fin des années 1990 [43] et après sa conception, plusieurs chercheurs et organismes industriels, universitaires et réglementaires ont travaillé à la mise en œuvre de cette technologie. Elle a un large éventail de domaines d'application allant des espaces blancs de télévision [44] aux communications par satellite [45]. Les principales fonctions d'un RC sont de connaître l'environnement radioélectrique environnant, c'est-à-dire de connaître le spectre, et d'utiliser efficacement les possibilités spectrales disponibles, c'est-à-dire l'exploitation du spectre. Selon la théorie de la RC, certains signaux peuvent être récupérés à partir de beaucoup moins d'échantillons ou de mesures que les échantillons requis par les méthodes traditionnelles [42]. Dans cette approche, un nombre réduit de mesures est obtenu à partir du flux de données entrant et devrait pouvoir être reconstitué à partir de ce petit nombre de mesures. Cette méthode combine essentiellement les concepts clés suivants : (i) une représentation sparse avec un choix de base linéaire pour la classe du signal souhaité, et (ii) des mesures incohérentes du signal considéré pour extraire le maximum d'informations en utilisant le nombre minimum de mesures [46]. Dans les signaux sparse, la plupart de l'énergie du signal est concentrée dans quelques coefficients non nuls. De plus, pour appliquer la théorie d'EC, le signal peut-être compressible dans des représentations sparse dans un domaine de transformation connu [47]. Par exemple, les signaux lisses sont sparse sur la base de Fourier alors que les signaux lisses par morceaux sont sparse sur la base des ondelettes [42].

3.2. Échantillonnage compressive

Afin de détecter le spectre radioélectrique à large bande, les systèmes de communication doivent utiliser simultanément plusieurs frontaux RF, ce qui peut entraîner un temps de traitement long, un coût matériel élevé et une complexité de calcul. Pour résoudre ces problèmes, des techniques d'écoute du spectre rapides et efficaces sont nécessaires. L'écoute compressive a été proposée comme une solution peu coûteuse pour la détection dynamique du spectre à large bande dans les réseaux de radio cognitive afin d'accélérer le processus d'acquisition et de minimiser le coût du matériel [48]. Elle consiste à acquérir directement un signal sparse sous sa forme compressée qui comprend le maximum d'informations en utilisant

un minimum de mesures, puis de récupérer le signal original au niveau du récepteur. Au cours de la dernière décennie, un certain nombre de techniques d'écoute compressive ont été proposées pour permettre l'échantillonnage du spectre radioélectrique à large bande à un taux d'échantillonnage de sous Nyquist. Toutefois, ces techniques souffrent d'une incertitude due à des mesures aléatoires, ce qui dégrade leurs performances [49]. Pour améliorer l'efficacité de l'écoute compressive, de traiter l'incertitude, l'échantillonnage du signal nécessite une matrice d'échantillonnage rapide, structurée et robuste ; et la récupération du signal nécessite un algorithme de reconstruction précis et rapide [50].

3.3. Modèle du signal

Soit $x(t)$ le signal source d'UP analogique à large bande reçu par chaque utilisateur RC. Nous supposons une écoute coopérative centralisée à large bande où un groupe d'utilisateurs M RC communique avec le CF par des canaux de commande ou de contrôle. Pour les canaux radio entre l'utilisateur primaire (UP) et les RCs, nous supposons un évanouissement plat avec une distribution de Rayleigh et un effet d'ombre et nous supposons des canaux entre les RCs et le CF. L'écoute par chaque utilisateur RC est effectuée périodiquement et les mesures compressées sous forme d'une matrice de données sont envoyées au CF. Considérons une représentation continue du signal reçu $r(t)$ à chaque utilisateur RC en présence de mesures bruitées et le signal de brouillage est donné par

$$r_l(t) = h_l s(t) + h'_l j(t) + w_l(t), \quad t = 1, \dots, N, l = 1, \dots, M \quad (3.1)$$

N : est le nombre de points qui représente le signal source dans un domaine du temps discret.

M : est le nombre de RCs.

Où, h_l représente les canaux radios entre UP et RCs, $r_l(t)$ est le signal reçu par chaque utilisateur RC, $s(t)$ est le signal reçu quand l'UP est présent et $w_l(t)$ est le bruit gaussien blanc additive, j : est le signal de brouillage reçu quand le brouilleur est présent, h'_l : représente les canaux entre UB et utilisateurs RC.

Nous supposons qu'un simple utilisateur de RC observe et échantillonne le signal reçu $r(t)$ à la fréquence d'échantillonnage de sous-Nyquist. Ensuite, l'utilisateur RC simple envoie ses observations compressées au CF pour qu'elles soient traitées. Et nous pouvons généraliser cette méthode pour tous les utilisateurs de RC par le biais de la collaboration centralisée. Nous avons décrit ci-dessus les deux hypothèses H_0 and H_1 :

$$H_0 : r_l = h_l s + w_l \quad (3.2)$$

$$H_1 : r_l = h_l s + h'_l j + w_l \quad (3.3)$$

Où, H_0 signifie que le signal primaire source est corrompu par le bruit blanc gaussien seulement, et H_1 signifie que le signal primaire source est corrompu par le bruit blanc gaussien et le signal de brouillage ensemble.

