



ТЕХНИЧЕСКИ УНИВЕРСИТЕТ – СОФИЯ
ФАКУЛТЕТ ПО ТЕЛЕКОМУНИКАЦИИ
КАТЕДРА „КОМУНИКАЦИОННИ МРЕЖИ“

маг. инж. Антони Стефков Иванов

**АДАПТИВНИ АЛГОРИТМИ В ОСНОВНИТЕ ФУНКЦИИ НА
СВРЪХ-ПЛЪТНИ МРЕЖИ, БАЗИРАНИ НА КОГНИТИВНО
РАДИО**

АВТОРЕФЕРАТ

**на дисертация за присъждане на образователна и научна степен
„ДОКТОР“**

Област на висше образование: 5. Технически науки

Професионално направление: 5.3 Комуникационна и компютърна техника

Научна специалност: Комуникационни мрежи и системи

Научни ръководители: проф. д-тн инж. Владимир Костадинов Пулков
проф. д-р инж. Илия Георгиев Илиев

София, 2020

Дисертационният труд е обсъден и насочен за защита от Катедрения съвет на катедра „Комуникационни Мрежи“ към Факултет по Телекомуникации при Технически Университет – София на редовно заседание, проведено на 13.01.2020 г. (протокол № 5)

Публичната защита на дисертационния труд ще се състои на 18.05.2020 г. (понеделник) от 15:00 часа в Конферентната зала на БИЦ на Технически университет – София на открито заседание на научното жури, определено със заповед № ОЖ-5.3-03/28.01.2020 г. на Ректора на ТУ-София в състав:

1. Проф. д-р Георги Илиев – председател
2. Проф. д-тн Владимир Пулков – научен секретар
3. Проф. д-тн инж. Михаил Илиев
4. Доц. д-р инж. Станимир Садинов
5. Доц. д-р инж. Габриела Атанасова

Рецензенти:

1. Проф. д-р Георги Илиев
2. Проф. д-тн инж. Михаил Илиев

Материалите по защитата са на разположение на интересувашите се в канцеларията на Факултет по Телекомуникации, блок 1, стая 1439-Б и на Интернет страницата на Технически Университет – София.

Дисертантът е редовен докторант към катедра „Комуникационни Мрежи“, Факултет по Телекомуникации. Изследванията по дисертационния труд са направени от автора, като резултатите от тях са публикувани. Част от изследванията са вследствие на работата по научноизследователски проекти.

Автор: маг. инж. Антони Стефков Иванов

Заглавие: Адаптивни алгоритми в основните функции на свръх-плътни мрежи, базирани на когнитивно радио

Тираж: 30 броя

Отпечатано в ИПК на Технически университет – София

I. ОБЩА ХАРАКТЕРИСТИКА НА ДИСЕРТАЦИОННИЯ ТРУД

Актуалност на проблема

Приложението на безжичните комуникации в много от ежедневните дейности на човека е утвърдено чрез изключителният прогрес на изчислителната техника през последните две десетилетия. Тяхното по-нататъшно навлизане е само въпрос на време поради множеството интелигентни устройства и приложения, които са налични или в процес на разработка, за настоящите и бъдещите нужди на масовия потребител. Самите безжични технологии и свободата и гъвкавостта на използване, която предлагат, обуславят динамичното формиране на нови приложения. Изискванията и предизвикателствата, свързани с тяхната имплементация, са уместен повод за обединяване на две от най-изследваните технологии за мрежите от пето поколение (5G), а именно - когнитивното радио (КР) и свръх-плътните мрежи (СПМ) чрез въвеждане на интелигентен достъп до радио-честотния спектър в последните.

Имплементирането на функционалности от КР в СПМ позволява на системата да работи автономно от традиционните комуникационни мрежи (например, телевизионно разпръскване), които са базирани на макро- и микро-клетки. По този начин СПМ, базирана на КР, увеличава оползотворяването на техният спектър, защото нейните функции за адаптивна обработка на сигналите ще позволят нейната работа без да създаде нежелана интерференция за основните потребители (ОП) на спектъра.

В настоящия дисертационен труд са разгледани КР устройствата, като взли на СПМ за 5G комуникации. Тяхната роля е разгледана от гледната точка на детектирането и различаването на приетите сигнали с цел - осъществяването на динамичен достъп до спектъра. Особен акцент е сложен върху изследвания на сигнални детектори за КР в реално време чрез устройства за софтуерно-дефинирано радио (software-defined radio, SDR) за лабораторно прототипиране. В допълнение, характерните особености на разглежданите имплементации са описани в детайли.

Цел на дисертационния труд, основни задачи и методи за изследване

Целта на изследванията, проведени в този труд, е *да се разширят възможностите на интелигентните КР устройства чрез въвеждане на адаптивност в изпълнението на основната им функционалност*, а именно, следенето на спектъра, както и нейното доразвиване чрез възможност за автоматично разпознаване на типа на приетия сигнал.

Задачите, които обхващат изпълнението на целта на настоящия труд са следните:

1. Предложение, разработване и анализ на работоспособността на нови методи и алгоритми за въвеждане на адаптивност във функцията за следене на спектъра на КР мрежа.
2. Предложение, разработване и анализ на работоспособността на нови методи и алгоритми за въвеждане на класифициране на модулацията (КМ) към функцията за следене на спектъра на КР мрежа.

3. Имплементиране и тестване на тяхната работоспособност в реално време върху когнитивна радио мрежа изградена на основата на програмируеми софтуерни радио устройства, които да работят в честотен спектър на друга телекомуникационна система.

Методологията на изследванията в дисертацията включва използване на теоретичен и симулационен подход. Теоретичният подход е приложен при дефиниране на основни параметри, свързани с детектирането и разпознаването на радио-сигнали, посредством изчисления в среда Jupyter Notebook. Симулационният подход, реализиран в среда на GNU Radio чрез използването на хардуерни платформи за софтуерно-дефинирано радио, е приложен за симулиране на когнитивна радио-мрежа с основен потребител и второстепенен потребител.

Научна новост

В дисертационният труд са предложени и оценени методи за въвеждане на адаптивност в когнитивните радио-устройства от ново поколение, по отношение на времената за измерване и за предаване на данни, както и алгоритми за автоматично идентифициране на приетия сигнал. Използвани са модерни софтуерни и хардуерни инструменти за анализ и оценка на алгоритмите. Самите методи са базирани на актуални аналитични методи за машинно обучение и статистика.

Практическа приложимост

Дисертационният труд представя нови методи за въвеждане на адаптивност във функцията за следене на спектъра, които са приложими в реални мрежи, заради динамичността на потреблението на честотните ресурси. В допълнение, описаните особености при имплементирането им в реални устройства позволява улеснява по-нататъшното прототипиране на КР възли. Предложеният хибриден метод за КМ също може да бъде реализиран в реални устройства за софтуерно-дефинирано радио. Направените изследвания, също така, предлагат нови насоки в развитието на КР алгоритми за 5G и отвъд.

Публикуване на резултатите от дисертационното изследване

Направените анализи, предложените подходи и получените резултати са представени в общо **6** авторски публикации, **2** от които на престижни *международни конференции*, а останалите **4** - в престижни *международни научни списания*. Една от публикациите е самостоятелна, а останалите 5 са в съавторство. Налични са **4** цитирания на една от публикациите, **2** от които са в индексирани издания.

Международните конференции са: *International Conference on Telecommunications and Signal Processing (TSP) 2019* и *International Conference on Future Access Enablers of Ubiquitous and Intelligent Infrastructures (FABULOUS) 2019*.

Международните научни списания са: *Journal of Mobile Multimedia 2020*, *International Journal of Computer and Information Engineering 2018*, *International Journal of Mobile Network Design and Innovation 2019*, *IEEE Aerospace and Electronic Systems Magazine 2018*.

Структура и обем на дисертационния труд

Дисертационният труд е в обем от **132** страници формат А4 и съдържа увод, разпределен към четирите основни глави, заключение с изложени основни приноси, списък на фигурите, списък на таблиците, списък на използваните съкращения, списък на проектите, в които е участвал докторанта, списък с публикациите по дисертацията, списък на използваната литература. Изложението на дисертационния труд, направено в 4 глави, съдържа **75** фигури и **5** таблици. Използвани са **191** литературни източници като **185** от тях са на латиница, а останалите **6** са интернет адреси. Номерата на фигурите, таблиците и математическите изрази в автореферата съответстват на тези в дисертационния труд.

В настоящият дисертационен труд е предложена архитектура за СПМ, базирана на КР, и извършено изследване на алгоритми за следене на спектъра и разпознаване на сигналите, които да осигурят необходимите когнитивни функционалности. Анализът на предложените методи е направен на базата на симулационни изследвания, както и на експерименти в реално време, използващи хардуерни платформи за софтуерно-дефинирано радио.

В първа глава е направен детайлен обзор на литературата в областите на СПМ, детектиране на радио-сигнали, разпознаването им според тяхната модулация чрез многослойни невронни мрежи (МНМ) и имплементацията на методи за следене на спектъра в лабораторни условия чрез хардуерни платформи. Този анализ показва насоките за научно-изследователска работа за имплементиране на когнитивни функционалности в 5G мрежите за сценария на свърх-плътно разгърнати възли. Налице е необходимостта от ефективни алгоритми за детектиране и класифициране на сигнали в условията на шум и фединг, както и тяхната верификация чрез експерименти в реално време за по-точна оценка на тяхната производителност. Дефинирана е архитектура за СПМ, включваща КР функционалности, която работи в обхвата на друга телекомуникационна мрежа, и споделя нейния спектър на автономен принцип.

Във втора глава са разгледани имплементационните особености (неприложими при симулационни изследвания) на две опитни постановки, които осъществяват следене на спектъра. Първата от тях дава възможност за сравнение на няколко съвременни метода за следене на спектъра, докато втората представя адаптивен хибриден алгоритъм за детектиране на сигнала на ОП, който намира оптималния баланс между времето за измерване и точността.

В трета глава е представено изследване, което доразвива предходните едновременно и в двете посоки. На базата на адаптивния алгоритъм за следене с баланс между точността и скоростта, представен във втора глава, са приложени подобрени методи за детектиране (цикlostационарен и енергиен), които вземат в предвид характеристиките на разпространението в реални среди (затихване и фединг). В допълнение е предложен и метод за намиране на приближението на априорната вероятност за наличие на сигнал на ОП в спектъра, което подобрява адаптивността на приемника. Така той определя конфигурацията на предаване на ОП и изменя времето за следене своевременно. Ефикасността на двата детектора е оценена по отношение на точността им в условия на ниско отношение сигнал-шум (SNR), и на възможностите им за коректно определяне на състоянието на ОП.

В четвърта глава са изследвани възможностите на методите за машинно обучение и МНМ за определяне на източника на приетия сигнал според неговата модулация. Представен е анализ

на признаците, по които модулацията на сигналите бива разпозната в стандартните методи за машинно обучение. Разпознаването на приетия сигнал оптимизира функцията за следене на спектъра, защото позволява идентифицирането на източника на сигнала според неговата модулация (чрез която обикновено може да се определи безжичния протокол, използван от предавателя). Разгледани са различни алгоритми за прилагане на МНМ за класифициране на радио-сигнали при два типа извадки - с Гаусов шум, и с импулсен шум и фединг. Оценено е въздействието на разнообразните изкривявания, които разглежданите типове радио-канали оказват върху производителността на класификаторите.

II. СЪДЪРЖАНИЕ НА ДИСЕРТАЦИОННИЯ ТРУД

ГЛАВА 1. Адаптивни функции на свръх-плътни мрежи, базирани на когнитивно радио

1.1. Увод

В първата глава на дисертационния труд е направен обзор на приложенията на КР функционалности в СПМ, методи за детектиране на радио-сигналите, разпознаване на приетите сигнали чрез многослойни невронни мрежи (МНМ), както и на практически имплементации на алгоритми за следене на спектъра. Предложена е архитектура за СПМ, в която са имплементирани КР функционалности за разширяване на обхвата на приложение на тези мрежи.

1.2. Когнитивни радио-мрежи в контекста на 5G

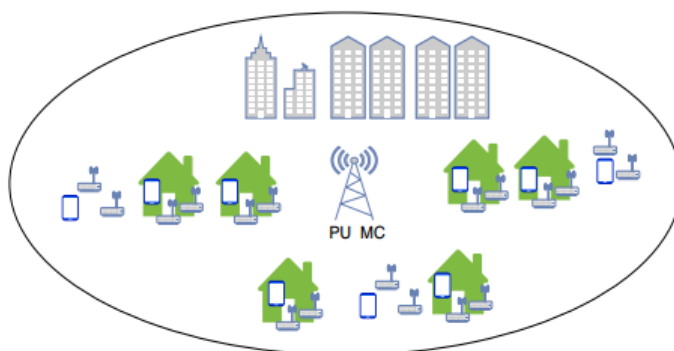
КР продължава да бъде обект на многобройни научни изследвания в различни области от безжичните комуникации, от нейното създаване преди две десетилетия. КР устройствата предоставят възможност за имплементация на нови услуги, за работа в обхвата на различни телекомуникационни стандарти, както и сътрудничество с потребителите на техните мрежи, тъй като тяхната честота на работа и модулация са програмируеми [26], [27]. Те трябва да са високо-ефективни в детектирането на сигналите на ОП на спектъра, за да повишат използваемостта на спектъра без да смущават комуникациите на ОП. Поради тези причини възможността на КР за оценка (или следене на спектъра) е основен компонент на устройството в контекста на 5G и СПМ. Тя има съществено значение и за имплементацията на четирите структурни характеристики на работата на 5G системите - когнитивност, кооперативност, мрежова виртуализация и преразпределяне на трафика в мрежата. В настоящия труд се разглеждат полу-дуплексни приемо-предаватели, т.е. такива, които са снабдени само с един приемо-предавателен модул и трябва да редуват периодите на приемане (съответно, следене на спектъра) и предаване, според класическия модел на опериране на КР устройства.

