HAL
open science

Un système de prédiction spectrale pour une connectivité permanente dans le cadre du suivi en temps réel de patients

Dramane Ouattara, Francine Krief, Mohamed Aymen Chalouf, Omessaad Hamdi

To cite this version:

Dramane Ouattara, Francine Krief, Mohamed Aymen Chalouf, Omessaad Hamdi. Un système de prédiction spectrale pour une connectivité permanente dans le cadre du suivi en temps réel de patients. Revue des Nouvelles Technologies de l'Information, 2013, pp.Pages 99-120. hal-00853897

HAL Id: hal-00853897

https://hal.science/hal-00853897

Submitted on 24 Aug 2013

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

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

Un système de prédiction spectrale pour une connectivité permanente dans le cadre du suivi en temps réel de patients

Dramane Ouattara*, Francine Krief*
Mohamed Aymen Chalouf**, Omessaad Hamdi*

* Laboratoire Bordelais de Recherche en Informatique,
Université Bordeaux, LaBRI, 351 cours de la libération, 33400 TALENCE.
Email: dramane.ouattara@labri.fr, francine.krief@labri.fr, ohamdi@labri.fr.
** Institut de Recherche en Informatique et Systèmes Aléatoires, IRISA,
Université de Rennes 1, IUT de Lannion, Rue Edouard Branly 22300 Lannion,
Email: mohamed-aymen.chalouf@irisa.fr.

Résumé. Le suivi régulier des signes vitaux garantit un traitement préventif des pathologies courantes chez une personne, lui assurant ainsi un meilleur état de santé. La majorité des solutions proposées dans ce contexte, repose sur un ensemble de capteurs sans fil hétérogènes équipant le patient et son environnement. L'urgence des transmissions de données médicales générées par ces capteurs, appelle à garantir une connectivité permanente à moindre coût pour les nœuds relais. Pour répondre à cette problématique, nous avons besoin de définir une architecture de communication robuste, capable d'exploiter différentes technologies et standards, permettant aux équipements (nœuds) de disposer de bandes de fréquences garantissant les transmissions. La radio cognitive, proposant une occupation opportuniste par détection des bandes libres, bien que propice, reste assujettie aux contraintes de mobilité du patient et aux changements de fréquence induits. La solution que nous proposons à cet effet, est un modèle de prédiction de l'état du canal à sonder. Le modèle associe les techniques d'apprentissage artificiel au système Grey Model afin d'allier faible coût algorithmique et célérité dont l'objectif réside en l'assurance d'une connectivité permanente, indispensable au suivi en temps réel de patients.

1 Introduction

L'émergence des nouveaux risques sanitaires, appelle à la conception de technologies capables d'assumer un rôle préventif et d'assurer au patient un suivi permanent, sans aucune contrainte liée au contenu à transmettre et à la localisation de ce patient. Ces technologies requièrent ainsi une constante connectivité et une bonne qualité de communication. Dans un tel contexte, la radio cognitive se présente comme une alternative fiable et à moindre coût. Cette technologie offre la possibilité d'une utilisation

opportuniste des bandes de fréquences libres. Toutefois, subsiste un ensemble de problématiques en matière de détection et de partage de ces fréquences. En effet, dans le contexte de suivi en temps réel, soumis à une éventuelle mobilité du patient et à une variété de contenus à supporter, se pose la contrainte de disponibilité des canaux adéquats de transmission en tout temps et en tout lieu. La solution de prédiction spectrale que nous proposons à cet effet, basée sur la technique d'Apprentissage Artificiel (AA) associée au système Grey Model (GM) facilite l'identification à l'avance des bandes libres afin d'anticiper les sauts fréquentiels qui tiennent compte des exigences des applications médicales. La suite de cet article est une définition, en section 2, des principes de la radio cognitive et une description, en section 3, de quelques travaux relatifs à son utilisation dans le contexte de suivi de patient. Un scénario illustrant l'application de la radio cognitive au suivi de patient est présenté à la section 4. La section 5 détaille le modèle de prédiction spectrale que nous proposons. Enfin, la section 6 décrit les résultats de nos expérimentations et la section 7 permet de conclure en présentant quelques perspectives de recherche.

2 La radio cognitive

2.1 Définition et principes de la radio cognitive

La radio cognitive telle que définie dans Mitola (2003) est un paradigme pour les communications sans fil dans lequel un réseau ou un nœud est capable de modifier de manière automatique ses paramètres de transmission ou de réception afin de communiquer efficacement tout en évitant les interférences avec d'autres utilisateurs agréés ou non. Cette auto-configuration et l'auto-adaptation des paramètres basée sur un ensemble de modules, se font à travers une surveillance active de plusieurs facteurs dans l'environnement interne ou externe à la radio tels que le spectre de la Radio Fréquence (RF), le comportement des utilisateurs, l'état du réseau et le contenu propagé.

2.2 Les principaux modules de la cognition

La figure 1 résume l'ensemble des modules de la cognition.

2.2.1 La détection du spectre (spectrum sensing)

La sonde se définit comme étant la capacité à scruter, mesurer, apprendre et se rendre compte des paramètres liés aux caractéristiques du canal radio. Elle mesure la disponibilité du spectre, la puissance ou la largeur de bande, les interférences et le bruit par une scrutation de l'environnement radio de fonctionnement. Cela permet, en fonction des besoins des utilisateurs et des applications, de déterminer les caractéristiques des réseaux et des nœuds disponibles, d'avoir un état des politiques locales et des restrictions des opérateurs.

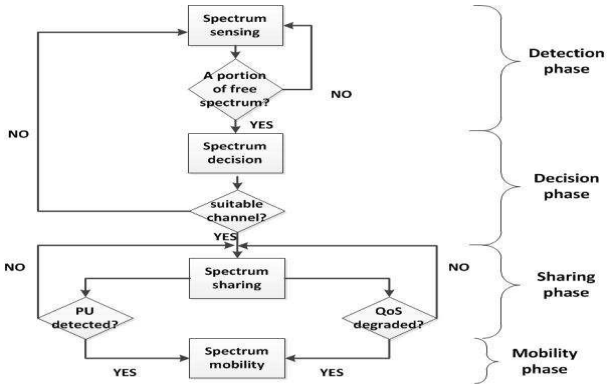

FIG. 1 – *Organigramme de fonctionnement d'un nœud radio cognitive*

2.2.2 La prise de décision spectrale (spectrum decision)

La prise de décision repose sur le choix du canal de communication approprié, justifiant la qualité de service requise pour la transmission des informations collectées. Cette décision est motivée par les caractéristiques du canal, le type de données à transmettre et le comportement des utilisateurs licenciés.

2.2.3 Le partage du canal (spectrum sharing)

L'idée de partage du canal répond à l'exigence de synchronisation des accès aux portions libres détectées entre les utilisateurs secondaires [1] d'une part, et entre les utilisateurs secondaires et les utilisateurs primaires [2] d'autre part.

2.2.4 La mobilité du patient (spectrum mobility)

La mobilité au niveau du spectre traduit le fait que chaque couple émetteur/récepteur est capable de changer de fréquence si la portion de bande initiale est occupée ou n'offre plus la qualité de service désirée par les applications de suivi du patient. De plus, le déplacement de l'utilisateur qui déclenche le handhover est traité en conformité avec les fréquences libres disponibles.