Le détecteur DGM est capable de détecter les anomalies basées sur la valeur du seuil, en ayant les mesures complètes compressées collectées sous forme d'une matrice de données multi variées considérées comme entrée pour ce détecteur proposé. Afin de rendre possible la détection du problème des anomalies avec un nombre d'échantillons plus faible N_1 relativement au taux d'échantillonnage de Nyquist, nous considérons dans ce travail la technique d'EC. Dans ce cas et pour chaque utilisateur simple de RC, nous observons le signal reçu r compressé avec un taux d'échantillonnage très inférieur à celui de Nyquist en utilisant l'EC tel que :

$$y = \Phi x + w \quad (3.4)$$

Où, $y \in \mathbb{R}^{N_1}$ les mesures compressées, Φ est la matrice d'écoute, $x \in \mathbb{R}^N$ est le signal reçu comme $s(t)$ ci dessus, w est le bruit blanc gaussien, et $N_1 \ll N$. Il est montré qu'avec quelque conditions sur Φ il est possible de récupérer x en se basant sur les mesures compressées $y_j (j = 1, \dots, N_1)$

La matrice de données d'EC qui explique notre système hybride, obtenue par une stratégie coopérative centralisée à large bande, est considérée directement comme l'entrée du détecteur proposé au niveau du CF ; tout ceci s'est produit en présence ou absence de brouilleur. Nous utilisons une matrice d'écoute appropriée Φ qui décrit la technique d'EC. Nous supposons que tous les utilisateurs de RC ou les USs peuvent utiliser une même matrice Φ ou des matrices différentes pour chaque RC. Ici, nous supposons que tous les RCs utilisent la même matrice Φ .

Il est clair que l'envoi de toutes les mesures compressées par chaque RC via une coopérative centralisée nécessite moins d'énergie de consommation, réduit les coûts et offre une bande passante plus petite pour le canal radio de contrôle que le taux d'échantillonnage de Nyquist. Dans les sections suivantes, nous examinons le signal primaire compressé à large bande et la matrice Φ ainsi que le détecteur proposé au CF par le biais d'une stratégie coopérative centralisée à large bande, comme indiqué dans la figure 3.1.

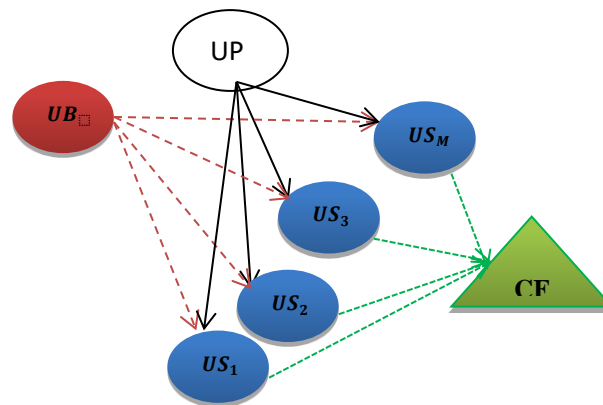


Fig.3.1 : stratégie centralisée coopérative large bande dans la présence d'un seul brouilleur.

3.4. Modèle du système basé sur un taux d'échantillonnage de sous-Nyquist réalisé par un CAI

3.4.1 Dans le cas d'un simple RC basé sur l'EC.

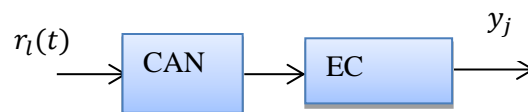


Fig 3.2 : CAN suivi d'EC pour un simple utilisateur RC [51], [52].



Fig 3.3 : convertisseur analogique information CAI [51], [52]

Nous commençons par décrire la méthode d'EC pour un simple utilisateur de RC. La Figure.3.2 explique la technique d'EC pour un simple utilisateur RC. Le signal analogique large bande en bande de base $r(t)$ est échantillonné à l'aide d'un convertisseur CAI via un démodulateur aléatoire (DA) comme montre la figure 3.4 [53]. Un CAI comme montre figure III.3 peut être considéré comme un convertisseur CAN fonctionnant à une fréquence d'échantillonnage de Nyquist suivi de l'EC.

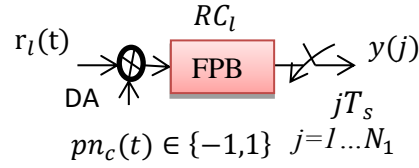


Figure 3.4 : CAI via DA pour chaque RC [53].

T_s : est la période d'échantillonnage.

Tout d'abord, pour expliquer un schéma d'écoute large bande basé sur l'EC via la collaboration, nous aimerions suivre [54], [55]. Le signal analogique large bande $x(t), 0 \leq t \leq T, \{x \in \mathbb{R}^N\}$, sera représenté comme une somme finie de fonctions de base $\psi_i(t)$ comme décrit ci-dessous

$$x(t) = \sum_{i=1}^N s_i \psi_i(t), \quad t = 1, \dots, N; \quad (3.5)$$

Où quelques coefficients s_i sont très grands que zéro à cause de la compressibilité de $x(t)$. En particulier, avec une technique d'EC en temps discret, on considère un vecteur $(N \times 1)$ puis $x = \Psi s$ où Ψ [56] est la matrice de base de compressibilité/sparsité $(N \times N)$ et s un vecteur $(N \times 1)$ avec $K < N_1 \ll N$, ce qui signifie que K -sparse est le nombre de coefficients s_i non nuls. Il a été démontré que x peut être récupéré en utilisant des échantillons de projection linéaire non adaptative $N_1 = KO(\log N)$ sur $\Phi \in \mathbb{R}^{N_1 \times N}$ qui est incohérent avec la matrice de base $\Psi \in \mathbb{R}^{N \times N}$.