Архитектурата на СПМ се характеризира със следните общи свойства ([12], [14], [30]). Възлите на мрежата, наричани точки за достъп (ТД) имат плътност много по-висока от тази на потребителите. ТД образуват клъстери, които покриват площта на една стая, коридор и т.н., като всеки от тях обслужва най-близкия потребител. Те са разгърнати не само в близост до земята, но и по ширината на площта, както и по височината ѝ (включително по етажите на

сградите). ТД имат много малко покритие от порядъка на няколко метра поради тяхната висока плътност. По този начин мрежата не е организирана около региони, обхванати от клетки, но акцентира върху движението и изискванията на потребителя. Потребителски ориентираният безжичен достъп (user centric wireless access, UCWA) за СПМ се осигурява от плътността на мрежата, която позволява на всеки потребител да бъде обслужван от поне една ТД, заделена изцяло за неговите нужди [14].

1.3. Когнитивни радио-мрежи в контекста на 5G

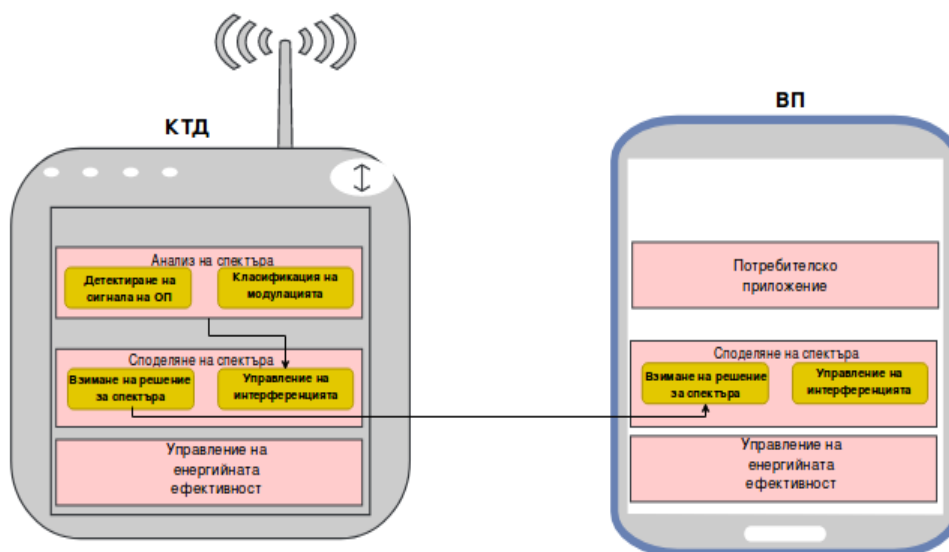
Предложената СПМ, базирана на КР функционира в областта, обслужвана от макро-клетката на ОП (PU MC). Както ОП, така и второстепенни потребители (ВП) споделят една и съща широка честотна лента. Както обикновено се приема в литературата, възлите на СПМ се разполагат в жилищни помещения, магазини и по стените на сгради, които обслужват потребители с ниска мобилност в непосредствена близост едни до други – фиг. 1.3. Всеки ВП се обслужва от поне една ТД, базирана на КР. ТД изпълняват необходимите когнитивни функции и разпределят наличните части от спектъра помежду си и съответните им потребители. За този модел могат да се приложат редица сценарии за съвместната работа на различни мрежи, изследвани в литературата, поради високата плътност, с която се характеризира СПМ. Такива са, например, радари, Wi-Fi и безжични микрофони играещи ролята на ОП, спектърът на които се достъпва динамично от ВП, когато не се използва.



Фигура 1.3: Обобщен системен модел на СПМ, базирана на КР [A1]

В първа глава са разгледани функциите на КР мрежи, които се прилагат към възлите на СПМ, за да разширят техните възможности [A1]. Те имат динамичен достъп до неоползотворените части от спектъра на ОП. Архитектурата на мрежата се състои от когнитивни точки за достъп (КТД) и ВП - фиг. 1.4. КТД са отговорни за осигуряването на комуникациите на ВП и имплементирането на всички необходими когнитивни функционалности (детектирането на сигнала на ОП, споделянето на спектъра и други), докато ВП изпращат заявки за наличен спектър към най-близкия КТД и ако има свободни части от честотната лента, избират най-подходящия канал. Понеже осигуряват по-голямата част от когнитивните компоненти на СПМ, базирани на КР и затова се приема, че КТД имат много по-голям изчислителен капацитет от ВП. Функциите на КТД се отнасят до следните задачи, които възлите трябва да изпълняват - автономен динамичен достъп до спектъра (детектиране на сигнала на ОП), сигурност на физическия слой и разпределение на ресурсите (споделяне на спектъра, базирано на когнитивност, за осъществяване на множествен достъп). ВП имат много по-нисък изчислителен капацитет от обслужващите ги КТД, защото техният

фокус е върху потребителските приложения. По отношение на установяване на комуникациите, те отговарят за функцията за избор на канал.



Фигура 1.4: Архитектура на СПМ, базирана на КР [A1]

Функционалностите могат да бъдат разделени на три модула – анализ на спектъра, споделяне на спектъра и управление на енергийната ефективност. Модулът за анализ на спектъра се състои от функция за детектиране на сигнала на ОП и функция за класификация на модулацията, ролята на първата от които е да направи бързо и точно решение дали сигнала на ОП присъства в честотната лента, докато втората определя вида на детектирания сигнал и източник. Това е важно допълнение към детектора на сигнали, тъй като е възможно той да определи неправилно детектирания сигнал като такъв, произведен от ОП, докато в действителност този сигнал се явява, като интерференция от гледна точка на ОП. Освен това, в зависимост от конкретния сценарий на приложение, функцията за класификация на модулацията може да осигури полезна информация за местоположението на предавателя.

1.4. Адаптивни методи за свръх-плътни мрежи, базирани на КР

Функцията за следене на спектъра е основен компонент на КР устройството, понеже тя прави възможна работата му в условията на споделен спектър заедно с ОП. Времето, през което конкретна част от спектъра не бива използвана, може да бъде много кратко и следователно, КР устройството (т.е. ВП) трябва да бъде в състояние бързо да прецени дали тази част е свободна или не. Функцията за следене на спектъра в най-общ смисъл се свежда до различаването на сигнала на ОП от шума с достатъчна достоверност, т.е. задача за детектиране [A2]. КР устройство извършва измерване в дадена честотна лента с ширина W Hz за период на следене t_s секунди, в който, на изхода на аналогово-цифровия преобразувател (АЦП), са получени $N = 2t_s W$ отчета. Върху приетия сигнал y се извършва обработка, обвързана с конкретния метод за следене, с цел да бъдат извлечени необходимите признаци (например, ниво на сигнала, ниво на шума, собствени стойности и други), които да позволят на детектора да оцени коректно с определена вероятност, наличността на сигнала на ОП в честотната лента. Накрая, детекторът взема решение. Задачата на сигналния детектор се описва чрез разграничението между две хипотези - нулева H_0 (в спектъра е

наличен само шум, т.е. той е свободен от предавания на ОП) и алтернативна H_1 (сигналят на ОП присъства). Функцията за следене трябва да избере едната от двете хипотези на базата на тестовата статистика Λ , получена вследствие на обработката на y , която бива сравнена с стойността на предварително изчислен праг на решение λ [51]:

$$\lambda = \sigma_n^2 \left(\frac{Q^{-1}(\bar{P}_{FA})}{\sqrt{N}} + 1 \right) \quad (1.5)$$

където σ_n^2 е дисперсията на шум, σ_s^2 е дисперсията на сигнала, N е броят на отчетите, $\bar{P}_{FA}$ е зададената желана вероятност за фалшива аларма, а $Q(\cdot)$ означава комплементарната функция на разпределение на Гаусовата променлива: $Q(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_x^\infty \exp\left(-\frac{t^2}{2}\right) dt$.

Прагът трябва да е такъв, че да бъде максимизирана вероятността за детектиране $P_D = p(H_1|H_1)$ (съответно минимизирана вероятността за пропуснато детектиране $P_{MD} = p(H_0|H_1) = 1 - P_D$), а вероятността за фалшива аларма $P_{FA} = p(H_1|H_0)$ да бъде минимална [44].

Необходимостта от въвеждане на адаптивност е добре аргументирана в литературата ([56], [96], [97]) - следенето на спектъра трябва да бъде адаптирано спрямо модела на изменение на състоянията на ОП (активно, т.е. ОП осъществява предаване, и пасивно). Целта е да бъде постигнат оптимален баланс (компромис) между точността на следенето (зависима от t_s) и ефективността му (т.е., възможността за оползотворяване на спектъра, която може да бъде пропусната, ако t_s е твърде голямо).

Значителният обем от научноизследователски трудове в областта на прихващане на сигнали е довел до обособяването на класифицирането на модулацията, като най-прилаганата техника за идентификация на типа на приетия сигнал [110]. Концепцията на методите за КМ, базирани на признаци е възможността за почти мигновено определяне на типа на модулацията на приетия сигнал. Тези алгоритми използват процедура на обучение чрез МНМ. Характеристичната черта на тези алгоритми е използването на големи масиви от предварително обработена информация за обучение на многослойна невронна мрежа, която впоследствие може да разпознава нови приети сигнали с достатъчна точност при определени условия (най-обикновено, нивото на SNR). На този етап, предизвикателствата пред използването на МНМ за разпознаване на сигнали са следните. От първостепенно значение е да бъде набавен достатъчно голям обем от данни за обучението на МНМ. Освен това, проектирането на самия модел на МНМ не е тривиална задача, тъй като то е обвързано с параметри, които, най-често трябва да бъдат определяни експериментално. Също така трябва да се вземе под внимание, че тренировъчният процес обикновено има висока изчислителна сложност в зависимост от количеството данни и избора на параметрите на МНМ.

1.5. Практически разработки на когнитивни радио-мрежи

В значителна част от изследванията [132] – [136], разглеждащи експериментални реализации на алгоритми за следене на спектъра, използваната платформа за SDR, е Universal Serial Radio Peripheral (USRP), поради нейната възможност за обработка на сигнали с разнообразни видове модулации и широчини на спектъра. Подобна гъвкавост, заедно с висока скорост на обработка са постигнати чрез програмируеми логически матрици (field programmable gate

array, FPGA) в изследванията, базирани на платформата USRP изследват постановката, при която едната USRP е предавател (ОП), а другата е приемник (ВП), изпълняващ функцията за следене на спектъра. Освен USRP (фиг. 1.13А), за част от изследванията е приложена платформата PlutoSDR (фиг. 1.13Б). За имплементацията е използван софтуерният пакет GNU Radio.



(а) USRP2



(б) PlutoSDR

Фигура 1.13: Платформи за SDR, използвани за провеждане на експериментите

1.6. Заключение

Тази глава описва архитектурна рамка за въвеждане на функционалностите на КР в СПМ за увеличаване на обхвата на тяхното приложение в честотните канали на традиционните телекомуникационни стандарти. Представени са основните методи за следене на спектъра, които позволяват работата на тази система в контекста на КР. Накрая са разгледани и средствата, чрез които тези алгоритми могат да бъдат приложени в реални условия за прототипиране на КР мрежи.

1.7. Мотивация и цел на дисертационния труд

Вследствие на направения литературен обзор са формирани следните насоки на научните изследвания в дисертационния труд:

- За по-ефективното прототипиране на КР оборудване са необходими повече изследвания на алгоритми за когнитивни устройства в реално време, базирани на платформи за SDR.
- Адаптиране на времето за измерване и обработка на сигнала за оптимално оползотворяване на незаети спектъри.
- Методите за машинно обучение са удачни за приложение в реални КР устройства поради тяхната бързина.

Въз основа на направените изводи е дефинирана целта на дисертационния труд, която е *да се разширят възможностите на интелигентните КР устройства чрез въвеждане на адаптивност в изпълнението на основната им функционалност, а именно, следенето на спектъра, както и нейното доразвиване чрез възможност за автоматично разпознаване на типа на приетия сигнал.*

1.8. Задачи на дисертационния труд

1. Предложение, разработване и анализ на работоспособността на нови методи и алгоритми за въвеждане на адаптивност в функцията за следене на спектъра на КР мрежа.

2. Предложение, разработване и анализ на работоспособността на нови методи и алгоритми за въвеждане на КМ към функцията за следене на спектъра на КР мрежа.
3. Имплементиране и тестване на тяхната работоспособност в реално време върху когнитивна радио мрежа изградена на основата на програмируеми софтуерни радио устройства, които да работят в честотен спектър на друга телекомуникационна система.