2.3 Les exigences liées au suivi de patient et l'intérêt de la radio cognitive

La collecte par les capteurs et le traitement automatisé suivi d'une transmission des données médicales et des informations pertinentes, appelant à une célérité des soins offerts au patient, constituent tout un ensemble de services interdépendants axés sur

1. Ce sont des utilisateurs radio cognitive, qui ne possèdent aucune licence pour occuper la portion de bande libre à l'image du patient dans cette étude.
2. Ce sont les utilisateurs qui ont une priorité d'occupation de la bande car disposant d'une licence.

la communication. La diversité de contenus à transmettre et compte tenue des limites actuelles des bandes de fréquence ISM (Industrial, Scientific and Medical radio bands) à supporter efficacement certaines catégories de données (vidéo, son, image), l'utilisation de la radio cognitive parait essentielle afin d'associer à chaque type de contenu, la qualité de service requise. Par exemple, dans certains cas d'urgence de suivi de patients, il peut être nécessaire de disposer en temps réel d'images ou de flux vidéo issus des caméras afin de circonscrire l'environnement du patient ou de confirmer un état d'alerte. De plus, la sensibilité des équipements médicaux aux ondes électromagnétiques, impose dans un tel environnement un contrôle des interférences électromagnétiques (EMI : ElectroMagnetic Interference) par une meilleure adaptation de la puissance des paramètres d'émission, caractéristique du module "prise de décision". En outre, l'urgence des transmissions de données médicales et la nécessité de disposer d'une architecture de communication robuste réduisant, voir annihilant les éventuelles ruptures de liaison justifient l'appel à la radio cognitive. Ainsi, la radio cognitive utilisée dans ce contexte devra garantir une connectivité en tout temps, en tout lieu et à moindre coût.

3 La radio cognitive dans le contexte du suivi de patient

L'utilisation de la radio cognitive par les applications médicales de suivi de patient est de plus en plus envisagée dans la littérature. Un exemple de système de communication sans fil basé sur la radio cognitive, déployé dans un contexte hospitalier est décrit par Phunchongharn et al. (2010). Cette idée répond non seulement au besoin de gestion des interférences causées par les équipements sans fil sur les différents appareils électroniques médicaux, mais aussi à l'exigence de prioritisation des accès au canal de communication sans fil pour les diverses applications de transmission des données médicales. La priorité est attribuée selon le critère d'urgence ; la transmission d'une alerte ou d'une crise par exemple primant sur la transmission d'une simple information sur le patient. Dans un autre travail, Feng et al. (2010) ont étudié, les performances de l'utilisation des réseaux radio cognitive comme support de communication pour les applications de télémédecine. La flexibilité offerte par la radio cognitive constitue le point focal de cette analyse. A la différence des solutions sans fil actuelles pour le transfert de données médicales, basées exclusivement sur l'utilisation de bandes de fréquences libres, cette approche basée sur la radio cognitive propose une exploitation opportuniste élargie aux bandes de fréquences licenciées pour une meilleure qualité de service. Par ailleurs, la proposition de Jingling et al. (2010) démontre la capacité de la radio cognitive à améliorer les performances pour les réseaux corporels sans fil (WBAN : Wireless Body Area Network). Dans un WBAN, le signal subit un impact important lié au milieu d'implantation des capteurs médicaux invasifs, et à l'environnement immédiat du patient. La problématique liée à la détection du signal de communication, fortement atténué et certainement affaibli, trouve ainsi une réponse grâce à l'efficacité du sondage et la détection des ondes électromagnétiques rendue possible par la radio cognitive. Dans une autre approche, Wang et al. (2010), proposent un mécanisme de sondage assurant

une détection concurrente du signal de communication et des fonctions vitales. Une architecture rendant possible le sondage spectral et mesurant le rythme respiratoire et les battements de cœur est suggérée. Cette approche énonce la possible réalisation du suivi de patient à travers l'architecture novatrice radio cognitive proposée. Cette architecture supporte la transmission des données collectées vers le centre de traitement par exploration intelligente du spectre fréquentiel. Des différentes propositions de la littérature et des propriétés de la technologie radio cognitive découlent l'évidence d'une haute disponibilité des canaux, indispensable à la réalisation des communications. Un service aux patients de qualité assurant une connectivité permanente s'appuyant sur les réseaux radio cognitive passe nécessairement par une quintessence du sondage des canaux. L'efficience de la phase de détection permettra ainsi de mettre à disposition des équipements médicaux du patient, des bandes de fréquences libres, essentielles pour les différentes transmissions mises en exergue par la figure 2.

4 Le scénario du suivi de patient

4.1 Schéma descriptif

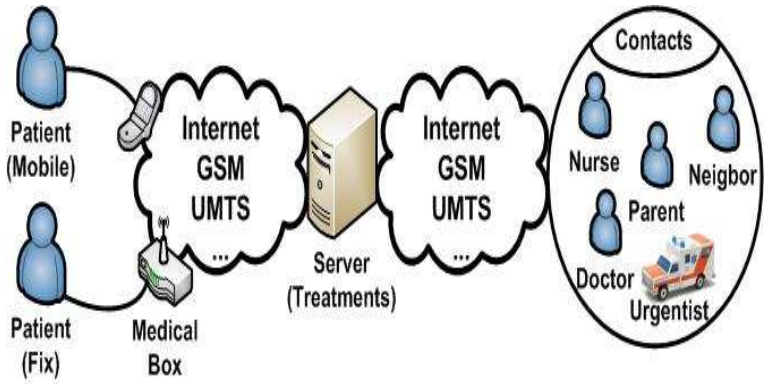

Fig. 2 – *Architecture de communication*

Le suivi des signes vitaux du patient, qu'il soit en mobilité, dans un centre hospitalier ou à domicile, engendre une collecte de données par les capteurs, un traitement minimal au niveau du nœud local intelligent (fixe : Medical Box ou mobile : Smartphone, PDA, etc.) et génère un ensemble de transmissions allant des alertes aux mises à jour comme indiqué sur la figure 2. Le caractère sensible de ces informations justifie l'utilisation d'équipements radio cognitive (le nœud intelligent), capable de surmonter le défi de connectivité. En effet, un équipement radio cognitive capitalise et exploite au besoin différentes interfaces de communication (WiFi, Bluetooth, GSM etc.). Selon le besoin de l'application médicale, l'urgence de la communication, la disponibilité fréquentielle, la radio cognitive peut choisir l'interface et donc la technologie adéquate pour assurer les transmissions. Cela démontre également la nécessité de disposer de canaux de communication de manière permanente pour ces alertes liées à l'état de