Considérons que nous aimerions reconstruire tous les N coefficients de x , à partir d'échantillons compressés y_j décrit ci-dessous

$$y_j = \langle x, \phi_j \rangle = \sum_{i=1}^N \phi_{ji} x(i), \quad j = 1, \dots, N_1 \quad (3.6)$$

Or

$$y = \Phi x = \Phi \Psi s = \Theta s \quad (3.7)$$

Où, nous sommes intéressés par le cas que $N_1 \ll N$ et les lignes de Φ sont incohérentes avec les colonnes de la matrice Ψ . On montre alors que le signal x peut être reconstruit avec précision et parfois avec exactitude en présence de mesures bruitées. Nous considérons que le signal reconstruit \tilde{x} est donné par $\tilde{x} = \Psi \tilde{s}$ et \tilde{s} est la solution à la technique d'optimisation convexe.

La reconstruction est obtenue en résolvant le problème d'optimisation de la norme l_1 suivant

$$\tilde{s} = \arg \min \|s\|_{l_1} \text{ s.t. } y = \Phi \Psi s = \Theta s \quad [57] \quad (3.8)$$

Techniques de greedy linéaires [58], comme la poursuite de base (PB) ou des algorithmes itératifs de greedy peuvent être utilisés pour résoudre (3.8).

Dans le cas des mesures bruitées, $y = \Phi x + w$, où w est le bruit, avec $\|w\|_{l_2} \leq \epsilon$, montre que la solution pour

$$\arg \min \|s\|_{l_1} \text{ s.t. } \|\Theta s - y\|_{l_2} \leq \epsilon, \Theta \in \mathbb{R}^{N_1 \times N}, [59] \quad (3.9)$$

Où $\|s\|_{l_1}$ est la norme l_1 de s . Ce problème d'optimisation peut être résolu efficacement par des algorithmes greedy tels que l'algorithme de poursuite par appariement orthogonal (OMP) (orthogonal matching pursuit). Par conséquent, le processus de reconstruction par application de l'OMP pour résoudre (3.8) sera indiqué : $\hat{x} = OMP(y, \phi, \psi)$ [60].

3.4.2 Cas d'une coopération large bande centralisée

L'échantillonnage sous-Nyquist coopératif centralisé réalisé par un groupe de convertisseurs analogique-information (CAIs) dans chaque récepteur RC en régime large bande combiné ensuite avec un détecteur DGM au niveau du CF. La matrice d'écoute ϕ est de dimension $(N_1 \times N)$ déterminée par chaque utilisateur RC et N_1 est le nombre de mesures compressées, et la longueur du signal reçu est N . Que chaque coefficient de la matrice d'écoute ϕ soit défini par $\phi_{ji} (j = 1, \dots, N_1, i = 1, \dots, N)$ qui sont générés par un processus gaussien aléatoire. Pendant la période de mesure, chaque RC entreprend l'opération de produit interne entre le vecteur matriciel d'écoute trié ϕ_{ji} et le signal d'entrée x pour obtenir les N_1 mesures compressées $y_j (j = 1, \dots, N_1)$.

Enfin, le détecteur proposé dans ce travail détecte les patrons d'anomalies causés par la présence de brouilleur pulse dans le système.

Pour la procédure d'échantillonnage sous-Nyquist, indiquer $y = \phi x$ comme suit pour chaque utilisateur de RC :

$$y = \phi x = \begin{bmatrix} \phi_{1i} & \dots & \dots & \phi_{1N} \\ \phi_{2i} & \dots & \dots & \phi_{2N} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \phi_{N_1 i} & \dots & \dots & \phi_{N_1 N} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_N \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_{N_1} \end{bmatrix} \quad (3.10)$$

Dans ce travail, nous pouvons utiliser une matrice d'écoute aléatoire différente Φ pour chaque utilisateur RC.

Puisque ϕ_{ji} sont les coefficients de la matrice d'écoute, x et y sont les vecteurs $(N \times 1)$ et $(N_1 \times 1)$ du signal source d'entrée et des mesures d'échantillonnage respectivement pour chaque utilisateur RC.

Avant l'étape de récupération du signal source basée sur la formule définie en (3.8), en utilisant l'un des algorithmes de greedy. Nous pouvons appliquer via une collaboration centralisée la matrice de données d'EC $Y = (M \times N_1)$ comme entrée du détecteur proposé directement juste après l'opération d'échantillonnage réalisée par les CAI basés sur la théorie d'échantillonnage sous-Nyquist [61], comme le montre la figure 3.5 ci-dessous.

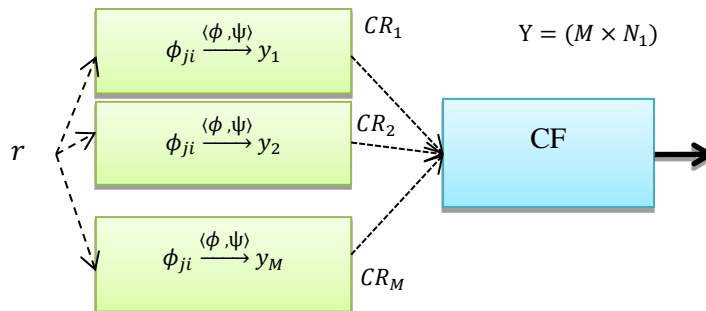


Fig.3.5 : schéma de l'EC centralisée collaborative combiné avec DGM pour faire la décision.