1.9. Приноси към първа глава

1. Предложена е архитектура за СПМ, която интегрира функционалностите на КР, за да въведе гъвкавост по отношение на приложимостта на мрежата в сценарий с динамичен достъп до спектъра.

ГЛАВА 2. Методи за следене на спектъра. Хибриден алгоритъм с баланс между скоростта и точността за следене на спектъра в когнитивни радио-мрежи

2.1. Увод

От направения в първа глава обзор на методите за следене на спектъра, е ясно, че трудовете, изследващи експерименти на КР устройства в реално време, базирани на хардуерни платформи са малко, в сравнение с тези, верифицирани чрез компютърни симулации. В същото време, реалните имплементации на алгоритми за детектиране се характеризират с определени особености, които не са приложими при симулационните изследвания. Причината за тяхното наличие е ограниченият обхват на оборудването за прототипиране. В тази глава са разгледани имплементационните особености на две опитни постановки, които осъществяват следене на спектъра. Първата от тях дава възможност за сравнение на няколко съвременни метода за следене на спектъра, докато втората представя адаптивен хибриден алгоритъм за детектиране на сигнала на ОП, който намира оптималния баланс между времето за измерване и точността.

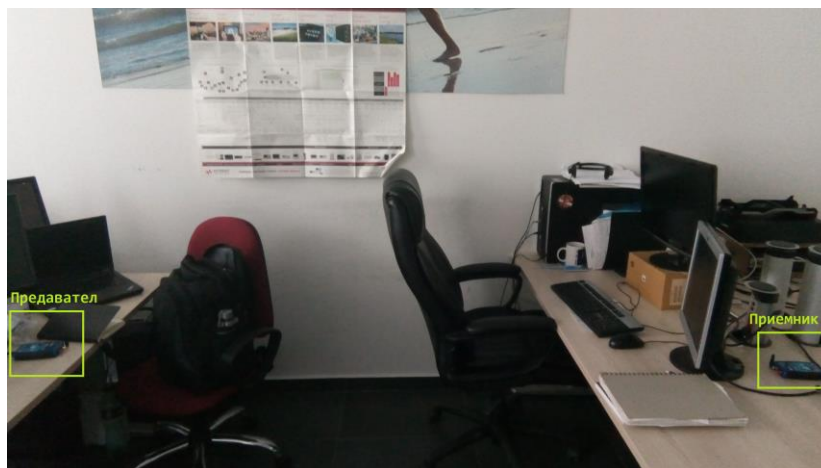
2.2. Практическа имплементация на методи за следене на спектъра

Във втора глава са изпитани четири метода за следене на спектъра в реално време, взимащи предвид реалистичен модел на канала за връзка в своята математическа дефиниция [А3]:

- Енергиен детектор (ЕД) с адаптивен праг на решение [145]
- Циклостационарен детектор с плъзгащ прозорец (ЦДПП) [146]
- Детектор на собствени стойности (ДСС) [79]
- Детектор със съгласуван филтър (ДСФ) и адаптивен праг [84]

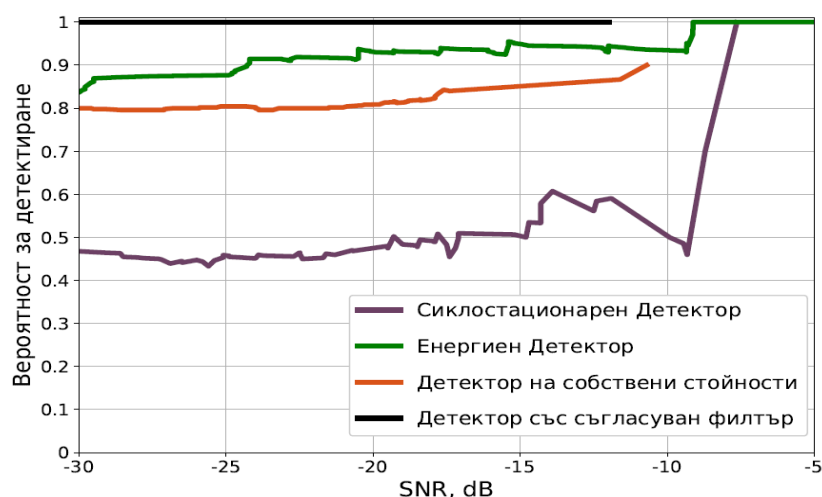
За експериментите е използвана платформата PlutoSDR (фиг. 1.13Б) и софтуерният пакет GNU Radio. И двете устройства са разположени в близост едно до друго, което е уместно допускане в контекста на клетъчните мрежи, работещи в затворени помещения и системи за Интернет на Нещата (IoT). Шумът е с Гаусово разпределение, както и сигнала на ОП, който дефиниран, като информационен поток, модулиран чрез ортогонално честотно делене на

честотата (OFDM). Този експеримент включва две платформи за софтуерно-дефинирано радио от вид PlutoSDR, разположени в стационарно състояние на разстояние от няколко метра една от друга (фиг. 2.1) в затворено помещение [A3]. Едната играе ролята на предавател (Tx), т.е. ОП, а другата - приемник (Rx) или ВП, който извършва следене на спектъра. Пряка видимост между тях липсва (non-line of sight - NLOS), а фадингът е Релеев. Резултатите от гледна точка на производителността за четирите детектора са представени на фиг. 2.5.



Фигура 2.1: Опитна постановка на експеримент за сравнение на производителността на детекторите [A3]

Основна особеност на експеримента, когато той се провежда чрез реални измервания в стандартния случай (едното SDR устройство е предавател, а другото - приемник) [77], [137]-[141], трябва да се вземе под внимание, дефинирането на SNR. Причината за това е необходимостта от получаване на стойността на дисперсията на шума (както и средната стойност на мощността му) по емпиричен път, когато предавателят не е активен. Поради това, обаче, получаването на много ниско ниво на SNR ($\ll 0$ dB), измерено в приемника, не е тривиална задача. За нейното изпълнение е използван методът за SNR в пълен обхват [140], според който SNR в приемника е дефинирано, като част от реперното ниво на SNR, което е нивото, измерено, когато предавателят и приемникът са много близо един до друг. Времето за изпълнение на следенето на спектъра е 1.5 секунди, поради стандарта за КР [45], който позволява до 2 секунди за детектиране. Изискванията на стандарта, също така, постановяват гарантиране на P_{FA} от 10%. Мощността и дисперсията на шума са измерени от 1 милион отчета, когато ОП е в състояние на покой.

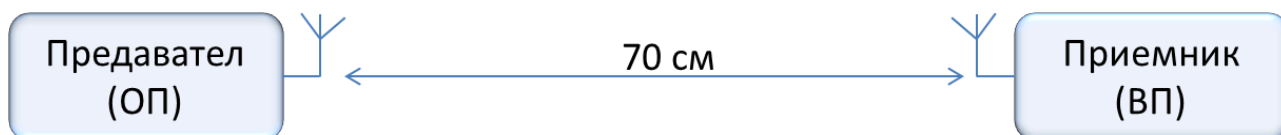


Фигура 2.5: Вероятност за детектиране в зависимост от SNR за четирите детектора [A3]

Ясно се вижда, че оптималността на ДСФ е потвърдена. Това се дължи на обобщения модел на OFDM сигнала на ОП, приет в изследваната постановка, който не налага демодуляция и извличане на признаци за получаване на пилотни сигнали. Що се отнася до ЦДПП, въпреки че той обработва много ограничен брой отчети, както беше споменато по-горе, постига добра ефикасност, дори тя да е по-ниска от тази на останалите три детектора. ЕД показва значително по-надеждно детектиране, отколкото ЦДПП и ДСС при $\text{SNR} > -30 \text{ dB}$. Това се дължи на големия брой отчети, който довежда до естествено повишаване на P_D . ДСС позволява различаването на сигнала от шума при много ниски SNR нива. Въпреки това, обаче, не отчита оптимално детектиране в условията на разглежданата постановка.

2.5. Практическа имплементация на хибриден алгоритъм с баланс между скоростта и точността за следене на спектъра

Предложеният хибриден алгоритъм използва енергиен детектор, базиран на размита логика, като на базата на измерените параметри, се адаптира времето за следене. За експеримента е използвана платформата USRP (фиг. 1.13A) и GNU Radio. Опитната постановка се състои от две USRP платформи, разположени на 70 см една от друга, всяка от които е свързана с управляващ компютър (фиг. 2.8).

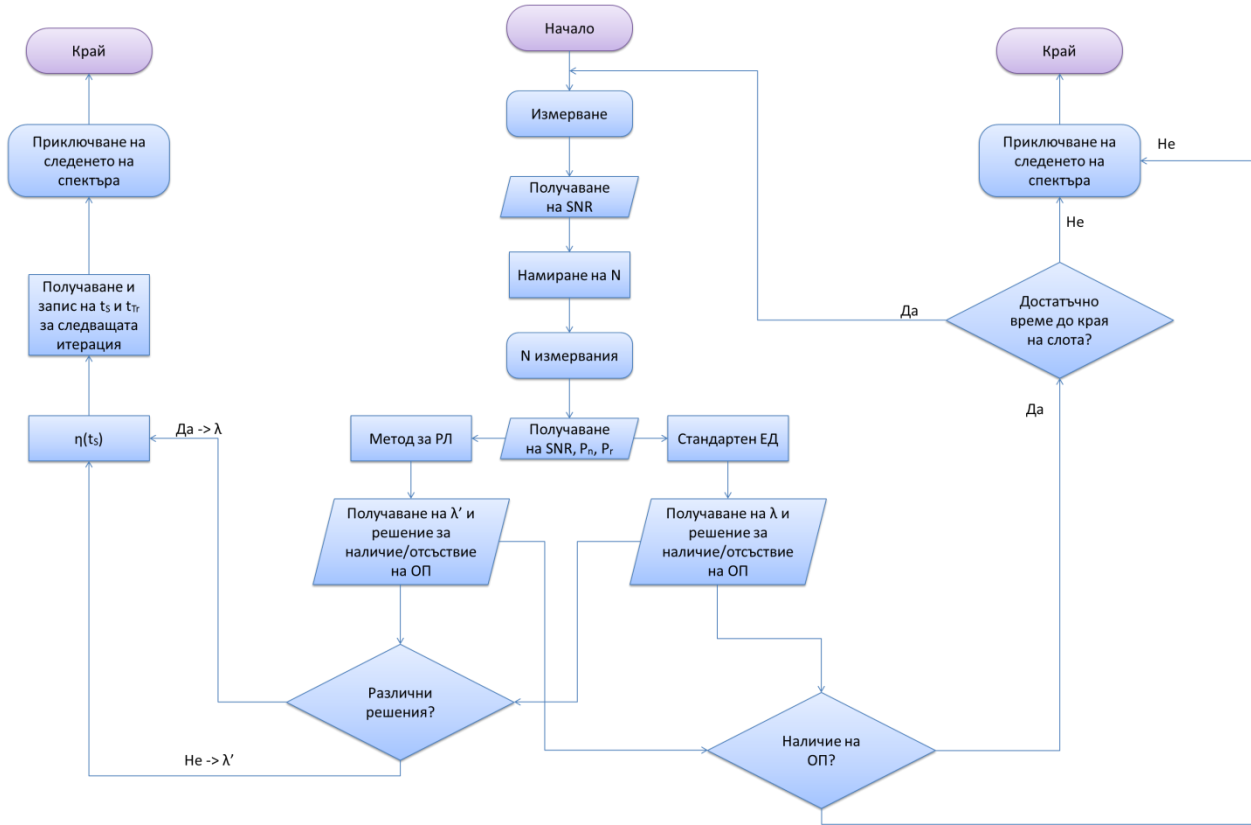


Фигура 2.8: Постановка за изследване на хибриден алгоритъм с баланс между скоростта и точността на следене на спектъра [A4]

Единият от тях играе ролята на ОП, който извършва прекъснато предаване, а другият е ВП, който осъществява следене на спектъра. Предложеният алгоритъм е описан на фиг. 2.7 и илюстрира работата на ВП за обхвата на един оперативен слот (работен цикъл). В началото на всеки слот се извършва първоначално измерване, чрез което се определя, колко отчета (N) са необходими, за да се оцени правилно заетостта на спектъра. Този брой се определя чрез зависимостта [157]:

$$N = \frac{1}{\gamma^2} [Q^{-1}(\bar{P}_{FA}) - Q^{-1}(\bar{P}_D)\sqrt{2\gamma + 1}]^2 \quad (2.21)$$

където $\bar{P}_D$ и $\bar{P}_{FA}$ са предварително зададените стойности на вероятностите за детектиране и за фалшива аларма, които да се постигнат. След това, се провеждат N измервания за намиране на приближението на средната стойност на SNR, приетата мощност на сигнала P_r , мощността на шума P_n , които ще бъдат използвани, за да се вземе решението. След това се изпълнява метода за размита логика (РЛ), произвежда изходната си стойност.



Фигура 2.7: Блок-схема на хибриден алгоритъм с баланс между скоростта и точността за слеждане на спектъра в рамките на един оперативен слот [A4]

За изчисляване на праговата стойност на ЕД, която има значението на SNR (т.е. тества се, дали SNR е по-висок или не от този праг), се прилага (1.5).