santé ainsi que la récupération et la mise à jour des informations importantes liées au patient. Ces informations constituent ce que l'on appelle le profil du patient sur lequel est basé le suivi. Pour assurer une connectivité permanente entre le patient suivi dans son environnement (fixe ou mobile) et les acteurs extérieurs (les intervenants médicaux, les applications médicales, les serveurs de stockage/traitement, etc.), nous pouvons faire appel au dispositif de sondage de la radio cognitive, adapté pour explorer les différentes technologies et donc interfaces disponibles sur les équipements et offrir la bande fréquentielle idéale et à moindre coût. A cet effet, le protocole de communication proposé par Phunchongharn et al. (2010), basé sur une architecture centralisée où un nœud radio cognitive serveur est chargé de la gestion de toutes les transmissions (utilisateurs primaires et utilisateurs secondaires) par un mécanisme de file d'attente des paquets apporte une réponse partielle. Les auteurs de cette solution, bien que novatrice, se concentrent sur la synchronisation des accès à un seul canal de transmission de données, à l'exploration d'une même technologie et se limitent à un environnement hospitalier. Une adaptation de cette solution à notre contexte de suivi de patient en tout lieu exige l'extension des fonctions afin d'apporter une réponse "anywhere" avec une capacité multicanaux et multitechnologies. En effet, en plus d'une solution distribuée, l'idée que nous proposons offre la possibilité d'explorer toutes les technologies disponibles et de transmettre sur des canaux divers. Notre proposition présente ainsi l'avantage d'une prise en compte non seulement des contraintes traitées dans Phunchongharn et al. (2010) relatives à un contexte hospitalier qui s'avère statique, mais adapte également la réponse au contexte de mobilité du patient à travers un mécanisme de prédiction spectrale qui facilite l'accès à un canal de communication en tout lieu. Cette proposition repose sur un sondage plus efficient qui permet de détecter les trous de spectre, de choisir la technologie à utiliser, et par conséquent le canal le mieux approprié à la demande de communication inhérente. Cela confère la possibilité d'une optimisation de l'utilisation des technologies (WiFi, Bluetooth, Zigbee, etc.) et des canaux disponibles tout en tirant profit du multi-interfaces de communication offert par les équipements.

4.2 Problématique liée au sondage de spectre

Le sondage spectral pour la détection de bandes libres constitue l'opération la plus coûteuse en termes de temps de traitement et de consommation énergétique pour un équipement radio mobile. L'autonomie en énergie à maximiser pour tout équipement médical mobile ne saurait tolérer un perpétuel sondage, qui apparaîtrait inefficace et surtout inopportun. Un mécanisme de prédiction du spectre mesurant les probabilités des états des canaux (libre ou occupé) permettrait de réduire considérablement la fréquence des sondages et assurerait un choix raisonné du canal à sonder. Toutefois, les solutions de prédictions actuelles présentent des faiblesses.

4.3 Les limites des algorithmes de prédiction existants

La littérature actuelle s'est plutôt concentrée sur la recherche de solutions de prédiction du handover selon Butun et al. (2010), laissant peu explorée, la prédiction spectrale en environnement mobile. Selon Liu et al. (2010), des études sur la prédiction spectrale

utilisant des approches telles que la théorie des jeux et l'apprentissage artificiel sont aussi proposées mais dans un cadre statique. Ce qui pose la problématique de mobilité ou du handover associé à une prédiction de la disponibilité spectrale dans la nouvelle cellule. Les techniques d'apprentissage artificiel telles que le modèle de Markov caché et les réseaux de neurones se révèlent particulièrement bien adaptées pour la prédiction du spectre mais restent encore limitées par leur utilisation dans un cadre assez statique où il n'y a pas de changement de cellule. De plus, le handover déclenche une nouvelle période d'entraînement pour les algorithmes d'apprentissage, ce qui engendre un délai de latence non négligeable pour la connectivité. D'après Hua et Ruo-en (2009) et Ye (2010), d'autres modèles standards de prédiction moins envisagés dans les réseaux radio cognitive utilisant les techniques statistiques telles que AR (Auto Regressive), MA (Moving Average), ARMA (Auto Regressive Moving Average), ARIMA (Auto Regressive Integrated Moving Average) sont aussi explorés. Ces modèles exigent la mise à disposition de données complètes et assez représentatives. D'où l'intérêt d'un modèle à information incomplète tel que le *Grey Model* (voir section 5.2).

Les études dont le but serait de réduire l'impact des changements de bandes de fréquences sur la connectivité pour les communications radio cognitive, par construction de modèles de prédiction ou d'anticipation, permettront de garantir des transmissions permanentes exigées par le processus de suivi de patient en temps réel.

5 Solution proposée

La solution que nous proposons consiste à ajouter une fonction de prédiction au module de sondage spectral illustré par la figure 1.

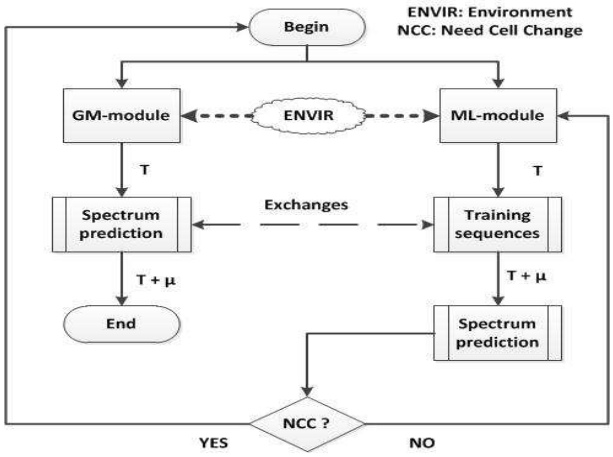

Fig. 3 – *Fonctionnement du processus de prédiction*

Cette fonction associe les techniques d'apprentissage au système *Grey Model* pour évaluer la probabilité d'occupation des canaux et ainsi guider la décision relative au choix du canal à sonder. Le Grey Model permettra de dissimuler le temps dévolu

aux séquences d'entraînement et de minimiser les coûts computationnels. L'évaluation préalable d'une part de la disponibilité du spectre dans la future zone en situation de mobilité du patient et d'autre part des bandes libres d'une même zone afin d'anticiper les changements de canaux constituent les problématiques à résoudre. Nous illustrons la réponse apportée à ces questions à travers la figure 3, qui fait une description du mécanisme de prédiction.

5.1 La phase du sondage

Sachant que la durée du sondage est estimée à λ , le temps d'établissement d'une connexion égal à γ, alors le temps de passage d'une bande à l'autre sera de $\lambda+\gamma$. Notons que le passage d'un canal à l'autre pourrait se faire suite à l'arrivée d'un utilisateur prioritaire, à la dégradation de la qualité de service sur la bande d'origine ou encore, suite à la mobilité spectre-patient. Le temps de changement de bande de fréquence et par conséquent le coût du sondage apparaît non négligeable comme le montre Liu et al. (2008). La maîtrise de ce délai grâce à l'ajout d'une fonction de prédiction permettrait de réduire le temps de latence par une anticipation des opérations de sondage. De plus, on pourrait se passer des solutions actuelles qui consistent à faire du sondage multiple afin de constituer une base de données relative aux canaux libres à utiliser. Notre solution de prédiction a le mérite de limiter le nombre des opérations de sondage, et surtout de faire du sondage au moment opportun, ce dernier étant à chaque fois évalué par anticipation.