3.5 Conclusion

L'EC a été bien motivé pour les communications RC due à la nature sparse de l'occupation du spectre radio dans les systèmes sans fil pratique. Dans ce contexte, ce chapitre a prouvé l'application de l'EC dans les communications RC. La technique d'EC expliquée dans ce chapitre est l'écoute compressive coopérative large bande utilisant des convertisseurs CAI basé sur la théorie du sous Nyquist du taux d'échantillonnage.

Chapitre IV

Résultats de simulation et de discussion

4.1. Introduction

Ce chapitre est consacré aux résultats obtenus lors de nos simulations utilisant Matlab et leurs discussions. Deux hypothèses sont présentées pour distinguer entre la présence et l'absence de l'effet de brouillage dans le spectre et deux autres hypothèses pour distinguer entre la présence d'anomalies et les patrons normaux pour ce nouveau schéma hybride intelligent.

4.2. Résultats de simulation et de discussion

Dans ce travail, nous étudions la performance d'un schéma hybride intelligent basé l'écoute compressive coopérative dans un régime large bande combiné avec un détecteur intelligent DGM tel que décrit dans ce travail et nous considérons un réseau Wi-Fi. Nous générons un signal analogique multi-bande $x(t)$ à partir d'UP modulé par QPSK avec une longueur N points et N_b est le nombre de sous-bandes étroites supposées dans ce travail. L'UB considéré dans ce travail génère un signal brouilleur à impulsion sinusoïdale désigné $j(t)$. Le signal analogique multibande reçu $x(t)$ est observé par chaque récepteur RC à large bande dans le système d'écoute compressive coopérative centralisée. On donne le nombre de récepteurs M RC. La fréquence de Nyquist notée f_{nyq} . En appliquant une fréquence d'échantillonnage inférieure à Nyquist, chaque récepteur RC donne N_1 qui est le nombre d'échantillons compressés et ce nombre d'échantillons est suffisant pour savoir s'il y a des anomalies dans le spectre en fonction des caractéristiques du détecteur DGM. La valeur du seuil est estimée par $seuil = \varepsilon$. Le modèle du canal supposé est l'évanouissement de Rayleigh. En utilisant le MATLAB 10.0a, tous les paramètres de simulation utilisés dans ce travail sont indiqués dans le Tableau ci-dessous.

Notation	Description	Valeur
M	Nombre de RCs	40
f_{nyq}	Fréquence de Nyquist	2.4 Ghz
N	Nombre de points	256000
N_b	Nombre de bandes	4
N_1	Nombre d'échantillons compressés	1000
B	Largeur de bande maximale	60 Mhz
e_i	Énergie aléatoire pour chaque bande	[1,2,3,4]
SNR	Rapport signal-sur-bruit	10dB
S_jR	Rapport signal sur brouilleur sinusoïdale pulse	-30dB
FR_j	Fréquence de répétition	1Mhz
τ_j	Rapport cyclique	20%
L	Facteur de sur échantillonnage	256
D	Facteur de sous échantillonnage	L
f_j	Fréquence de brouilleur pulse sinusoïdale Wifi	2.4Ghz

Tableau 4.1. Montre les paramètres de simulation de ce travail.

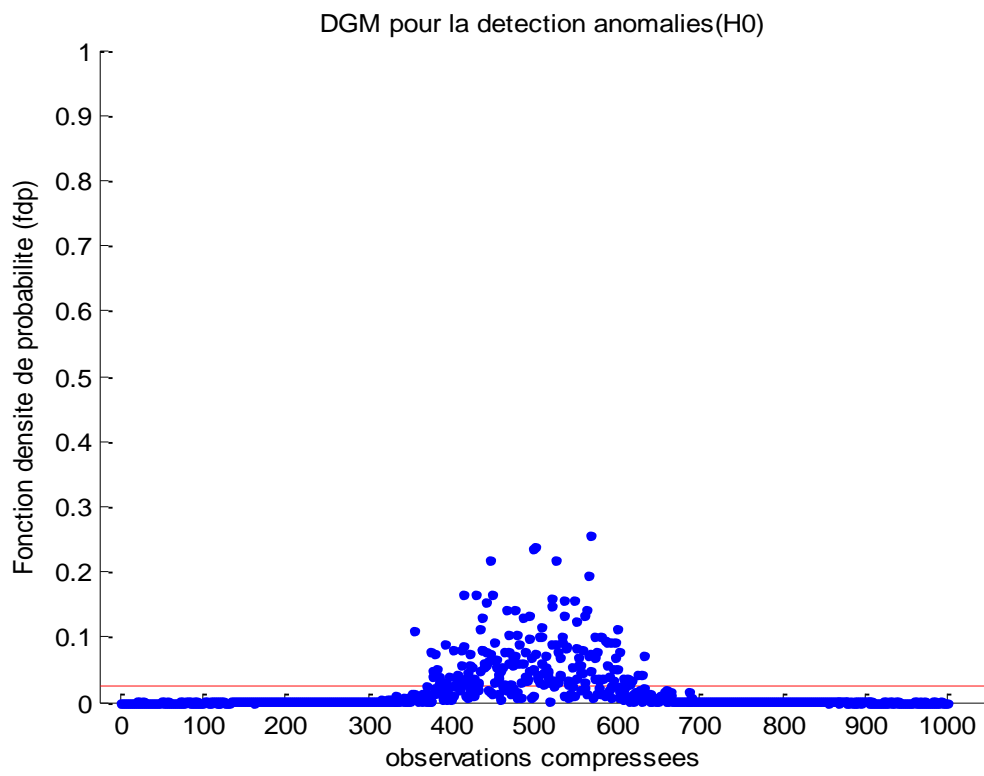


Figure 4.1. DGM pour la détection d'anomalies dans le cas de l'hypothèse H_0 $M = 40RCs$, $SNR = 10dB$, $N_1 = 1000$, taux d'anomalies : 17,6%.