Ако решението на метода за РЛ е същото, като това получено чрез стандартните уравнения за ЕД, тогава то ще бъде прието за правилно. Ако те не съвпадат, тогава решението от статистическата фаза ще бъде взето, като окончателно. След това, с получения праг за вземане на решение, P_D и P_{FA} се изчисляват и заместват в (2.19).

$$\begin{aligned} \eta(t_s) &= \frac{t_{Tr}}{T} P_{nc}(t_s) \phi(P_D, P_{FA}) \\ &= \frac{t_{Tr}}{T} c_\mu \left[\exp\left(-\frac{t_{Tr}}{\mu_{ON}}\right) - \exp\left(-\frac{t_{Tr}}{\mu_{OFF}}\right) \right] [P(OFF)(1 - P_{FA}) + P(ON)(1 - P_D)] \end{aligned} \quad (2.19)$$

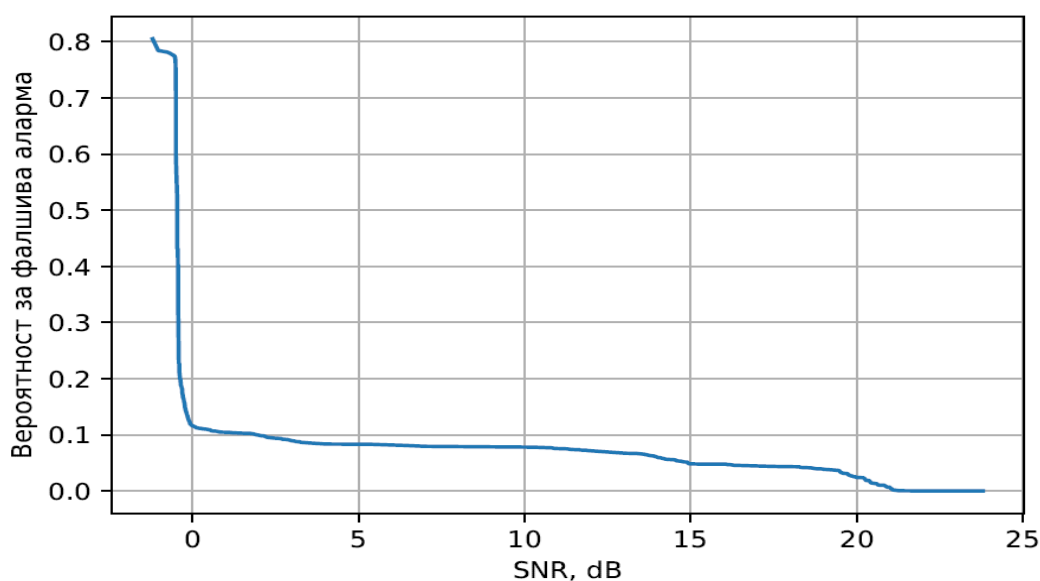
Така времето за слеждане за следващата инстанция се изчислява заедно с периода на предаване на ВП, ако каналът е наличен. Ако не е, алгоритъмът се връща в началото. В противен случай, той преустановява работата си за продължителността на този период поради факта, че функционалността за предаване не е имплементирана (изследването на

функционирането на КР мрежа в обхвата на тази на ОП, е извън обсега на настоящето изследване). В случай, че няма достатъчно време до края на оперативния слот, алгоритъмът ще изчака до изтичането на това време и след това ще се върне в началното си състояние.

Тъй като повечето от резултатите зависят от нивото на SNR, това е основният параметър, който ги обвързва. Ефективността на алгоритъма е сравнена за два модела - самостоятелен и хибриден. Първият представя класическия случай на следене на спектъра като използва само стандартния метод за ЕД, а метода за РЛ не се прилага изобщо. Хибридният модел използва и двата метода.

2.5.4.1 Компромис между скоростта и точността за самостоятелния модел

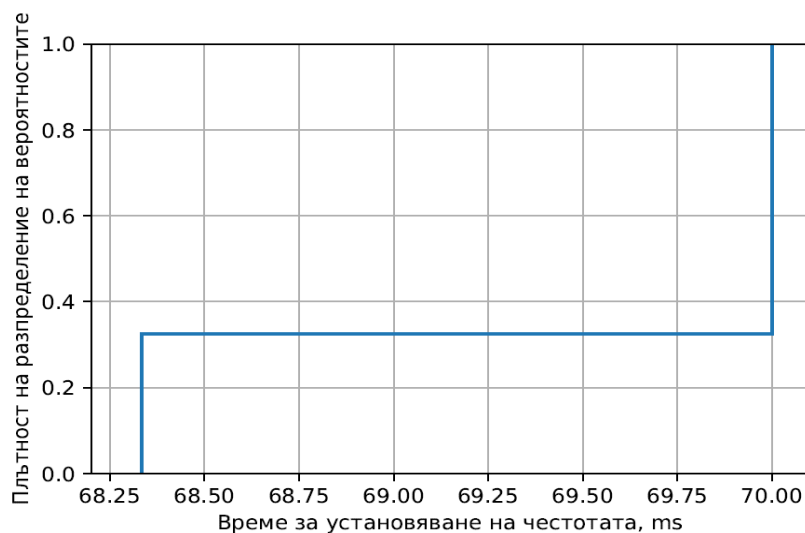
Ефективността на алгоритъма се оценява по следния начин. Разпределението на вероятността за фалшива аларма, като функция от SNR е показано на фиг. 2.11.



Фигура 2.11: Вероятност за фалшива аларма, като функция на SNR, когато само енергийният детектор е активен [A4]

Може да се види, че тя се променя незначително, когато SNR намалява, но има случаи на драстични нарастъци под 0 dB. Фигурата показва, че ефективността е почти постоянна по време на работата на алгоритъма.

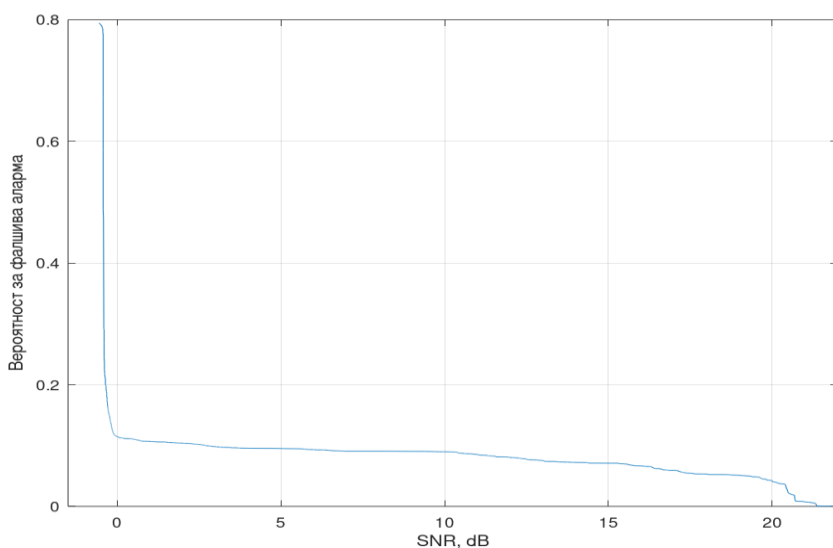
Скоростта на алгоритъма се оценява, като се използва периода за единично измерване, времето за изпълнение на алгоритъма и интервалите за възможно оползотворяване на спектъра (предаване) от ВП. Резултатите за първата от тях (фиг. 2.15) показват, в тази постановка, разликата между периодите за единично измерване, изчислени за всяка следваща инстанция на измерването е незначителна. Това се дължи на факта, че в този случай, именно параметрите, които са константи имат най-значително влияние в (2.19).



Фигура 2.15: Плътност на разпределение на вероятностите на периода за единично измерване [A4]

2.5.4.2 Компромис между скоростта и точността за хибридният модел

По подобен начин се оценява ефективността на алгоритъма, когато метода за РЛ е активен. Като начало, сумарната функция на разпределението (cumulative distribution function - CDF) на вероятността за фалшива аларма (фиг. 2.18) показва, че в този случай ефективността се подобрява.



Фигура 2.18: Вероятност за фалшива аларма, като функция на SNR, когато енергийният детектор е допълнен с метод за размита логика [A4]

Периодът за измерване не показва никаква видима промяна по същата причина, посочена по-горе. Резултатите за времето за изпълнение на алгоритъма са идентични с тези в алтернативния случай, тъй като този параметър зависи само от измерените нива на SNR, които са много сходни, защото измерванията за двата случая са извършени с една и съща настройка на предавателя. Тъй като общият праг за вземане на решение за цялата честотна лента се осреднява за всички подленти, само тези, които имат за резултат изходния параметър на РЛ ще доведат до някаква промяна в производителността на алгоритъма. За да се гарантира точен резултат, решенията на РЛ са сравнени с тези от статистическите изрази. Фиг. 2.21 показва процента на правилно-взетите решения от метода за РЛ. Наблюдава се, че

значителен процент бива достигнат често, но пълна точност за всички ленти се постига рядко. Причината за този ефект е наличието на стриктни правила на метода за РЛ, които имат за цел да осигурят висока надеждност при вземането на решение.



Фигура 2.21: Сумарна функция на разпределението на процента коректни решения на метода за размита логика [A4]

2.6. Заключение

Резултатите довеждат до следното заключение. Периодът за „предаване“ t_{Tr} в този експеримент не се влияе значително от алгоритъма за намиране на оптималното време за следене t_S , понеже то е константно в по-голямата част от времето. Причината за това е, че уравнението за намиране на баланс се влияе главно от априорните вероятности за наличие/липса на сигнал на ОП в спектъра, които са константи за даден предавател. По-голяма ефективност може да се постигне чрез прилагане на метод за адаптивно намиране на приближенията на тези параметри.

2.7. Приноси към втора глава

1. Предложен е хибриден метод за намиране на оптимален баланс между точността и времето за следене на спектъра, базиран на енергиен детектор с размита логика и неговата ефективност е оценена чрез експерименти в реално време с платформата USRP.

ГЛАВА 3. Адаптивно следене на спектъра в реално време чрез енергиен и циклостационарен детектор

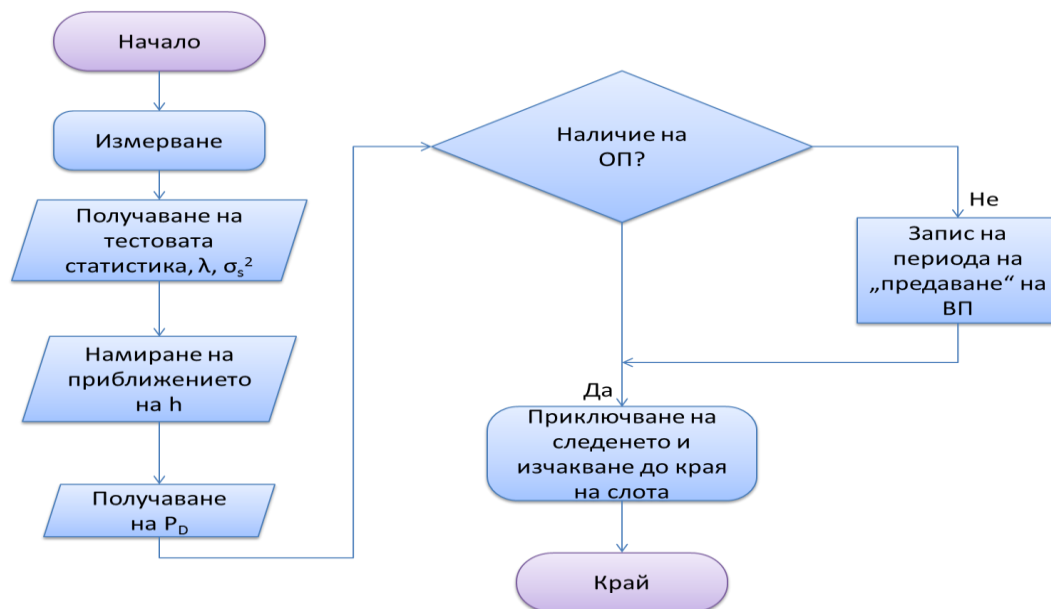
3.1. Увод

Както беше установено в глава 2, методите за адаптивно следене на спектъра трябва да постигат ефективност в два аспекта - детектиране на слаби сигнали и скорост на обработка. Изследването представено в тази глава доразвива предходните едновременно и в двете посоки. На базата на адаптивния алгоритъм за следене с баланс между точността и

скоростта, представен в глава 2, са приложени подобрени методи за детектиране (цикlostационарен и енергиен), които вземат в предвид характеристиките на разпространението в реални среди (затихване и фединг) [A5]. В допълнение е предложен и метод за намиране на приближението на априорната вероятност за наличие на сигнал на ОП в спектъра, което подобрява адаптивността на приемника. Така той определя конфигурацията на предаване на ОП и изменя времето за следене своевременно. Ефикасността на двата детектора е оценена по отношение на точността им в условия на ниско SNR, и на възможностите им за коректно определяне на състоянието на ОП.