5.2 Description du processus de prédiction

La théorie du Grey Model vue par Julog (2002), est connue pour l'analyse des problèmes à informations incomplètes ou incertaines. Elle présente comme principal avantage sur les techniques statistiques de prédiction standards, telles que AR, MA, ARMA et ARIMA, l'aptitude à se satisfaire d'une quantité minimale de données d'entrée pour réaliser ses prédictions. Les systèmes de prédiction basés sur le Grey Model s'appliquent à de nombreux domaines dont la météorologie avec la prédiction de la température (Huang et Yu (1997)), les finances (Chou (2007)), les réseaux de télécommunication (Jiechao et Yidan (2010)), les activités militaires (Yu et al. (2009)), les analyses médicales (Hsu et al. (2006)), etc. Notre solution s'appuie sur cette capacité à prédire, sur la base de données incomplètes souvent peu significatives, offerte par le Grey Model et le faible coût de traitement des algorithmes d'apprentissage une fois bien entraîné. En effet, le nœud intelligent du patient exploite le module d'*Apprentissage (ML-module)* et le module *Grey Model (GM)* dans une nouvelle zone ou au début de son activité. Le Grey Model servant à ce stade à la prédiction spectrale pendant que le module apprentissage exécute les séquences d'entraînement à partir des données de l'environnement et éventuellement des résultats du Grey Model. La fonction de prédiction revenant au moteur d'apprentissage, une fois son efficacité prouvée par la pertinence de ses résultats et qu'aucun besoin de changement de zone (NCC) n'est éprouvé tel que définit par la figure 3. L'échange d'informations entre le module GM et le module ML-module permet d'enrichir d'une part l'échantillon d'apprentissage par les résultats prédits au niveau du module GM et d'autre part, d'informer ce dernier que la phase

d'entraînement est terminée et que la prédiction revient au module ML-module tel que décrit par le processus de prédiction (figure 3).

5.3 Les données de base du modèle

Nous nous sommes particulièrement intéressés au canal WiFi composé de quatorze sous-canaux dans le cadre de nos expérimentations. Ce choix est justifié par les caractéristiques de la plate-forme GNU-Radio exploitant la bande WiFi 2.4 GHz, dont nous disposons sans toutefois ignorer que le principe reste similaire pour les autres types de canaux. En outre, concernant la bande cible c'est-à-dire le sous-canal WiFi, son spectre fréquentiel fait l'objet d'une partition en plusieurs sous-bandes dont la taille est fonction des besoins de l'application. Chaque sous-bande peut être soumise à un sondage périodique et selon le besoin. Notre objectif étant de réaliser une distribution de probabilité de l'état du canal (libre ou occupé) sur les futures périodes, amène à fonder notre raisonnement sur les paramètres décrits ci-dessous :

5.3.1 L'énergie détectée sur chaque sous-bande

Il est prouvé avec Ling-ling et al. (2011) que l'énergie détectée sur un canal permet d'identifier un signal. Une comparaison de l'énergie reçue par l'équipement radio à un seuil prédéfini selon le type du canal, permet de trancher sur la présence ou non d'un signal et donc d'un utilisateur (primaire) telle qu'illustré à la figure 4. Le principe étant basé sur deux hypothèses que nous nommons H_0 pour canal libre (OFF) et H_1 pour canal occupé (ON) tel que :
$H_O : y(t) = n(t)$
$H1 : y(t) = x(t) + n(t)$
Où t = 1, 2,...., N représente les échantillons de signaux reçus ; y(t) le signal reçu par l'équipement radio de communication ; n(t) le bruit gaussien et x(t) le signal de détection de présence.

5.3.2 Les données statiques issues de l'environnement radio

Les données statiques restent déchiffrables et très peu évolutives avec le temps. Il s'agit ici du nombre de canaux d'une bande donnée, le type de la bande, la localité et le type de la zone (fortement urbaine, rurale, etc.), la fréquence centrale de chaque canal, le seuil énergétique de chaque canal, etc.

5.3.3 Les données dynamiques issues de l'environnement radio

Les données dynamiques, beaucoup plus aléatoires et évolutives, comprennent l'énergie sur chaque canal, la puissance d'émission sur chaque canal, le nombre d'utilisateurs primaires dans une zone, le nombre de canaux libres à un instant donné, etc.
Les données à maîtriser ici sont celles qui sont dynamiques. L'énergie sur un canal paraît de loin le facteur le plus important influençant l'ensemble des données. Son estimation et sa corrélation avec les autres informations, une évaluation avec le seuil énergétique représenté par $\boldsymbol{\mu}$ sur la figure 4 par l'énergie observée sur chaque canal permettrait d'affirmer l'état libre ou occupé d'un canal. Cette probabilité guide ainsi la décision et

le choix du canal à sonder. Les sondages des canaux WiFi que nous avons réalisés grâce à la plate-forme GNU-Radio montrent aussi l'importance de certaines informations environnementales dans la prise de décision. En effet, certaines sous-bandes paraissent encombrées pendant que d'autres sont libres. L'état d'une sous-bande change en fonction du jour et de l'heure, de la zone géographique pour la même bande de fréquences (WiFi).

5.4 Distribution de l'énergie sur chaque canal pour une période donnée

L'équipement radio cognitive du patient étant capable de mesurer l'énergie sur un canal à chaque instant, notre solution consiste en une distribution de cette donnée et sa probabilité sur les futures périodes. Cela consiste en une série de mesures (base de connaissances) à l'instant t, permettant de faire l'ajustement nécessaire de la prédiction réalisée en t-1 et cette correction d'erreur permettant de faire une meilleure prédiction de l'instant t+1 par apprentissage. Cette évaluation/prédiction aidant à l'estimation de la probabilité d'occupation du canal au temps t+k, et d'anticiper non seulement le choix du canal en k à sonder et par conséquent les opérations de sondage et de saut de canal dès le temps t+j, j < k ; avec j = k - (λ+γ). La figure 4 montre la relation entre le signal

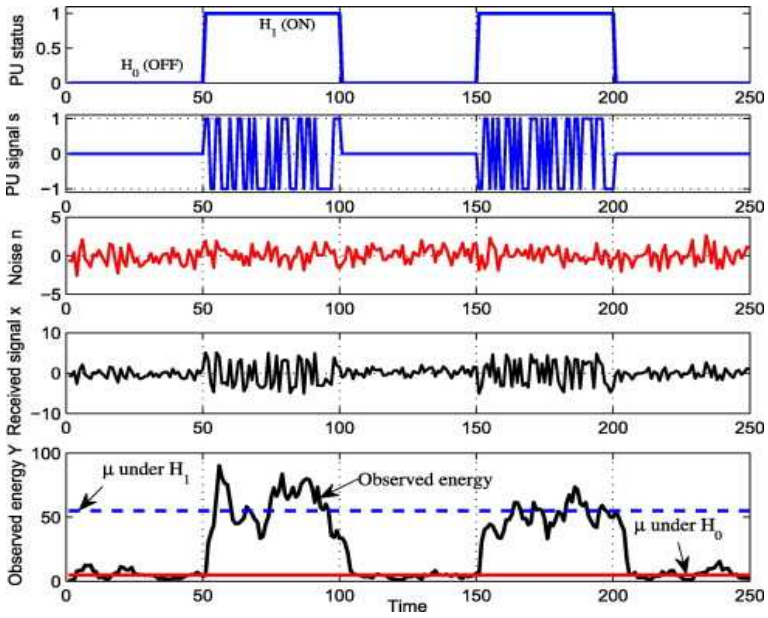

FIG. 4 – *Utilisation du spectre*

reçu par le canal, l'énergie qui en découle ainsi que l'interprétation de la mesure obtenue par une distinction entre signaux des utilisateurs primaires et le bruit gaussien. Le niveau d'énergie ou la puissance du signal déterminant la présence (H_1 ON) ou l'absence (H_0 OFF) d'un utilisateur primaire. Les mesures d'énergie sur les sous-canaux de la

bande WiFi réalisées par l'équipement (nœud intelligent) radio cognitive du patient en temps réel fournissent des données discrètes nécessitant un traitement spécifique afin d'obtenir des informations fiables. Les mesures avec la plate-forme GNU-Radio démontrent, en effet la nécessité d'appliquer des algorithmes tel que la transformée de Fourier rapide afin d'harmoniser ces données avec le domaine fréquentiel. Ces données mesurées en temps réel une fois traitées serviront à alimenter le module GM-module pour servir de valeurs réelles d'échantillon. Le Grey Model se satisfaisant de très peu de données d'entrée (INPUT) pour réaliser ses prédictions, les premières mesures qui alimentent ce module permettent d'une part de passer immédiatement aux prédictions (gain en temps et continuité de prédiction, par dissimulation du temps d'entraînement) et d'autre part de construire la base de connaissance du module d'apprentissage (ML-module) qui a besoin d'échantillons assez représentatifs qui ne sont autres que les résultats des prédictions du Grey Model.