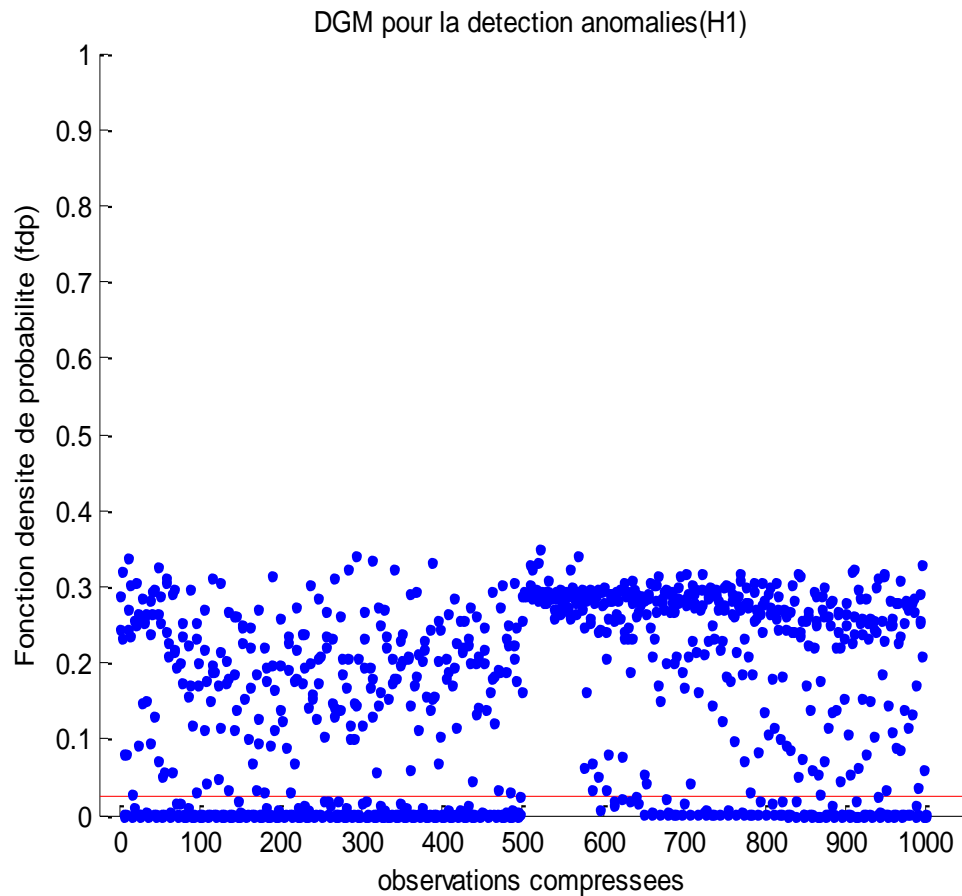


Figure 4.2. DGM pour la détection d'anomalies dans le cas de l'hypothèse H_1 et $M = 40$ RCs, $SNR = 10dB$, $S_jR = -30dB$, $\tau_j = 20\%$, $FR_j = 1 MHz$, $f_j = 2.4 GHz$, $N_1 = 1000$, taux d'anomalies: 85,2%.

	Hypothèse H_0	Hypothèse H_1
Taux d'anomalie (H_{11})	17,6%	85,2%
Taux normal (H_{00})	82,4%	14,8%

Table 4.2. Le taux de patrons normaux et anormaux obtenus par simulation.

La ligne rouge représente la valeur de seuil, pour décider de la présence d'anomalies dans l'ensemble de données multi variées du schéma proposé, pour $M = 40$ RCs, avec le seuil : $\varepsilon = 0,025$ (par défaut), ce qui correspond à 97,5% de la distribution de probabilité [62].

$$\text{seuil} = \varepsilon = 0.025$$

$$N_1 = \text{taux d'Anomalie} + \text{taux Normal}$$

L'utilisation d'un taux d'échantillonnage sous-Nyquist dans la détection coopérative large bande donne un nombre minimum d'échantillons pour accélérer le processus de détection au niveau de la RC en utilisant l'une des méthodes importantes du domaine de l'apprentissage automatique. Les figures 4.1 et 4.2 représentent les résultats détaillés qui montrent que le détecteur intelligent DGM fonctionne bien pour distinguer un patron anormal par rapport à un patron normal, dans le cas des deux hypothèses (H_{00}, H_{11}) décrites ci-dessus sur la base de la valeur seuil pour faire une décision. Et les deux autres hypothèses (H_0, H_1) c'est pour distinguer la présence et l'absence de brouilleurs. Nous remarquons que notre schéma hybride, peut distinguer plus rapidement entre les observations normales et les observations d'anomalies car cette méthode contient un estimateur moyen sensible et robuste pour le problème de détection des anomalies multi variées et en haute dimension.

Dans le cas de l'hypothèse H_0 et en appliquant le détecteur DGM, nous remarquons clairement dans la figure 4.1, la présence d'un nombre restreint de taux d'anomalies estimé par (17,6 %) par rapport au taux normal (82,4 %) causé par les effets du bruit blanc gaussien corrompu avec le signal multi bande primaire seulement. Dans le cas de l'hypothèse H_1 et en appliquant le détecteur proposé, nous remarquons clairement, dans la figure 4.2, la présence d'un grand nombre de taux d'anomalies estimés par (85,2%) par rapport à (14,8 %) taux normal et ceci dû à la présence du bruit gaussien blanc, signal primaire multi bande,

Tous corrompus avec la présence d'un brouilleur de type d'impulsion sinusoïdale qui signifie que le système est sous attaques.