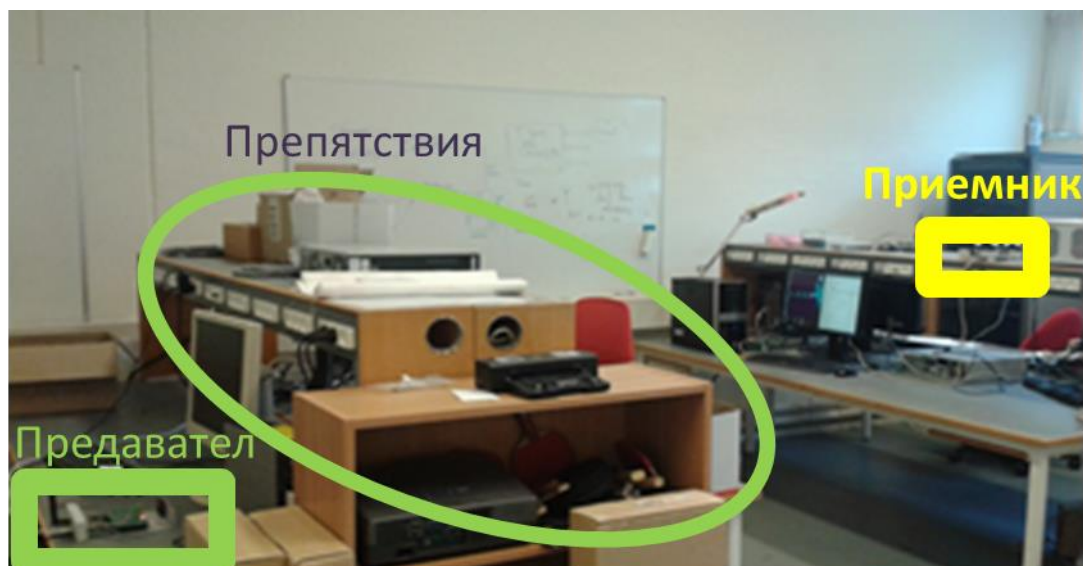
3.3. Практическа имплементация на адаптивно следене на спектъра в реално време с оценка на състоянията на основния потребител

Логиката на работа на двата алгоритъма за следене на спектъра, е обобщена в блоковата схема на фиг. 3.1. След като измерването бъде завършено, се изчисляват тестовата статистика за съответния детектор, прага на решение λ и дисперсията на приетия сигнал σ_s^2 . С получените параметри се намира приближението на коефициента на затихване на канала $\hat{h}$ и вероятността за детектиране P_D за съответната итерация. Наличието или отсъствието на ОП се установява чрез сравнение на тестовата статистика и праговата стойност. Ако спектърът е зает от сигнала на ОП, то алгоритъмът преустановява работа и изчаква до края на съответния оперативен слот. В противен случай, ще се извършат същите действия, защото, както при методът, изследван в глава 2, функционалност за осъществяване на реално предаване от ВП не е реализирана (тя не е и необходима, защото обект на изследването е само локалното следене на спектъра). Разликата, обаче е, че периодът на прекъсване ще бъде запаметен, като време за „предаване“ на ВП, заедно с получените преди това параметри за конкретната инстанция.



Фигура 3.1: Обобщена блок-схема на следенето на спектъра в рамките на един оперативен слот [A5]

Този експеримент включва две USRP2 платформи за SDR (фиг. 1.13A), които са на няколко метра една от друга, разположени на съседни маси, като са налични и препятствия, които формират сценарий с NLOS. Фиг. 3.2 показва опитната постановка и тяхното разположение.



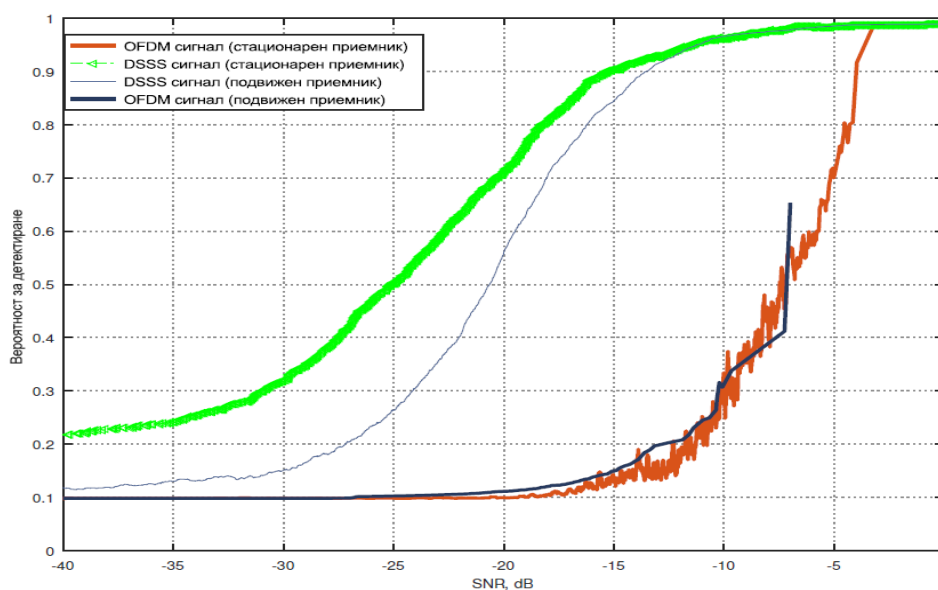
Фигура 3.2: Опитна постановка на следене на спектъра при липса на пряка видимост [A5]

Едното устройство е предавателят (ОП), а другото - приемникът (ВП), който осъществява следене на спектъра. В експеримента са използвани два типа сигнали - OFDM и сигнали с директно разширение на спектъра (direct spread spectrum - DSS). И двата предавателя са изградени с помощта на графичния редактор за блок-схеми на GNU Radio, който генерира скриптове на Python, които да бъдат модифицирани, за да се имплементира предаване с прекъсване. ОП предава с прекъсвания, чието времетраене е случайно. Същото се отнася и за периодите на предаване. Дължината на тези периоди за двете състояния (активен/пасивен ОП) са взети предварително от експоненциално разпределение, според модела, приет за извеждането на уравнението за баланса между точността и времето за следене.

3.4. Експериментални резултати

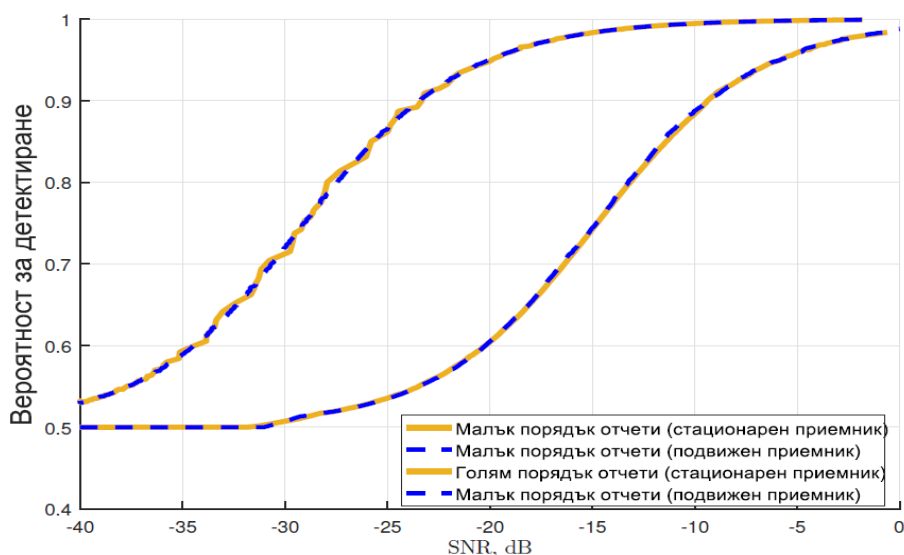
Анализирани са резултатите за параметрите, чрез които се оценява производителността на адаптивния алгоритъм за следене от гледна точка на точността на детектиране и ефективността на метода за намиране на приближението на вероятностите за състоянията на ОП. Използвани са два типа предаватели (DSS и OFDM) за изследване на ЦД, за сигналите на които, неговата производителност е сравнена. Обект на отделно изследване е ЕД, за който типа на предавателя няма значение. Заедно с това е направено сравнение за ефективността на детекторите между сценариите на стационарен/подвижен приемник. Целевите вероятности за фалшива аларма и за детектиране са 0.9 и 0.1, съответно [45]. Фиг. 3.3 показва разпределенията на вероятността за детектиране на ЦД за двата типа сигнали (DSS и OFDM) в двата случая - стационарен (приемникът е неподвижен) и подвижен (приемникът бива местен ръчно). Получените криви изискват значително изглаждане поради интензивните флуктуации на вероятността за детектиране, които са последица на реалистичните условия на този експеримент. Такива вариации не присъстват в случая на стационарен приемник при OFDM сигнал за ниските нива на SNR. Това е ясно и от факта, че линията в този интервал е почти изцяло права. И за двата типа сигнали, разликите във вероятността за детектиране между случаите на стационарен и подвижен приемник са около 10%, като намаляват рязко с нарастването на SNR. Следователно, бавно движение е на ограничено разстояние от предавателя (както, ако човек носи КР устройство със себе си в затворено помещение), не довежда до значителен спад в ефективността на детектора в стандартния интервал на SNR, в

който той ще функционира (≥ -20 dB) [45]. Производителността на детектиране при OFDM сигналите е съществено по-ниска от тази за DSS. Приема се, че DSS сигналът има нулево времезакъснение и поради това, за изчисляването на цикличната автокорелационна функция (ЦАФ), всеки отчет ще бъде умножен по самия себе си. Следователно, стойността на ЦАФ за тези сигнали ще бъде естествено по-висока от тази за OFDM сигналите, които имат времезакъснение от 128 отчета. В допълнение, циклостационарният детектор (ЦД) не достига изискваната по стандарт вероятност за детектиране. Същото е показано и от симулационното изследване [146], в което детекторът е въведен за първи път. За разлика от резултатите, представени в него, обаче, явно се вижда, че детекторът постига желаната вероятност от 0.9 за по-ниски нива на SNR (около -15 dB) за DSS сигналите.



Фигура 3.3: Вероятност за детектиране, като функция на SNR за циклостационарен детектор в случаите на стационарен и подвижен приемник [A5]

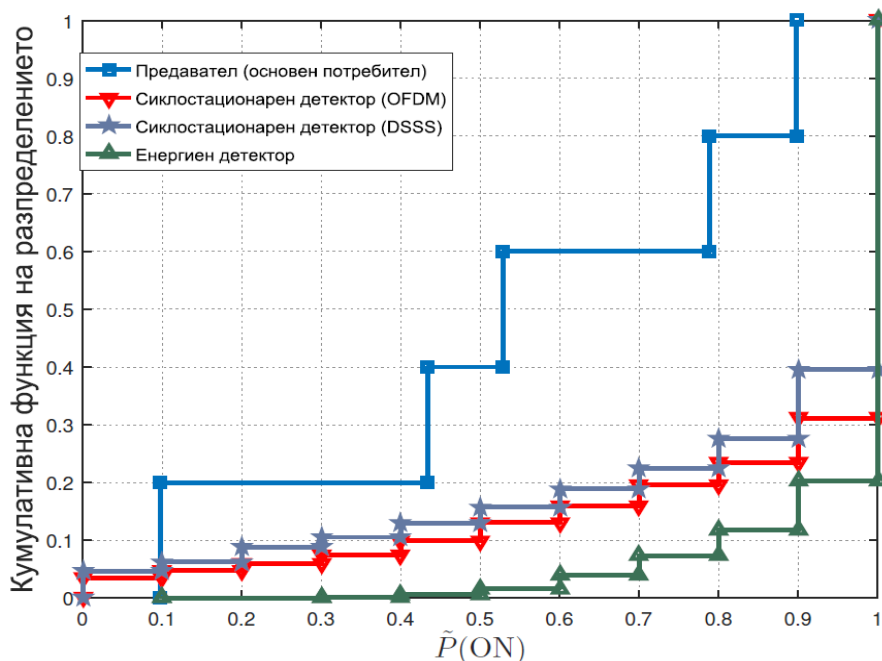
Производителността на енергийния детектор е описана графично на фиг. 3.4. Чрез промяна на времето за следене и честотата на дискретизация, същата тенденция се проявява и в текущия експеримент. Определена вероятност за детектиране може да се получи за дадено ниво на SNR чрез увеличаване на броя на отчетите. По тази причина, детекторът бива изследван в два варианта за порядъка на този брой. Първият вариант използва същата логика на работа (и порядък на броя отчети), като ЦД, докато вторият е реализиран чрез пропорционално увеличение на честотата на дискретизация и времето за следене. Впоследствие, това изисква промяна от същия порядък и на параметрите на предаване на ОП. Тъй като времето за следене, респективно броят отчети при първият вариант ще бъде много по-малък, той ще бъде обозначен, като вариант с „малък порядък отчети“, а вторият - с „голям порядък отчети“. При варианта на експеримента, при който се изследват „малък порядък отчети“, детекторът обработва максимум няколко хиляди отчета. По тази причина, той достига желаната P_D от 0.9 едва за нива по-големи от -10 dB. Детекторът постига тази вероятност за детектиране за SNR от -20 dB при положение, че са налични около няколкостотин хиляди отчета при варианта с „голям порядък отчети“. При него, същественият недостатък е, че времето за обработка на тези отчети се увеличава значително.