5.5 Détail des modules apprentissage (ML-module) et Grey Model (GM-module)

Pour les besoins de simulation du modèle, nous avons opté pour les chaînes de Markov comme technique d'apprentissage associée au GM (1,1). Le choix du modèle Markovien est motivé par sa capacité de circonscription des erreurs relatives aux prédictions. Dans cette solution, la maîtrise des erreurs constitue la variable complexe conditionnant la précision des valeurs prédites. La technique de correction d'erreur est basée sur l'observation d'une courbe de tendance, et seules les valeurs les plus récentes décrivant la tendance de la série sont pertinentes pour prédire les valeurs futures. En effet, pour un ensemble de données d'échantillonnage X(1), X(2), X(3),....., X(N), une fonction d'ajustement appliquée aux valeurs permet d'évaluer les tendances futures en assignant un poids aux valeurs précédentes. La fonction d'ajustement en k sur un ensemble de données X(N) par exemple donne :
$Xhat(k) = p_1x_k + p_2x_{k-1} + p_3x_{k-2} + ... + p_nx_{k-n+1}$, avec $p_1, p_2, ..., p_n$, les poids assignés aux données, les valeurs les plus récentes bénéficiant des poids les plus élevés comme suit :
$Xhat(t) = \alpha * [x_{t-1} + (1-\alpha)x_{t-2} + (1-\alpha)^2x_{t-3} + (1-\alpha)^3x_{t-4} + ...] + (1-\alpha)^{t-1}x_1$
avec α le coefficient d'ajustement et $(1, (1-\alpha), (1-\alpha)^2, (1-\alpha)^3, (1-\alpha)^4...$ les poids respectifs des différentes valeurs.
La valeur de α constituant le facteur essentiel à maîtriser est ainsi modélisée par les chaînes de Markov, constituées d'un ensemble d'états et de transitions. Les valeurs de α, sont réparties sur l'intervalle $\phi[0; 1]$ subdivisée en un ensemble de sous-intervalles égaux où chaque sous-intervalle représente un état possible du modèle de Markov comme indiqué à la figure 5. A partir de la distribution initiale des différentes valeurs de α dans le temps sur les différents états/intervalles et les différentes transitions observées d'un état à l'autre, on calcule les probabilités de transitions futures de α. Ainsi, la probabilité de transition d'un état i à un état j, notée P_{ij} est évaluée comme suit :
$P_{ij} = Q_{ij}/Q_i$, avec Q_i représentant le nombre de fois que α reste dans l'état/intervalle i, et P_{ij}, le nombre d'occurrences de transitions entre l'état/intervalle i et l'état/intervalle j. Ainsi avec cinq états différents, choix fait par l'algorithme en fonction des variations

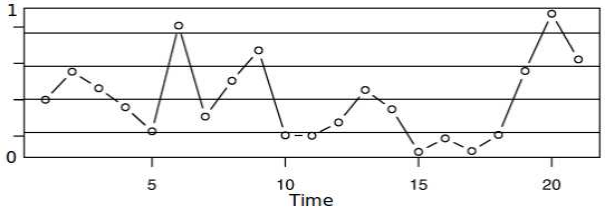

FIG. 5 – *Caractérisation du mécanisme état/transition*

de α, les valeurs possibles de P_{ij} forment la matrice de transition M suivante :

$$\mathrm{M} = \begin{pmatrix} P_{11} & P_{12} & P_{13} & P_{14} & P_{15} \\ P_{21} & P_{22} & P_{23} & P_{24} & P_{25} \\ P_{31} & P_{32} & P_{33} & P_{34} & P_{35} \\ P_{41} & P_{42} & P_{43} & P_{44} & P_{45} \\ P_{51} & P_{52} & P_{53} & P_{54} & P_{55} \end{pmatrix}$$

A la distribution initiale est associée un vecteur initial $\pi^{(0)} = [\pi_1^{(0)}\pi_2^{(0)}\pi_3^{(0)}\pi_4^{(0)}\pi_5^{(0)}]$, constituant les probabilités possibles de transitions entre les états. Le calcul de la distribution des états futurs possibles de transition (t+1) à partir de $\pi^{(0)}$ est obtenu par :
$\pi^{(t+1)} = \pi^{(0)} M^{(i)}$

5.6 Choix du Grey Model (GM-module)

Le GM(1,1) reste le plus appliqué dans les systèmes de prédiction selon Sheng et al. (2011). D'autres modèles à plusieurs variables tel que le GM(1,N), existent mais nous utiliserons dans le cadre de cette étude le GM(1,1) largement suffisant pour la prédiction de l'énergie du canal singularisé par une seule variable.

Procédure de modélisation du GM(1,1)

- Le système prend en entrée une séquence de valeurs, correspondant à l'énergie mesurée par l'équipement radio de l'utilisateur/patient sur chaque sous-canal x, X décrivant l'ensemble des sous-canaux(b1,b2,...bN), avec $X^0 = \left[x^0(1), x^0(2), x^0(3), ..., x^0(n)\right]$, la séquence initiale où $x^0(t)$ correspond à la sortie du système à l'instant t.
- A partir de la séquence initiale définie plus haut, le système génère une nouvelle séquence X^1 avec comme nouvelle valeur $X^1 = \left[x^1(1), x^1(2), x^1(3), ..., x^1(n)\right]$, où $x^1(t) = \sum_{m-1}^{t} x^0(m)$ en terme de mesures m.
- L'équation différentielle du premier ordre obtenue à partir de X^1 est donnée par : $\frac{dx^1(t)}{dt} + ax^1(t) = b$, a étant le coefficient qui reflète la tendance prédictive et b le coefficient de contrôle exprimant la partie d'information connue ainsi que la partie de l'information non connue du modèle.

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

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

6 Expérimentation

Notre étude est d'une part basée sur une observation/analyse réelle du spectre à travers une plate-forme radio cognitive et d'autre part sur des résultats de simulation.