Ces résultats de simulation obtenus montrent que le nouveau schéma hybride proposé fonctionne mieux pour identifier les anomalies que les autres méthodes de détection d'anomalies univariées développées par les auteurs dans la littérature. Le DGM a une sensibilité suffisante pour détecter rapidement les attaques en fonction de leurs caractéristiques. Un autre avantage du détecteur DGM est la possibilité d'appliquer ce schéma dans des scénarios en temps réel pour la détection rapide des anomalies.

4.3. Conclusion

Les résultats obtenus par la simulation ont montré de bonne performance pour détecter rapidement et à large bande l'effet de la présence de brouillage dans le spectre de ce nouveau schéma hybride proposé dans ce travail.

Conclusion générale et perspectives

Conclusion générale

Nous avons proposé un schéma hybride large bande intelligent sous une attaque malveillant d'un brouilleur. Nous avons appliqué une technique de détection robuste et intelligente du brouillage. Dans notre schéma proposé, nous avons obtenu une matrice d'EC, qui garde les propriétés linéaires du signal source primaire multi-bande analogique. Chaque utilisateur de RC via collaboration centralisée à large bande utilise une matrice d'écoute différente ou identique et envoie ses échantillons compressés obtenus au CF pour obtenir une détection intelligente et rapide. Le CF traite les échantillons compressés de chaque utilisateur de RC sous la forme d'une matrice de données d'EC à l'aide d'un détecteur DGM. Le CF décide s'il y a un problème d'anomalies dans le spectre en se basant sur la valeur du seuil expliquée. Trouver les anomalies signifie que les erreurs sont causées lorsque tous les signaux sont corrompus dans ce système. Les performances du système que nous proposons permettent d'atteindre un taux élevé de détection d'anomalies en présence de brouillage, de réduire considérablement la complexité du système, de diminuer la consommation d'énergie par chaque récepteur RC et d'obtenir une détection rapide et intelligente sans passer par l'étape de récupération. En outre, en augmentant le nombre d'utilisateurs de RC et en appliquant la théorie d'échantillonnage de sous-Nyquist pour réduire le taux d'échantillonnage et d'obtenir des échantillons compressés basés sur le CAI. Ce nouveau système est considéré comme une solution prometteuse pour les systèmes de communication cognitive dans l'avenir.

Perspectives

- ❖ Étude d'autres méthodes intelligentes pour détecter l'effet d'attaque dans le spectre.
- ❖ Détection intelligente des attaques dans le spectre dans le cas de coopération distribuée dans un régime large bande.
- ❖ Étude d'autres types d'attaques au niveau de la couche physique et la couche MAC.
- ❖ Détection dans un régime ultra large bande.

Bibliographies



Bibliographie

- [1] Oscar Puñal, Ismet Aktaş, Caj-Julian Schnelke, Gloria Abidin, Klaus Wehrle, James Gross. Machine learning-based jamming detection for IEEE 802.11: Design and experimental evaluation. A World of Wireless, Mobile and Multimedia Networks (WoWMoM), 2014 IEEE 15th International Symposium on; Sydney, NSW, Australia, 19-19, June 2014; pp.1-10.
- [2] Krishna Chandra Roy. A Smart and Secure Wireless Communication System: CR. International Journal of Soft Computing and Engineering (IJSCE); Vol.2, no.1, pp.1-4, 2012.
- [3] Bin Gu, Zhen Yang. Cooperative compressed sensing for wide-band spectrum detection with sequential measurements. In: Communication Technology (ICCT), 12th IEEE International Conference; Nanjing, China, 11-14, Nov. 2010, Nanjing, pp.1-5.
- [4] Y. L. Polo, Y. Wang, A. Pandharipande, et al. Compressive Wide-Band Spectrum Sensing. International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing; San Diego, CA, USA, april 2009, pp. 2337-2340.
- [5] Kirolos S., Laska J., Wakin M., Duarte M., Baron D., Ragheb T., Massoud Y., Baraniuk R. Analog-to-Information Conversion via Random Demodulation. Proceedings of the 2006 IEEE Dallas/CAS Workshop on Design, Applications, Integration and Software; Richardson, TX, USA. 29–30 October 2006; pp. 71–74.
- [6] M. Mishali and Y. C. Eldar. From theory to practice: Sub-Nyquist sampling of sparse wideband analog signals. IEEE J. Sel. Topics Signal Process, Vol.4, no.2, pp.375–391, 2010.
- [7] Moshe Mishali, Yonina C. Eldar. Blind multi-band signal reconstruction: Compressed sensing for analog signals. IEEE Trans. on Signal Process, Vol.57, no.3, pp.993–1009, 2009.
- [8] Hessam; Guibene, Wael; Hayar, Aawatif. Centralized collaborative compressed sensing of wideband spectrum for CRs. International Congress on Ultra-Modern Telecommunications and Control Systems and Workshops (ICUMT); Moscow, Russia, October 2010, pp.1-6.