Фигура 3.4: Вероятност за детектиране, като функция на SNR за енергиен детектор в случаите на стационарен и подвижен приемник, при два варианта за порядъка на броя отчети [A5]

Относно разликите в ефективността на детектиране между случая със стационарен и този с подвижен приемник, се наблюдава, че тя е незначителна. Следователно, може да бъде направен същия извод, какъвто и въз основа на резултатите за производителността на ЦД.

Чрез фиг. 3.6 е оценена ефективността на алгоритъма за намиране на приближението на вероятностите за наличие на ОП. Тя показва кумулативните функции на разпределението на реалната вероятност за наличие на ОП на предавателя и $\tilde{P}(ON)$ за двата типа детектори. Явно е, че приемниците имат тенденция, подобна по форма на кривата, на тази на състоянието на активност на предавателя (синя линия), но имат съществени различия в стойностите на разпределенията. Детекторите оценяват спектъра, като зает в по-голямата част от времето, въпреки че характеристиката на предаване на ОП показва обратното (съгласно конфигурациите на ОП). Тук се забелязва влиянието на времето за обработка на сигналите в приемника. В този експеримент, то не е включено към анализа на времето за следене и влиянието му върху логиката на работа на приемника, е слабо застъпено. Въпреки взетите мерки за намаляването на това влияние, времето за обработка довежда до пропускането на периода на пасивност на ОП в рамките на същия оперативен слот. Впоследствие, $\tilde{P}(ON)$ нараства. Обратното положение (пропускане на период на активност) също може да бъде получено. В допълнение, трябва да бъде посочено, че предавателя не превключва от едното състояние в другото мигновено. Това времезакъснение е резултат от това, че процесът в GNU Radio, който осъществява предаването, извършва превключването в интервала между няколко и десетки милисекунди. По този начин, предавателя също допринася за неточностите в метода за намиране на $\tilde{P}(ON)$.



Фигура 3.6: Кумулативна функция на разпределението на приблизителната вероятност за активност на ОП, спрямо реалната такава на предавателя [A5]

3.5. Заключение

Ограничената мобилност на ВП не предизвиква значително влошаване на работата на детекторите. Следователно, прилагането на тези методи във нестационарни устройства е удачно. Що се отнася до адаптивността на алгоритъма, както беше по-рано отбелязано, няма необходимост от пресмятане на оптималното време за следене t_s на всяка итерация на алгоритъма, понеже то може да се получи предварително. Съответно, приемникът избира t_s на базата на известни стойности, отговарящи на зададен конфигурации на предаване на ОП, които биват определяни спрямо адаптивния алгоритъм за намиране на приближението на $P(ON)$.

3.6. Приноси към трета глава

1. Предложен е адаптивен метод за следене на спектъра с възможност за намиране на приближението на априорната вероятност за присъствие на основния потребител, базиран на циклостационарен и енергиен детектори. Неговата ефективност е оценена чрез експерименти в реално време с платформата USRP.

ГЛАВА 4. Хибриден шумоустойчив метод за класифициране на модулацията с многослойни невронни мрежи, за приложение в когнитивните радио-мрежи

4.1. Увод

Както беше установено в предишните глави, основната функционалност осигуряваща ползите от въвеждането на когнитивност е следенето на спектъра, която зависи от точното и бързо детектиране на приетия сигнал в условия на ниско ниво на отношението сигнал-шум (SNR), за да бъде определено дали спектърът е свободен за използване от ВП или не. Този

процес може да бъде оптимизиран допълнително, ако приетият сигнал бъде не само успешно детектиран, но и се идентифицира неговият източник. В допълнение, когнитивните радио-устройства могат да бъдат използвани за подобряване на възможностите на системите за гражданска защита, за военни цели, за избор на сателитни релейни станции и други [111], [122], [164].

4.4. Класифициране на модулацията чрез многослойни невронни мрежи за сигнали с комплексен шум и фадинг

Предложеният алгоритъм за КМ представлява структура, състояща се от автоенкодер (АЕ) и невронна мрежа NN (Neural Network) за класификация [А6]. Автоенкодерът осигурява потискане на шума (Denoising Autoencoder - DAE), с цел – подобряване на точността на разпознаване на последващата невронна мрежа. Това се осъществява чрез обучение на автоенкодера за възстановяване на формата на сигнала от приетите отчети, включващи изкривявания от канала. От своя страна, невронната мрежа за класификация е обучена да извлича признаците от тренировъчните сигнали, за да може да разпознава тяхната модулация. След като тестовите сигнали бъдат възстановени от автоенкодера, те биват подадени на входа на обученият класификатор, който определя техният тип. За да се определи оптималният модел за класификация, са изследвани два от най-използваните видове МНМ (конволуционна и рекурентна), към които са добавени допълнителни слоеве и модерни методи за градиентна оптимизация [170], [171]. Тяхната ефективност е сравнена с три многослойни предложени в литературата, които използват същите тренировъчни и тестови сигнали.

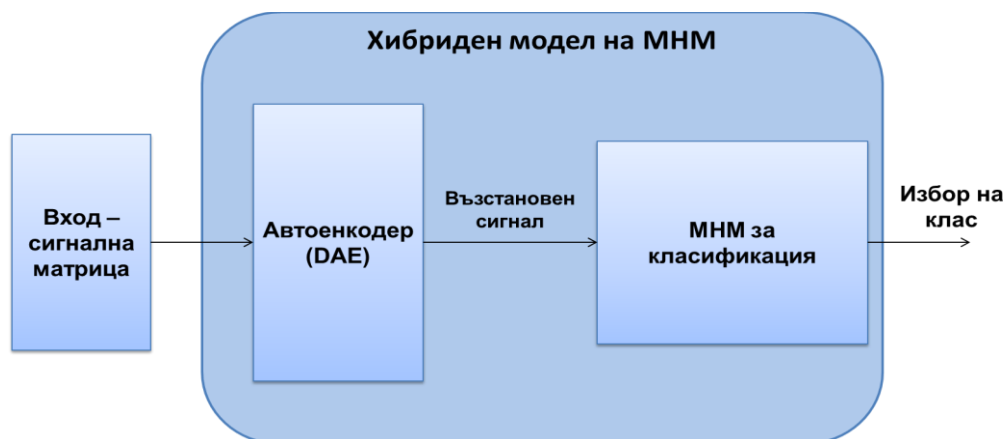
4.4.1 Генериране на сигналите

Начинът, по който входните данни са генерирани е следният [А6]. Модулациите, които са обект на изследването са 11 - BPSK, QPSK, PSK8, 16QAM, 64QAM, PAM4, AM-DSB, AM-SSB, GFSK, OFDM-16 (OFDM символи съставени от битове, модулирани с 16QAM) и OFDM-64 (с 64QAM). Всяка реализация на сигналите е съставена от матрица от два вектора, всеки, състоящ се от 2048 отчета, като единия съдържа реалната, а другия – имагинерната компонента на сигнала. Честотата на дискретизация е 1 GHz, носещата честота е 100 MHz, всеки бит е представен чрез 8 отчета, честотната лента на сигналите е 25 MHz. Генерирани са 4096 реализации от всяка модулация за обучение и 512 за тестване на невронните мрежи. Тестовите данни се състоят от едни и същи 5632 реализации (по 512 за всяка модулация) за всяко ниво на SNR в интервала [-20; 20] dB. Съставени са 6 варианта на тестови данни, всеки от които отразява различна комбинация от канални смущения. Тези смущения, освен AWGN, са шум на Мидълтън, шум на Коши и обобщен гама фадинг.

4.4.2 Хибридна шумоустойчива невронна мрежа за класифициране на модулацията

Тук е описана структурата на предложената МНМ, методологията на обучение и тестване за типа на входните данни – сигнални вектори във времевата област. Обобщената структура на предложението метод е показана на фиг. 4.24. Първоначално DAE „научава” формата на обучителните сигнални вектори (които нямат изкривявания от канала, добавени към тях) и след това реконструира оригиналната форма на тестовите сигнали. Обучителните сигнални вектори за всички модели на МНМ в това изследване са разбъркани на произволен принцип. Възстановените тестови сигнали биват записани във файлове и МНМ за класификация са обучени със същите обучителни данни, като DAE. Накрая, възстановените тестови данни се

подават на класификатора, който дава вероятността за правилно разпознаване между всички типове модуляции за всяко ниво на SNR. Всички алгоритми са изпълнени на графичния процесор NVIDIA TITAN X (Pascal) чрез Tensorflow.



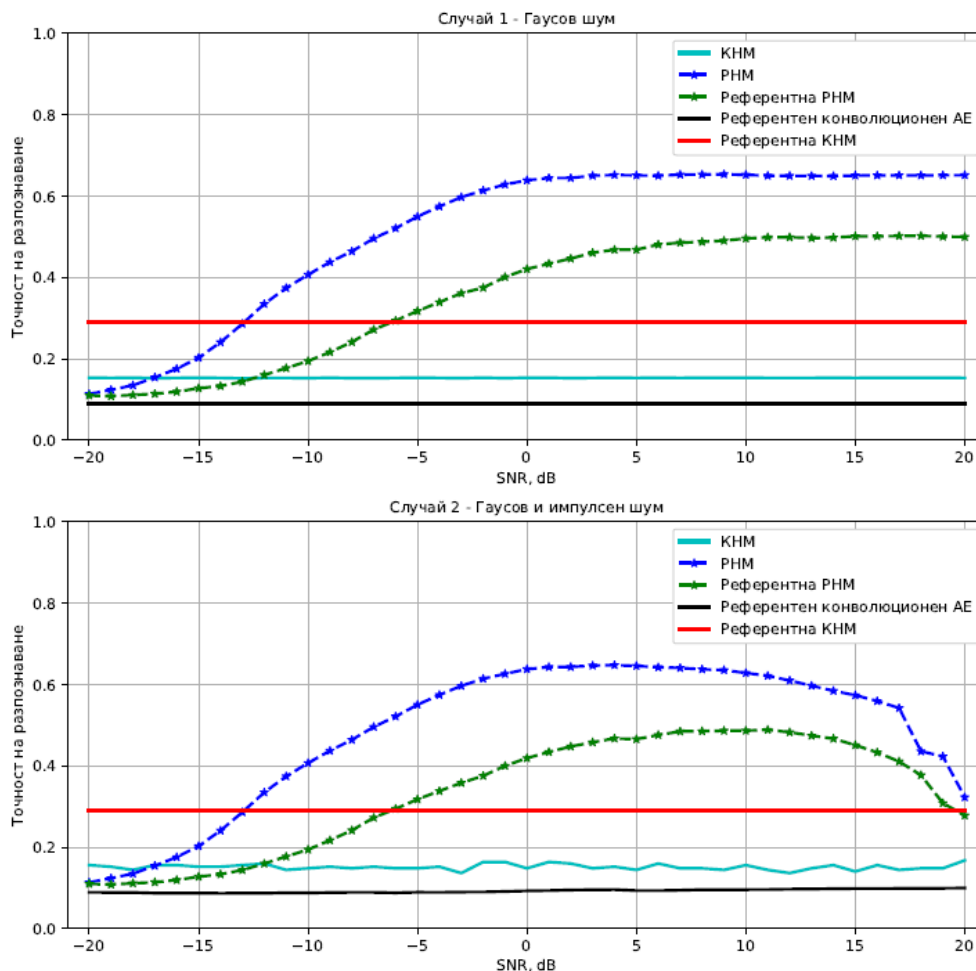
Фигура 4.24: Архитектура на хибридна МНМ

4.4.6 Експериментални резултати и сравнителен анализ

В тази част от изложението са представени резултатите за точността на разпознаване за двата предложени класификатора, базирани на МНМ за шест варианта на канал за връзка:

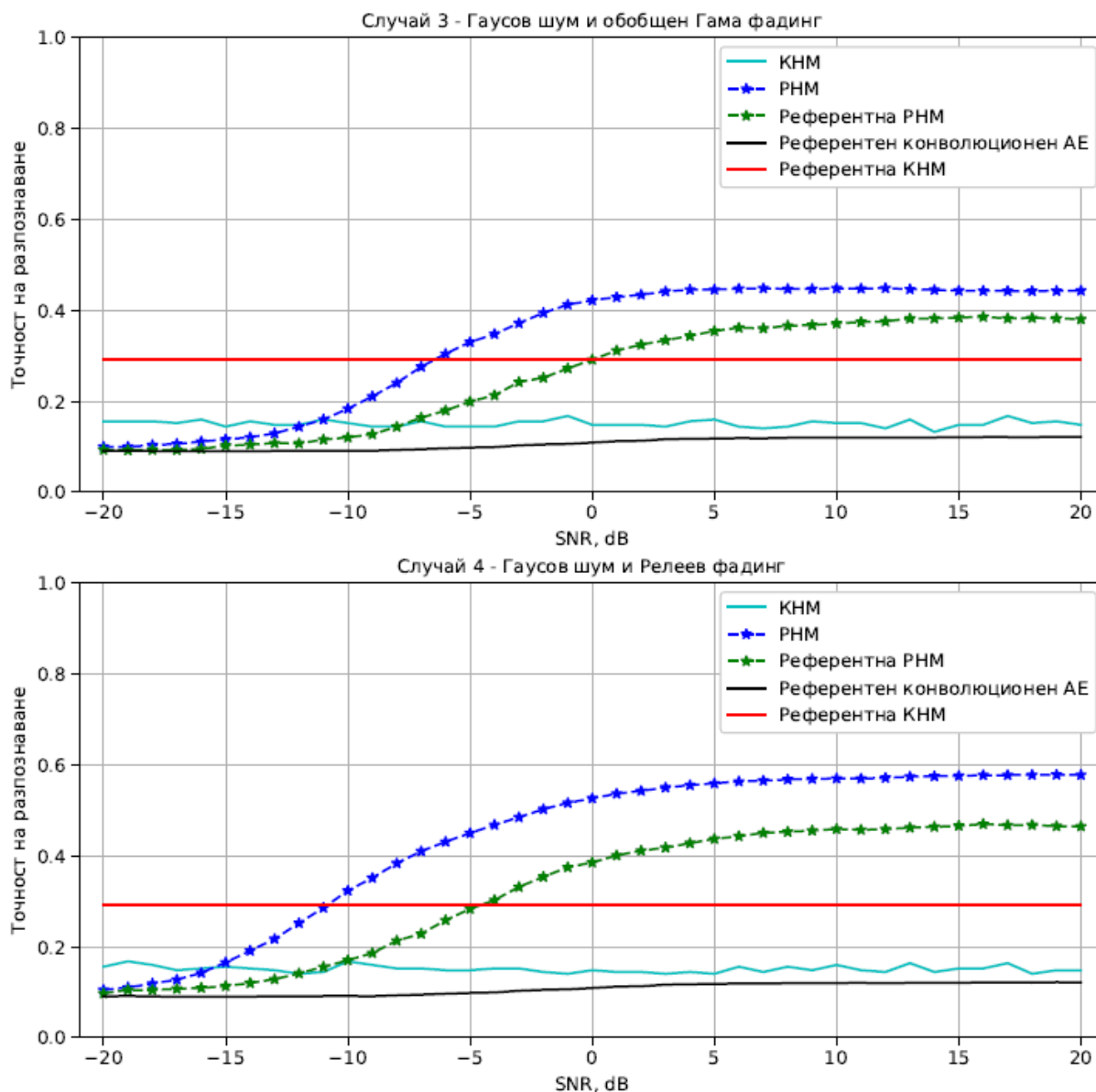
- | | |
|------------|---|
| Вариант 1: | AWGN |
| Вариант 2: | AWGN, Мидълтънов шум, шум на Коши |
| Вариант 3: | AWGN и обобщен гама фадинг |
| Вариант 4: | AWGN и Релеев фадинг |
| Вариант 5: | AWGN, Мидълтънов шум, шум на Коши и обобщен гама фадинг |
| Вариант 6: | AWGN, Мидълтънов шум, шум на Коши и Релеев фадинг |

Като допълнение, три други класификатора от [111], [115] са използвани за сравнение. Те са имплементирани според начините описани в публикациите, където са предложени и са означени с наименованията „Референтна РНМ“ (рекурентна невронна мрежа) [111], „Референтен АЕ“ и „Референтна КНМ“ (конволюционна невронна мрежа) [115]. Резултатите са представени на фиг. 4.33 - 4.35. За по-голяма отчетливост, резултатите за всеки два варианта на канали са показани на една и съща фигура. Всички експерименти са проведени в интервала на стойности на SNR е $[-20; 20]$ dB, който е съществен за приложения в когнитивните радио-мрежи.



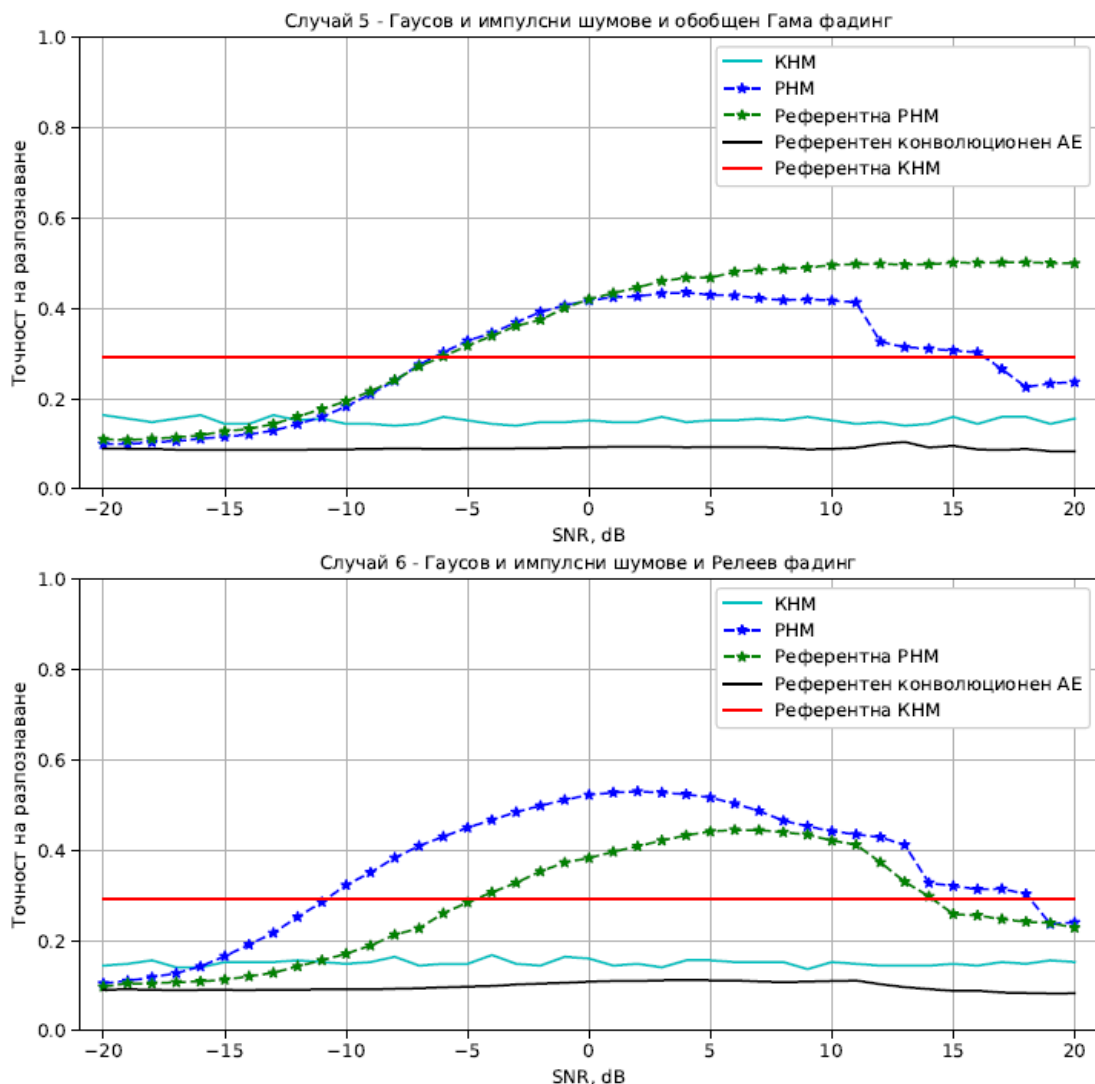
Фигура 4.33: Точност на разпознаване за варианти 1 и 2 с входни данни, състоящи се от сигнални вектори [A6]

Най-отчетливи са характеристиките, наблюдавани при класификаторите, базирани на КНМ. На фиг. 4.33 - 4.35 се вижда, че при референтната КНМ, вероятността за разпознаване е константна за целия интервал на SNR. Моделите на референтния конволюционен АЕ и предложения КНМ показват незначителни вариации в резултатите. Този ефект е свързан с обучението на КНМ, при което, за всяко изпълнение на модела, невронната мрежа достига бързо до определена точност и след това, не показва никаква промяна в междинните резултати от обучението. Впоследствие, всички тестови данни имат една и съща точност на класификация, каквато е достигната през тренировъчния процес. Всяка от трите КНМ е обучена 13 пъти, след което, средната стойност от всички получени резултати за точността на разпознаване, е взета, като обща за всички тестови данни. От трите КНМ, референтната КНМ има най-висока точност, но тя, все пак, е относително ниска.



Фигура 4.34: Точност на разпознаване за варианти 3 и 4 с входни данни, състоящи се от сигнални вектори [A6]

Влиянието на канала върху точността на класификация може да бъде изследвано в много по-голяма дълбочина от кривите на предложения и референтния PHM модели. В почти всички варианти на канала, PHM представена в това изследване показва много по-висока ефективност, в сравнение с нейната алтернатива. Фиг. 4.33 - 4.35 илюстрират интересна тенденция, в това, че точността е обект на значителен спад при високи нива на SNR (> 10 dB). Този ефект не присъства във вариантите на канал, които изключват импулсните шумове, така че той може да бъде приет за следствие от тях. Причината може да бъде намерена в типа изкривявания, които шумовите компоненти въвеждат в сигнала. Тяхната импулсна природа намалява ефикасността на класификатора, защото тя променя значително формата на сигнала дори когато тези компоненти са с много по-ниска амплитуда от сигнала. Нарастването на ефективността се наблюдава около ниво на SNR от 0 dB, защото амплитудата на тези компоненти е сравнима с тази на сигнала. Взимайки предвид тези ефекти се вижда, че типът на шума има много по-голямо значение от фадинга.



Фигура 4.35: Точност на разпознаване за варианти 5 и 6 с входни данни, състоящи се от сигнални вектори [A6]

Въпреки това, според както се вижда от фиг. 4.34 и 4.35, наличието на обобщения гама фаддинг въвежда значителен спад в ефективността на класификатора. Спадът в точността при високи нива на SNR при случая, който съчетава обобщен гама фаддинг и импулсни шумове за референтната PHM, не се наблюдава. Възможна причина за това е по-малкият брой слоеве на този модел, спрямо предложената PHM, което да му дава предимство при обучението.

4.5. Заключение

Описаните изследвания показват две съществени особености на КМ извършено чрез МНМ - бързината (след предварителното обучение) и ограничеността им (по отношение на разпознаването за различни SNR). Ако се приеме, че сигналните класификатори трябва да имат същата прецизност, като детекторите по стандарт (надеждност от 90% за -20 dB SNR), то е явно, че тези модели не са удачни за приложение, понеже те се обучават чрез признаци на сигналите, които не са устойчиви на високи нива на шума. От друга страна, ниската им изчислителна сложност след обучението е желан атрибут за КР алгоритми, които работят в условията на динамичен достъп до спектъра. В допълнение, КМ, базирано на МНМ може да

бъде използвано за идентифициране на източници на интерференция, чиито сигнали е очаквано да бъдат с висока амплитуда.

4.6. Приноси към четвърта глава

1. Предложена е хибриден метод за възстановяване и класифициране на радио-сигнали с комплексни шумови и фадингови модели, базиран на многослойни невронни мрежи. Ефективността на моделите е оценена чрез експериментални изследвания

III. ЗАКЛЮЧЕНИЕ И ОСНОВНИ ПРИНОСИ

Трябва да се отбележи, че поставената цел е осъществена чрез изпълнение на поставените задачи, вследствие на което са постигнати следните съществени резултати с научно-приложен и приложен характер:

1. Предложена е архитектура за свръх-плътни мрежи, която интегрира функционалностите на когнитивното радио, за да въведе гъвкавост по отношение на приложимостта на мрежата в сценарий с динамичен достъп до спектъра.
2. Предложен е хибриден метод за намиране на оптимален баланс между точността и времето за следене на спектъра, базиран на енергиен детектор с размита логика и неговата ефективност е оценена чрез експерименти в реално време с платформата USRP.
3. Предложен е адаптивен метод за следене на спектъра с възможност за намиране на приближението на априорната вероятност за присъствие на основния потребител, базиран на циклостационарен и енергиен детектори. Неговата ефективност е оценена чрез експерименти в реално време с платформата USRP.
4. Предложена е хибриден метод за възстановяване и класифициране на радио-сигнали с комплексни шумови и фадингови модели, базиран на многослойни невронни мрежи. Ефективността на моделите е оценена чрез експериментални изследвания.