6.1 La plate-forme radio cognitive

Nous avons mis en place une plateforme radio cognitive fonctionnelle utilisant la GNU-Radio et la radio universelle USRP1 d'Ettus[3] dans le cadre du projet ANR LICoRNe. Cette plateforme est composée de cinq boîtiers USRP-1. A chaque USRP-1 est associé deux antennes externes omnidirectionnelles de type RFX2400 et RFX900 avec une connexion par le port USB à des ordinateurs intel pentium. Chaque ordinateur étant équipé d'un processeur ayant pour caractéristiques 2.4 GHz de CPU, 2 Go de RAM et pour capacité 20 GB de disque tout en utilisant comme système d'exploitation linux ubuntu 10.04. L'idée et l'objectif à terme étant d'émettre et de recevoir grâce à cette plate-forme, tout standard radio (AM, FM, DAB, GSM, Wifi, GPS, TV, etc.) mais aussi de procéder à l'analyse du spectre et des signaux médicaux entre autres.

6.2 Les données et les valeurs des prédictions du modèle

6.2.1 Le module Grey Model

La simulation du module Grey Model a été réalisée sous GNU Octave[4], la version libre de Matlab Simulink principalement destinée aux calculs numériques. La génération aléatoire du signal original ainsi que les variations constatées, sont réalisées grâce à la fonction AWGN (Additive White Gaussian Noise). L'énergie alors détectée par le noeud radio cognitive correspond au RSSI (Received Signal Strength Indication) et

3. http ://gnuradio.org/redmine/projects/gnuradio/wiki
4. http ://www.gnu.org/software/octave/

donc au signal généré au temps t, donnée d'entrée pour la fonction de prédiction au temps t+1. Par ailleurs, les résultats décrits par Dounis et al. (2006), concernant une étude comparative du Grey Model et le modèle de prédiction "Fuzzy Predictive Model" basé sur l'apprentissage, appliqué au domaine météorologique constituent un exemple de résultat pertinent. Cette étude démontre la capacité du Grey Model à réaliser des prédictions sans aucun entraînement préalable. Le tableau (figure 6) et les résultats des prédictions (figure 7) montrent l'écart de temps et la grande quantité de données d'échantillonnage consacrés à l'entraînement (train + test) pour un algorithme d'apprentissage et le gain réalisé à terme en utilisant le Grey Model dont les prédictions restent quasi instantanées. Les résultats des simulations (Dounis et al. (2006)) viennent confirmer l'utilité et l'intérêt de notre proposition, qui repose sur une compensation des prédictions par le Grey Model durant la phase d'entraînement de la fonction ML-module.

6.2.2 Le module apprentissage

Les valeurs mesurées en temps réel par l'équipement radio cognitive, nœud intelligent du patient correspondent aux données d'échantillonnage X. Se fondant sur ces mesures, des ajustements sont réalisés par la fonction d'apprentissage afin de prendre en compte les erreurs pour les futures prédictions. L'algorithme, sur la base des observations/mesures obtenues, discerne de l'échantillon, les composantes périodiques qui apparaissent stationnaires ou cyclo-stationnaires, les composantes irrégulières qui ne reflètent aucune saisonnalité. De ces composantes se décline une tendance qui permet alors de réaliser les prédictions grâce à la fonction d'ajustement. Au minimum, deux périodes sont nécessaires pour faire fonctionner l'algorithme et le nombre de valeurs mesurées pour chaque période varie en fonction du temps, des critères de pertinence des valeurs, du degré de précision des prédictions. En effet, les prédictions étant réalisées en prélude au sondage, la valeur effectivement sondée permet d'apprécier la précision de la fonction de prédiction. Ainsi, la taille de la base de connaissance devient fonction de l'effectivité du processus d'apprentissage. Un poids fort est affecté aux valeurs récentes résultantes du sondage après prédiction qui déterminent les tendances et un poids faible voir la suppression des valeurs les plus anciennes de la base. Les valeurs (X) suivantes générées dans le cadre de notre étude constituent notre échantillon d'apprentissage. Ces données représentent l'énergie mesurée sur un sous-canal à différentes périodes données. Ces opérations de mesure et d'apprentissage, s'appliquent à chaque sous-canal disponible.

> X =

48	70	50	40	90	46	72	48	39	91	49
71	49	37	88	45	70	51	38	95	47	75
50	36	93	42	76	60	40	98	41	77	55
39	97	42	73	50	38	99	41	76	53	37

A partir de ces échantillons X, on obtient des résultats de prédiction par apprentissage que nous représentons par les courbes de tendance des figures 8 et 9.

PREDICTION COMPARISON

Predictor	Fuzzy (WM)				Grey			
Inputs	T(k-1)	T(k-2)	T(k-6)	T(k-7)	T(k-1)	T(k-2)	T(k-6)	T(k-7)
Mfs	9	7	7	5	-			
Output	T(k)				T(k)			
Mfs	15				-			
AND Method	Product							
Implication	Product							
Aggregation	Sum							
Defuzzifier	Centroid							
Rules	138							
Results	Train		Test		Local Prediction			
Computation Time	32.366 sec		2.063 sec		0.471 sec			
AME	1.385728		1.447687		1.407747			
MSE	3.066376		3.375785		3.524036			
ρ	0.971563		0.972925		0.970235			
Maximum Error (absolute)	8.736815		8.198800		9.056811			

FIG. 6 – *Tableau comparatif des résultats de prédiction Dounis et al. (2006)*

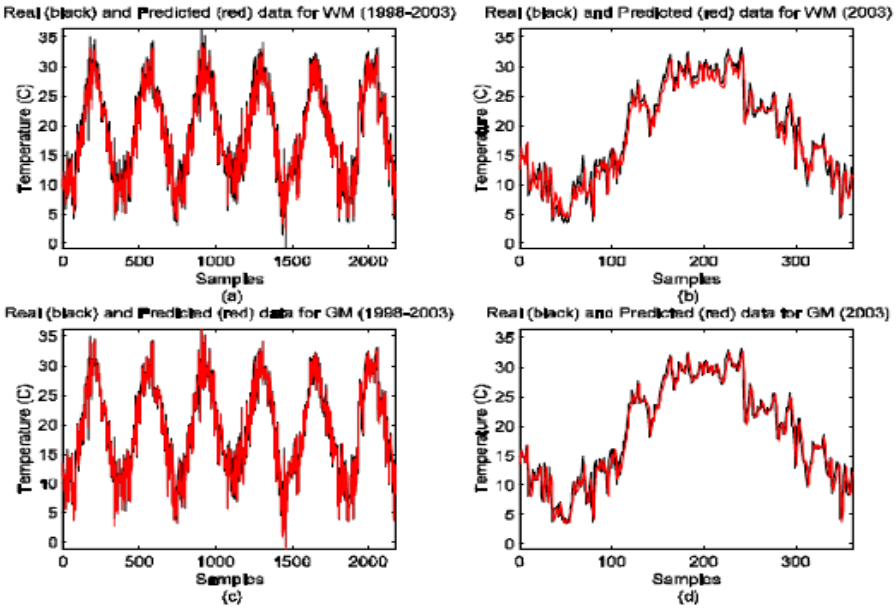

FIG. 7 – *Résultats des prédiction avec GM(1,1) Dounis et al. (2006)*

6.3 Résultats

La figure 8 montre qu'avec un échantillon d'apprentissage satisfaisant, l'algorithme est capable de maîtriser les événements à caractère périodique tels que les instants de forte activité des utilisateurs primaires ainsi que leurs moments de faible présence exploitables par le nœud radio cognitive du patient pour un canal donné. Ce comporte-

ment stationnaire des utilisateurs primaires aide à l'obtention de meilleurs résultats de prédictions pour les périodes futures.