- [9] G. Ganesan and Y. Li. Cooperative spectrum sensing in cognitive radio, part i: Two user networks. *IEEE Trans. Wireless Commun.*, vol. 6, pp. 2204–2213, Jun. 2007.
- [10] R. G., Baraniuk. Compressive sensing. *IEEE Signal Processing Magazine*, Vol.24, no.4, pp.118–121, 2006.
- [11] Trung Le, Dat Tran, Wanli Ma, Thien Pham, Phuong Duong, Minh Nguyen. Robust Support Vector Machine. *International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN)*; Beijing, china, 2014, pp.4137-4144
- [12] Albert Thomas, Vincent Feuillard, Alexandre Gramfort. Calibration of One-Class SVM for MV set estimation. *IEEE International Conference on Data Science and Advanced Analytics (DSAA)*; paris, France, 2015, pp.1-9.
- [13] Ahmed Moumena, Abdelrezzak Guessoum. Fast anomaly detection using Boxplot rule for multivariate data in cooperative wideband CR in the presence of jammer. *Security and Communication Networks*, Vol.8, no.2, pp.212-219, 2015.
- [14] Varun Chandola, Arindam Banerjee, Vipin Kumar. Anomaly Detection. A Survey. *Journal ACM Computing Surveys (CSUR) Surveys*, Vol.41, no.3, pp.1-15, 2009.
- [15] F. C. Commission. Spectrum policy task force report, FCC 02-155," ed: Nov, 2002
- [16] J. Mitola and G. Maguire. Cognitive radio: Making software radios more personal, *IEEE Personal Communications* August 1999.
- [17] J. Mitola and G. Q. M. Jr. Cognitive Radio: Making Software Radio More Personal. *Personal Communications*, IEEE, vol. VI, no. 4, pp. 13-18, 1999.
- [18] G. Ghosh, P. Das and C. Subhajit. Simulation and Analysis of Cognitive Radio using MATLAB. *International Journal of Next-Generation Networks (IJNGN)*, vol.6, no. 2, 2014.
- [19] A. Metref. Contribution à l'étude du problème de synchronisation de porteuse dans le contexte de la Radio Intelligente, Thèse de doctorat, Novembre 2010, France.
- [20] E. Hossain, D. Niyan, Zhu Han. *Dynamic Spectrum Access and management in cognitive radio networks*, Cambridge University Press 2009.
- [21] J. Mitola. Cognitive radio: An integrated agent architecture for software defined radio, Ph.D. dissertation, KTH, 2000.
- [22] I. Ngom et L. Diouf. *La radio cognitive*, université Lille 1 USTL, 2008

- [23] Beibei Wang and K. J. Ray Li. Advances in Cognitive Radio Networks: A Survey. *IEEE journal of selected topics in signal processing*, Vol. 5, No. 1, February, 2011.
- [24] X. Xing, T. Jing, W. Cheng, Y. Huo, and X. Cheng. Spectrum Prediction in Cognitive Radio Networks. *IEEE Wireless Communications*, vol. 20, April. 2013, pp. 90 – 96.
- [25] Carmi, Avishy Y., Mihaylova, Lyudmila S., Godsill, Simon J. Compressed Sensing&Sparse Filtering.2014. Pages: 502, DOI:10.1007/978-3-642-38398-4.
- [26] SumitKuma. Spectrum sensing methods in cognitive raio. Thesis of Bachelor of Technology in Electronics and Communication Engineering. Department of electronics and communication engineering national institute of technology rourkel, Odisha 2015.
- [27] Subhedar, M. and Birajdar, G.Spectrum sensing techniques for cognitive radio networks", *International Journal of Next-Generation Networks*, 3(2), pp. 37-51, 2011.
- [28] Hossain, E. and Bhargava, V. *Cognitive Wireless Communication Networks*, Springer, 2007.
- [29] Rawat, D., Yan, G. and Bajracharya, C. Signal processing techniques for spectrum sensing in cognitive radio, *International Journal of Ultra-Wideband Communications and Systems*, pp. 1-10, 2010.
- [30] I.F.Akyildiz et al., Next Generation/Dynamic Spectrum Access/Cognitive Radio Wireless Networks: A Survey, *Elsevier JI. OnComp. Networks*, vol-50, pp. 2127-2159, September 2006.
- [31] H. Sun, A. Nallanathan, C.-X. Wang, and Y. Chen, "Wideband Spectrum Sensingfor Cognitive Radio Network: A Survey," *IEEE Trans. Wireless Commun.*, vol. 20, no. 2, pp. 74–81, Apr. 2013.
- [32] H. J. Landau. Necessary Density Conditions for Sampling and Interpolation of Certain Entire Functions. *Acta Mathematica*, vol. 117, no. 1, pp. 37-52, Jul. 1967.
- [33] Z. Tian and G. B. Giannakis. Compressed Sensing for Wideband Cognitive Radios. in *Proc. IEEE Int. conf. onAcoust., Speech and Signal Process. (ICASSP)*, vol. 4, Honolulu, HI, Apr. 2007, pp. 1357–1360.
- [34] G. Baldini, T. Sturman, A. R. Biswas, et R. Leschhorn. Security aspects in software defined radio and cognitive radio réseaux : Une enquête et une voie à suivre, *IEEE Commun. Enquêtes et tutoriels*, vol. 14, no 2, p. 355-379, mai 2012.
- [35] Y. Zou, X. Li, et Y.-C. Liang. Secrecy outage and diversity analysis of cognitive radio systems., *IEEE J. Sel. Zones Commun.*, vol. 32, no 11, p. 2222 à 2236, November 2014.
- [36] Y. Tan, S. Sengupta, et K.P. Subbalakshmi. Analysis of coordinated denial-of-service attacks in IEEE 802.22 networks., *IEEE J. Sel. Zones Commun.* vol. 29, non. 4, p. 890902, Avril 2011.