IV. ИЗПОЛЗВАНИ СЪКРАЩЕНИЯ

5G	Fifth Generation Mobile Communications	IoT	Internet of Things
AM-DSB	Double-Side Band Amplitude Modulation	NLOS	Non-line of sight
AM-SSB	Single-Side Band Amplitude Modulation	NN	Neural Network
AWGN	Additive White Gaussian Noise	OFDM	Orthogonal Frequency Division Multiplexing
BPSK	Binary Phase Shift Keying	PAM4	4-level Pulse Amplitude Modulation
CDF	Cumulative Distribution Function	PSK8	8-level Phase Shift Keying
DAE	Denoising Autoencoder	PU MC	Primary User Macro-cell
DSS	Direct spread spectrum	QAM16	16-level Quadrature Amplitude Modulation
FPGA	Field-programmable gate array		
GFSK	Gaussian Frequency Shift Keying		

QAM64	64-level Quadrature Amplitude Modulation	КМ	Класифициране на модулацията
QPSK	Quadrature Phase Shift Keying	КНМ	Конволюционна невронна мрежа
SDR	Software-defined radio	КР	Когнитивно радио
SNR	Signal-to-noise ratio	КТД	Когнитивна точка за достъп
UCWA	User centric wireless access	МНМ	Многослойни невронни мрежи
USRP	Universal Serial Radio Peripheral	ОП	Основен потребител
Wi-Fi	Wireless Fidelity	РНМ	Рекурентна невронна мрежа
АЕ	Автоенкодер	СПМ	Свърх-плътни мрежи
АЦП	Аналогово-цифров преобразувател	ТД	Точки за достъп
ВП	Второстепенен потребител	ЦАФ	Циклична автокорелационна функция
ДСС	Детектор на собствени стойности	ЦД	Циклостационарен детектор
ДСФ	Детектор със съгласуван филтър	ЦДПП	Циклостационарен детектор с плъзгащ прозорец
ЕД	Енергиен детектор		

V. СПИСЪК С ПУБЛИКАЦИИТЕ ПО ДИСЕРТАЦИЯТА

- [A1] **A. Ivanov**, K. Tonchev, V. Poulkov and A. Manolova, “Framework for Implementation of Cognitive Radio Based Ultra-Dense Networks”, *2019 42nd International Conference on Telecommunications and Signal Processing (TSP)*, Budapest, Hungary, July 2019, pp. 481-486. DOI: 10.1109/TSP.2019.8769067.
- [A2] **A. Ivanov**, “Feature Extraction in Local Spectrum Sensing for Next Generation Cognitive Radios - A Review”, *Journal of Mobile Multimedia*, Vol. 15, Issue 2, River Publishers. DOI: 10.13052/mm1550-4646.1522.
- [A3] **A. Ivanov**, N. Dandanov, N. Christoff, V. Poulkov, “Modern Spectrum Sensing Techniques for Cognitive Radio Networks: Practical Implementation and Performance Evaluation”. *World Academy of Science, Engineering and Technology, International Science Index, Computer and Information Engineering* (2018), 12(7), 2537.
- [A4] **A. Ivanov**, A. Mihovska, V. Poulkov, R. Prasad, “Hybrid Accuracy-Time Tradeoff Solution for Spectrum Sensing in Cognitive Radio Networks”, *International Journal of Mobile Network Design and Innovation*, Inderscience Publishers, DOI: 10.1504/IJMNDI.2019.098223.
- [A5] **A. Ivanov**, A. Mihovska, K. Tonchev, V. Poulkov, “Real Time Adaptive Spectrum Sensing for Cyclostationary and Energy Detectors”, *IEEE Aerospace and Electronic Systems Magazine*, May-June 2018, pp. 2-16. 001. DOI: 10.1109/MAES.2018.170098.
- [A6] **A. Ivanov**, K. Tonchev, V. Poulkov, H. Al-Shatri, A. Klein, “Hybrid Noise-Resilient Deep Learning Architecture for Modulation Classification in Cognitive Radio Networks”. In *International Conference on Future Access Enablers of Ubiquitous and Intelligent Infrastructures 2019*, Mar 28 (pp. 214-227). Springer, Cham. DOI: 10.1007/978-3-030-23976-3_20.

VI. ИСПОЛЗВАНА ЛИТЕРАТУРА

- [12] M. Kamel, W. Hamouda, and A. Youssef, „Ultra-Dense Networks: A Survey “, IEEE Communications Surveys Tutorials, 18, no., pp. 2522-2545, 2016, issn: 1553-877X. doi: 10.1109/COMST.2016.2571730.
- [14] S. Chen, F. Qin, B. Hu, X. Li, and Z. Chen, „User-centric ultra-dense networks for 5G: challenges, methodologies, and directions “, IEEE Wireless Communications, 23, no., pp. 78-85, 2016, issn: 1536-1284. doi: 10.1109/MWC.2016.7462488.
- [26] J. Mitola, G. Q. Maguire, et al., „Cognitive radio: making software radios more personal “, IEEE personal communications, 6, no., pp. 13-18, 1999.
- [27] C.-I. Badoi, N. Prasad, V. Croitoru, and R. Prasad, „5G based on cognitive radio “, Wireless Personal Communications, 57, no., pp. 441-464, 2011.
- [30] M. Ding and D. López-Pérez, „On the performance of practical ultradense networks: The major and minor factors “, in 2017 15th International Symposium on Modeling and Optimization in Mobile, Ad Hoc, and Wireless Networks (WiOpt), 2017, pp. 1-8. doi: 10.23919/WIOPT.2017.7959926.
- [44] S. M. Kay, Fundamentals of statistical signal processing - Vol. 2: Detection Theory, 1998.
- [45] C. R. Stevenson, G. Chouinard, Z. Lei, W. Hu, S. J. Shellhammer, and W. Caldwell, „IEEE 802.22: The first cognitive radio wireless regional area network standard “, IEEE communications magazine, 47, no., pp. 130-138, 2009.
- [51] Y.-C. Liang, Y. Zeng, E. Peh, and A. T. Hoang, „Sensing-throughput tradeoff for cognitive radio networks “, in 2007 IEEE International Conference on Communications, IEEE, 2007, pp. 5330-5335.
- [79] C. Charan and R. Pandey, „Eigenvalue-based reliable spectrum sensing scheme for cognitive radio networks “, in 2017 International Conference on Nascent Technologies in Engineering (ICNTE), IEEE, 2017, pp. 1-5.
- [84] F. Salahdine, H. El Ghazi, N. Kaabouch, and W. F. Fihri, „Matched filter detection with dynamic threshold for cognitive radio networks“, in 2015 International Conference on Wireless Networks and Mobile Communications (WINCOM), IEEE, 2015, pp. 1-6.
- [96] S. Wujian, D. Weigu, Z. Lei, L. Yang, and L. Ou, „Efficiency-accuracy trade-off for spectrum sensing in cognitive network“, in 2012 Second International Conference on Instrumentation, Measurement, Computer, Communication and Control, IEEE, 2012, pp. 1136-1141.
- [97] W.-Y. Lee and I. F. Akyildiz, „Optimal spectrum sensing framework for cognitive radio networks“, IEEE Transactions on wireless communications, 7, no., pp. 3845-3857, 2008.
- [110] O. A. Dobre, A. Abdi, Y. Bar-Ness, and W. Su, „Blind modulation classification: a concept whose time has come“, in Advances in Wired and Wireless Communication, 2005 IEEE/Sarnoff Symposium on, IEEE, 2005, pp. 223-228.
- [111] S. Rajendran, W. Meert, D. Giustiniano, V. Lenders, and S. Pollin, „Deep learning models for wireless signal classification with distributed low-cost spectrum sensors“, IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking, 4, no., pp. 433-445, 2018.
- [115] Y. Xu, D. Li, Z. Wang, Q. Guo, and W. Xiang, „A deep learning method based on convolutional neural network for automatic modulation classification of wireless signals“, Wireless Networks, no., pp. 1-12, 2017.
- [122] X. Xiong, J. Feng, and L. Jiang, „Automatic digital modulation classification for ORS satellite relay communication“, in Wireless Communications & Signal Processing (WCSP), 2015 International Conference on, IEEE, 2015, pp. 1-5.
- [132] M. Kosunen, V. Turunen, K. Kokkinen, and J. Ryynanen, „Survey and analysis of cyclostationary signal detector implementations on FPGA“, IEEE Journal on Emerging and Selected Topics in Circuits and Systems, 3, no., pp. 541-551, 2013.
- [133] D. Allan, L. Crockett, S. Weiss, K. Stuart, and R. W. Stewart, „FPGA implementation of a cyclostationary detector for OFDM signals“, in Signal Processing Conference (EUSIPCO), 2016 24th European, IEEE, 2016, pp. 647-651.
- [134] P. Ishwerya, S. Geethu, and G. Lakshminarayanan, „Autocorrelation based spectrum sensing architecture on FPGA with dynamic offset compensation“, in Distributed Computing, VLSI, Electrical Circuits and Robotics (DISCOVER), IEEE, IEEE, 2016, pp. 153-157.

- [135] C. M. Spooner, A. N. Mody, J. Chuang, and M. P. Anthony, „Tunnelized cyclostationary signal processing: A novel approach to low-energy spectrum sensing“, in Military Communications Conference, MILCOM 2013-201 IEEE, IEEE, 2013, pp. 811–816.
- [136] S. Papadakis, M. Surligas, K. Triantafyllakis, G. Vardakis, A. Gkiolias, N. Karamolegos, and A. Makrogiannakis, „An agile OFDM cognitive radio engine“, in Dynamic Spectrum Access Networks (DySPAN), 2017 IEEE International Symposium on, IEEE, 2017, pp. 1–2.
- [137] R. A. Rashid, M. A. Sarijari, N. Fisal, A. Lo, S. Yusof, S. Kamilah, and N. Mahalin, „Spectrum sensing measurement using GNU Radio and USRP software radio platform“, in Proc. of The Seventh International Conference on Wireless and Mobile Communications, 2011, pp. 237–242.
- [138] A. Younis, I. Cushman, D. Rawat, and B. B. Bista, „Adaptive threshold based combined energy and spectrum-width detection for RF channel sensing in cognitive networks using USRP B200 GNU radios: An experimental study“, in SoutheastCon, 2016, IEEE, 2016, pp. 1–7.
- [139] W. X. See, S. K. Syed-Yusof, and M. K. A. Rahim, „Edge Energy Detection using GNU radio and USRP2: An analysis study“, in Communications (MICC), 2013 IEEE Malaysia International Conference on, IEEE, 2013, pp. 87–91.
- [140] A. Blad, E. Axell, and E. G. Larsson, „Spectrum sensing of OFDM signals in the presence of CFO: New algorithms and empirical evaluation using USRP“, in Signal Processing Advances in Wireless Communications (SPAWC), 2012 IEEE 13th International Workshop on, IEEE, 2012, pp. 159–163.
- [141] A. Nafkha, M. Naoues, K. Cichon, and A. Kliks, „Experimental spectrum sensing measurements using USRP Software Radio platform and GNURadio“, in Cognitive Radio Oriented Wireless Networks and Communications (CROWNCOM), 2014 9th International Conference on, IEEE, 2014 pp. 429–434.
- [145] A. Kumar, P. Thakur, S. Pandit, and G. Singh, „Performance analysis of different threshold selection schemes in energy detection for cognitive radio communication systems“, in 2017 Fourth International Conference on Image Information Processing (ICIIP), 2017, pp. 1–6. doi: 10.1109/ICIIP.2017.8313702.
- [146] A. Tani, R. Fantacci, and D. Marabissi, „A Low-Complexity Cyclostationary Spectrum Sensing for Interference Avoidance in Femtocell LTE-A-Based Networks“, IEEE Transactions on Vehicular Technology, 65, no., pp. 2747–2753, 2016.
- [157] Y.-C. Liang, Y. Zeng, E. C. Peh, and A. T. Hoang, „Sensing-throughput tradeoff for cognitive radio networks“, IEEE transactions on Wireless Communications, 7, no., pp. 1326–1337, 2008.
- [164] W. A. Gardner, „Signal interception: A unifying theoretical framework for feature detection“, IEEE Transactions on communications, 36, no., pp. 897–906, 1988.



TECHNICAL UNIVERSITY OF SOFIA
FACULTY OF TELECOMMUNICATIONS
DEPARTMENT “COMMUNICATION NETWORKS”

Antoni Stefkov Ivanov, M.Sc.

**ADAPTIVE ALGORITHMS IN THE MAIN FUNCTIONS OF COGNITIVE RADIO
BASED ULTRA-DENSE NETWORKS**

ABSTRACT of Ph.D. THESIS

The topic of the dissertation relates to the development of novel methods and algorithms for implementation of the essential functions of a cognitive radio network and their practical realization in software-defined radio devices for use in ultra-dense networks in 5G. This work proposes a cognitive radio based ultra-dense network architecture which shares the spectrum of an incumbent primary network. Due to the possibilities for solving the spectrum under-utilization problem, the concepts related to cognitive radio networks have been the objects of substantial scientific attention. The primary challenge in this field is optimizing the spectrum utilization without introducing harmful interference to the incumbent users of the spectrum. Thus, finding an efficient solution to this issue is the fundamental goal of the main cognitive radio functionalities – spectrum sensing and signal recognition (modulation classification).

An essential part of this research effort is the implementation of the spectrum sensing function because it has to include a method for prediction of the primary user's activity on the desired frequency band. That is necessary because when the cognitive radio device detects that the wireless channel is available, it has to estimate for how much time the spectrum is expected to remain accessible. Otherwise, it may continue to transmit in the channel for a longer period after the incumbent user has resumed its usage of the spectrum and thus receive unwanted interference. Another fundamental issue related to the spectrum sensing function is what algorithm for signal detection should be employed. That is because the cognitive radio device requires highly accurate and at the same time agile detection in order to achieve optimal utilization of the spectrum provided it is available. There is also a possibility of the channel to be occupied by a signal which is interfering from the point of view of the primary user. Thus, the spectrum can be considered to be vacant. This issue creates the necessity of expanding the sensing function in order to provide differentiation of the primary user from other signals. The Deep Learning-based modulation classification function is used to provide signal recognition.

The purpose of the PhD research is to develop novel algorithms for introduction of adaptively in the main functions of the cognitive radio network and assess their efficiency. To further study their performance, these methods are implemented in a cognitive test-bed based on software-defined radio platforms which operate in real time and provide efficient detection of the incumbent user of the spectrum.