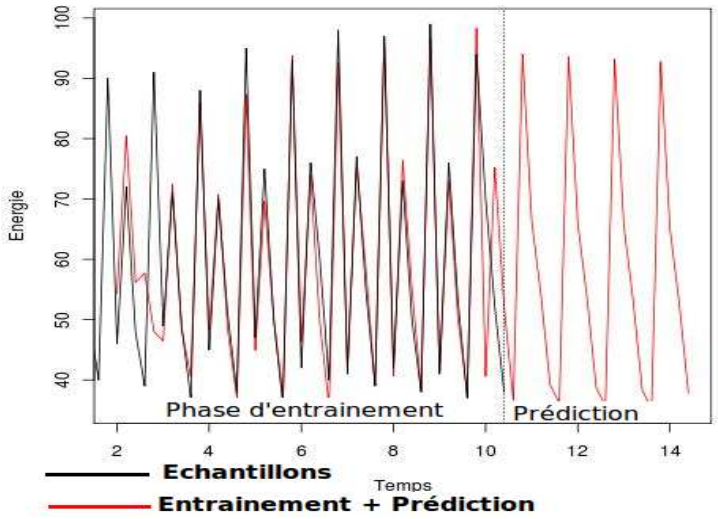

FIG. 8 – *Résultats des prédictions sur les 44 valeurs*

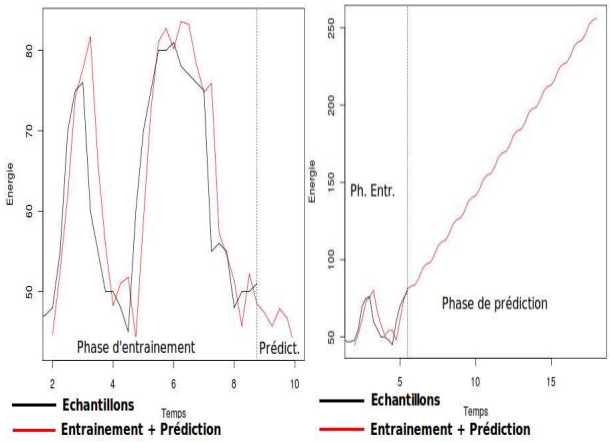

FIG. 9 – *Résultats des prédictions respectives sur 25 et 10 valeurs*

La figure 9 démontre que le comportement des utilisateurs primaires peut s'avérer aléatoire et non-stationnaire et nécessiter plus de temps d'entraînement et d'échantillons. Dans ce cas, l'objectivité des prédictions se limite à la valeur t+1 prédite au temps t. La distribution des valeurs prédites sur les périodes futures (supérieures à t+1) devenant de moins en moins pertinente. Ces résultats révèlent l'importance du

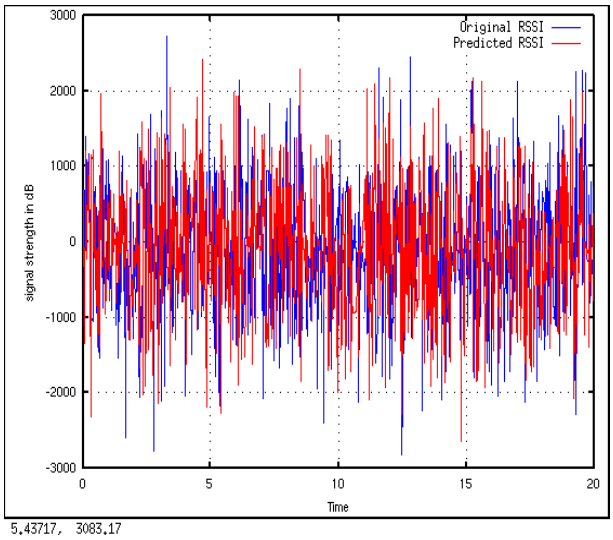

FIG. 10 – *Résultats des prédictions avec GM(1,1)*

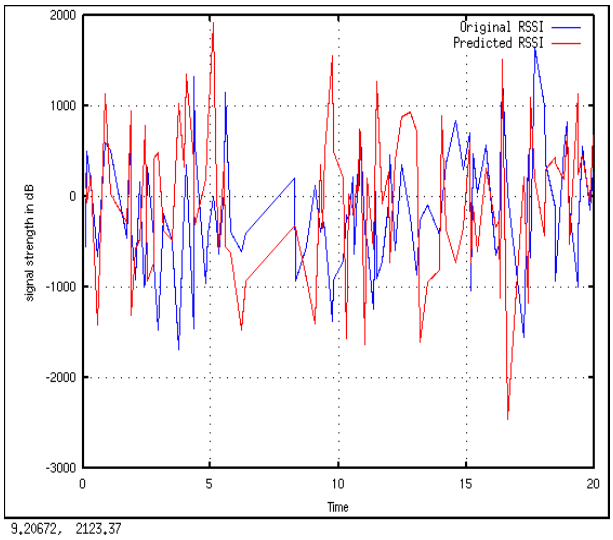

FIG. 11 – *Apperçu des écarts des prédictions avec GM(1,1)*

module GM-module comme solution alternative de prédiction couvrant la période d'entraînement du module ML-module. Cela est bien justifié par les résultats du tableau comparatif (figure 6) et de la figure 7 où la courbe en rouge représentant les valeurs de la prédiction par Grey Model débute au même instant que la courbe en noir caractérisant les valeurs réelles. Les figures 10 et 11 indiquent les résultats des prédictions du module

Grey Model obtenu grâce aux simulations avec Octave. Ces figures (10 et 11) correspondent respectivement à un échantillonnage de 1000 et 100 valeurs mesurées (générées) et prédites sur une période de 20 secondes. Pour un intervalle entre les mesures plus élevées (figure 11), les imprécisions liées aux valeurs prédites deviennent plus perceptibles. Malgré quelques écarts ou erreurs de prédiction plus visibles à la figure 11, la capacité du Grey Model à réaliser des prédictions en temps réel est encore prouvée à travers ces résultats. Cela renforce notre idée d'utiliser cette technologie en complément du module apprentissage pour assurer la connectivité permanente à travers ses prédictions durant les phases d'apprentissage. L'ensemble de ces résultats apportent un début de validation de la solution globale que nous proposons dans un environnement peu perturbé. Ce qui constitue une avancée considérable, base des améliorations exigées pour la prise en compte de nouvelles contraintes apparentes telles que la forte mobilité et les perturbations électromagnétiques importantes. En effet, pour des environnements fortement mobiles, une utilisation récurrente du module Grey Model au dépend des prédictions par apprentissage pourrait augmenter les coûts de traitement. Aussi, des imprécisions constatées à la figure 11 pourraient s'accentuer avec des environnements électromagnétiques fortement perturbés. Une adaptation de la présente solution pour la prise en compte des contraintes énoncées pourrait être réalisée sur la base de la coopération entre les nœuds radio cognitive et surtout la distribution de la fonction de prédiction à travers les stations de base. Nous envisageons pour nos travaux futurs des expérimentations complémentaires, et une analyse des différents cas de figures mentionnés.