- [37] F. Oggier et B. Hassibi. The secrecy capacity of the MIMO wiretap channel. *IEEE Trans. Inf. Théorie*, vol. 57, no. 8, pp. 4961-4972, oct. 2007.
- [38] Ravi K V. Effect of CW and pulse jamming on direct sequence spread spectrum code acquisition using a sequential detector. *Military communications conference*, pp.638-643,1992.
- [39] X. Wu, V. Kumar, J.R. Quinlan, J. Ghosh, Q. Yang, H. Motoda, G.J. McLachlan, A. Ng, B. Liu, P.S. Yu, Z.H. Zhou, M. Steinbach, D.J. Hand, and D. Steinberg. Top 10 algorithms in data mining, *Knowl. Inf. Syst.*, Vol.14, no.1, pp.1-37, 2007.
- [40] S. Theodoridis and K. Koutroumbas. *Pattern Recognition*, 4th ed., Academic Press, 2008.
- [41] Kriangkrai LIMTHONG, Kensuke FUKUDA, Yusheng J, and Shigeki YAMADA. Unsupervised Learning Model for Real-Time Anomaly Detection in Computer Networks *IEICE TRANS. Inf. & Syst.*, Vol.E97-D, No.8: 2084-2094 · August 2014.
- [42] E. J. Candes and M. Wakin. An introduction to compressive sampling. *IEEE Signal Process. Mag.*, vol. 25, no. 2, 2008, pp. 21-30.
- [43] J. Mitola and G. Q. Maguire. Cognitive radio: making software radios more personal. *IEEE Personal Commun.*, vol. 6, no. 4, pp. 13 -18, Aug. 1999.
- [44] C.-S. Sum, et al. Cognitive communication in TV white spaces: An overview of regulations, standards, and technology. *IEEE Commun. Mag.*, vol. 51, no. 7, pp. 138-145, July 2013.
- [45] S. K. Sharma, S. Chatzinotas, and B. Ottersten. Cognitive radio techniques for satellite communication systems. in *Proc. IEEE Veh. Technol. Conf. (VTC Fall)*, Sept. 2013, pp. 1-5.
- [46] J. Romberg and M. Wakin. Compressed sensing: A tutorial. in *Proc. IEEE Statistical Signal Process. Workshop*, Wisconsin, 2007.
- [47] M. Alodeh, S. Chatzinotas, and B. Ottersten. Spatial DCT-Based Channel Estimation in Multi-Antenna Multi-Cell Interference Channels. *IEEE Trans. Signal Process.*, vol. 63, no. 6, pp. 1404-1418, Mar. 2015.
- [48] I. Akyildiz, B. Lo, and R. Balakrishnan. Cooperative spectrum sensing in cognitive radio networks: A survey. *Phys. Commun. J. ELSEVIER*, vol. 4, no. 1, p. 40-62., 2011.
- [49] E. Candès. Compressive sampling. *Proc. Intl. Congress. Mathematicians*, vol. 17, p. 1433-1452,2006.
- [50] E. Candès, J. Romberg, and T. Tao. Robust uncertainty principles: Exact signal reconstruction from highly incomplete frequency information. *IEEE Trans. Inform. Theory*, vol.52, no.2, p. 489-509, 2006.

- [51] Doohwan, Lee., Takayuki, Yamada., Hiroyuki, Shiba., Yo, Yamaguchi., and Kazuhiro, Uehara. Compressed Sensing Technology for Flexible Wireless System. *NTT Technical Review*, 9(3), 239-0847, 2011.
- [52] Polo Y L, Technol Delft, Ying Wang, Pandharipande A, Leus G. Compressive Wideband Spectrum Sensing. *IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, ICASS*, pp.2337–2340, 2009.
- [53] Sami Kirolos, and al. Analog to Information Conversation via Random Demodulation. In *Proceedings IEEE Dallas Circuits and Systems Workshop (DCAS)*, pp.71-74, 2006.
- [54] Z Tian, G Giannakis. Compressed Sensing for Wideband CRs. *Proc. of IEEE Intl. Conf. on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*, pp.1357-1360, 2007.
- [55] E Candes J, Romberg T Tao. Robust uncertainty principles: exact signal reconstruction from highly incomplete frequency information. *IEEE Transactions on Information Theory*, 52(2), 489-509, 2006.
- [56] E Candes, J Romberg. Sparsity and incoherence in compressive sampling. *Inverse Problems*, 23(3), 969-985, 2007.
- [57] Aqib Ejaz. Algorithms for Sparse Signal Recovery in Compressed Sensing, School of Electrical Engineering, Aalto university, Thesis of Master of Science in Technology, 19 May 2015.
- [58] S. S. Chen, D. L. Donoho, M. A. Saunders. Atomic decomposition by basis pursuit. *SIAM Journal on Scientific Computing*, 43(1), 129-159, 2011.
- [59] E Candes, J. Romberg, T. Tao. Stable signal recovery from incomplete and inaccurate measurements. *Comm. Pure Appl. Math*, 59(8), 1207-1223, 2005.
- [60] M. El-Khamy, M. Farrag, and M. El Sharkawy. Wide-band secure compressed spectrum sensing for CR systems. *Progress in Electromagnetics Research B*, 53, 47-71, 2013.
- [61] Jia-Qi Duan, Shining Li and Groining. Compressive Spectrum Sensing in Centralized Vehicular CR Networks. *International Journal of Future Generation Communication and Networking*, 6(3), 1-12, 2013.
- [62] Christian Walck. Hand book on statistical distributions for experimentalists. Internal Report SUF–PFY/96–01, University of Stockholm.