7 Conclusion et perspectives

La construction de dispositifs de traitements médicaux, assignant une forte implication des technologies de communication et l'affluence des équipements de nouvelle génération (smartphone, PDA, etc.), alimentent l'ambition d'une connectivité réseau permanente indispensable dans le contexte de suivi de patient en mobilité. Le problème de suivi permanent et en temps réel des signes vitaux en tout lieu, appelle au développement des technologies ambitieuses capables de pallier à tout défaut de connexion à l'image des mécanismes proposés par la technologie radio cognitive. Toutefois, la montée en puissance ces dernières années de cette technologie ne saurait tolérer l'ignorance des problématiques existantes. Dans ce papier, nous avons d'abord procédé à une présentation du concept des réseaux radio cognitive, vu comme une solution pour assurer une connectivité permanente dans le cadre du suivi de patient. Ensuite, nous avons proposé un système de prédiction, dont l'implémentation permettrait d'améliorer le processus de détection de canaux de communication libres pour les réseaux radio cognitive, crucial pour la transmission permanente des données médicales. Le modèle de prédiction spectrale que nous proposons associe la technique du Grey Model aux technologies de l'apprentissage artificiel pour garantir un changement de canal sans défaut de connectivité, avec un algorithme à faible coût de traitement. L'originalité du modèle réside dans l'utilisation de la technologie du Grey Model pour la prédiction spectrale associée à un apprentissage basé sur la puissance énergétique du canal, contrairement aux solutions existantes qui reposent sur les statistiques d'utilisation des sous-canaux.

Enfin, nous avons réalisé des simulations permettant d'évaluer ce prototype. Nos futurs travaux, nous permettront d'améliorer cette solution afin de prendre en compte de probables perturbations électromagnétiques et d'avoir des mesures de performances réelles dans un environnement plus instable.

Remerciements

Ce travail a bénéficié du soutien du projet LICoRNe [5], financé en partie par l'Agence Nationale de le Recherche (ANR).

Références

Butun, I., A. Cagatay Talay, D. Turgay Altilar, M. Khalid, et R. Sankar (2010). Impact of mobility prediction on the performance of cognitive radio networks. *Wireless Telecommunications Symposium (WTS), 2010*, 1–5.

Chou, T.-N. (2007). A novel prediction model for credit card risk management. In *Innovative Computing, Information and Control, 2007. ICICIC '07. Second International Conference on*, pp. 211.

Dounis, A. I., D. Tseles, G. Nikolaou, et G. P. Syrcos (2006). A comparison of grey model and fuzzy predictive model for times series. In *International Journal of computational Intelligence*, pp. 176–181.

Feng, S., Z. Liang, et D. Zhao (2010). Providing telemedicine services in an infrastructure-based cognitive radio network. *Wireless Communications, IEEE 17*, 96–103.

Hsu, K.-T., T.-M. Yan, et P.-W. Liu (2006). A study on the annualized medical expense prediction model of the bureau of national healthy insurance–the application of the grey prediction theory. In *Systems, Man and Cybernetics, 2006. SMC '06. IEEE International Conference on*, Volume 1, pp. 764 –769.

Hua, Z. et R. Ruo-en (2009). High-frequency time series prediction based on wavelet transform and arma model. *Management and Service Science, 2009. MASS '09. International Conference on*, 1–4.

Huang, Y.-P. et T.-M. Yu (1997). The hybrid grey-based models for temperature prediction. *Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics, IEEE Transactions on 27*(2), 284 –292.

Jiechao, W. et Z. Yidan (2010). Peers' attribute data prediction in a p2p network based on the grey prediction model and its improvements. In *Information Networking and Automation (ICINA), 2010 International Conference on*, Volume 2, pp. V2–15 –V2–19.

Jingling, F., L. Wei, et L. Yang (2010). Performance enhancement of wireless body area network system combined with cognitive radio. *Communications and Mobile Computing (CMC), 2010 International Conference on 3*.

5. http ://www.agence-nationale-recherche.fr/projet-anr/

Julog, D. (2002). The basis of grey theory. *Huazhong University of Science and Technology Press, In Chinese, 2002*.

Ling-ling, Z., H. Jian-guo, et T. Cheng-kai (2011). Novel energy detection scheme in cognitive radio. In *Signal Processing, Communications and Computing (ICSPCC), 2011 IEEE International Conference on*, pp. 1 –4.

Liu, Y., B. Tamma, B. Manoj, et R. Rao (2010). On cognitive network channel selection and the impact on transport layer performance. *GLOBECOM 2010, 2010 IEEE Global Telecommunications Conference*, 1–5.

Liu, Y., R. Yu, et S. Xie (2008). Optimal cooperative sensing scheme under time-varying channel for cognitive radio networks. *New Frontiers in Dynamic Spectrum Access Networks, 2008. DySPAN 2008. 3rd IEEE Symposium on*, 1–6.

Mitola, J., I. (2003). Cognitive infosec. *Microwave Symposium Digest, 2003 IEEE MTT-S International 2*, 1051–1054.

Phunchongharn, P., E. Hossain, D. Niyato, et S. Camorlinga (2010). A cognitive radio system for e-health applications in a hospital environment. *Wireless Communications, IEEE 17*, 20–28.

Sheng, C., Y. Lin, Z. Gengwu, Z. Cheng, D. Shijun, et D. Chao (2011). Short-term wind power prediction based on combined grey-markov model. In *Advanced Power System Automation and Protection (APAP), 2011 International Conference on*, Volume 3, pp. 1705 –1711.

Wang, F.-K., C.-J. Li, C.-H. Hsiao, T.-S. Horng, J. Lin, K.-C. Peng, J.-K. Jau, J.-Y. Li, et C.-C. Chen (2010). An injection-locked detector for concurrent spectrum and vital sign sensing. *Microwave Symposium Digest (MTT), 2010 IEEE MTT-S International*, 768 –771.

Ye, X. (2010). The application of arima model in chinese mobile user prediction. *Granular Computing (GrC), 2010 IEEE International Conference on*, 586–591.

Yu, J., L. Zhi, Y. Qiu, L. Jin, et H. Du (2009). Grey synthetical prediction model of military logistics based on evolutionary neural network. In *Computational Sciences and Optimization, 2009. CSO 2009. International Joint Conference on*, Volume 1, pp. 663 –665.

Francine Krief est directrice générale adjointe chargée de la recherche à l'Institut Polytechnique de Bordeaux. Elle est également professeur des universités au Laboratoire Bordelais de Recherche en Informatique (LaBRI). Ses activités de recherche portent sur les réseaux autonomes, le "green networking", les réseaux de capteurs sans fil et les réseaux radio cognitive. Elle consacre une part grandissante de ses recherches aux problématiques liées à la santé et au viellissement en bonne santé.

Summary

Regular monitoring of vital signs guarantees a preventive treatment of common diseases ensuring better health for people. Most of the proposed solutions in e-health context are based on a set of heterogeneous wireless sensors, fitting the patient and

his environment. Often, these sensors are connected to a local smart node acting as a gateway to the outside (contacts, servers). When the patient is mobile, one of the issues we may face is the guarantee of a permanent connectivity between local smart node and the outside. To overcome this problem, we need to define a robust communications architecture able to benefit from different technologies and standards. This provides equipments with the ability to dispose of free-bands to perform their transmissions any-time and anywhere. Cognitive radio, although appropriate technology, requires taking into account the interdependence between the patient's mobility and frequency band changes. Our proposal, is an anticipation model, a decision-making function that predicts the state of frequency bands occupancy. This model combines the machine learning techniques and the Grey Model system to provide a rapid and low cost algorithm for spectral prediction which allows permanent connectivity.