

ҚАЗАҚСТАН РЕСПУБЛИКАСЫНЫҢ ҒЫЛЫМ ЖӘНЕ ЖОҒАРЫ БІЛІМ МИНИСТРЛІГІ

«Қ.И. Сәтбаев атындағы Қазақ ұлттық техникалық зерттеу университеті» коммерциялық  
емес акционерлік қоғамы

Автоматика және ақпараттық технологиялар институты

Электроника, телекоммуникация және ғарыштық технологиялар кафедрасы

Мырзатай Диана Мырзабекқызы

«Когнитивті радио арқылы LTE желісінің мүмкіндіктері»

## **ДИПЛОМДЫҚ ЖҰМЫС**

6B06201 «Телекоммуникация» білім беру бағдарламасы

Алматы 2023

ҚАЗАҚСТАН РЕСПУБЛИКАСЫ ҒЫЛЫМ ЖӘНЕ ЖОҒАРЫ БІЛІМ МИНИСТРЛІГІ

«Қ.И. Сәтбаев атындағы Қазақ ұлттық техникалық зерттеу университеті»

коммерциялық емес акционерлік қоғамы

Автоматика және ақпараттық технологиялар институты

Электроника, телекоммуникация және ғарыштық технологиялар кафедрасы

**ҚОРҒАУҒА ЖІБЕРІЛДІ**

Электроника, телекоммуникация

және ғарыштық технологиялар

кафедрасының меңгерушісі,

техн. ғыл. кандидаты

Е.Таштай

«01» 06 2023 ж.



**ДИПЛОМДЫҚ ЖҰМЫС**

Тақырыбы: «Когнитивті радио арқылы LTE желісінің мүмкіндіктері»

6B06201 – «Телекоммуникация» білім беру бағдарламасы

Орындаған:

Д. Мырзатай

Рецензент:

Халықаралық IT т.ғ.к.,

қауымдастырылған профессоры

 Д.Илипбаева

«01» 06 2023 ж.

Ғылыми жетекші:

ҚазҰТЗУ,

Электроника,

телекоммуникация және

ғарыштық технологиялар

кафедрасының

ассоц. профессоры,

Ph.D докторы

 А. Хабай

«31» 05 2023 ж.



Алматы 2023 ж.

ҚАЗАҚСТАН РЕСПУБЛИКАСЫНЫҢ ҒЫЛЫМ ЖӘНЕ ЖОҒАРЫ БІЛІМ МИНИСТРЛІГІ

«Қ.И. Сәтбаев атындағы Қазақ ұлттық техникалық зерттеу университеті» коммерциялық емес акционерлік қоғамы

Автоматика және ақпараттық технологиялар институты

Электроника, телекоммуникация және ғарыштық технологиялар кафедрасы



**Дипломдық жұмысты орындауға  
ТАПСЫРМА**

Білім алушы: Мырзатай Диана

Тақырыбы «Когнитивті радио арқылы LTE желісінің мүмкіндіктері».

Университет ректорының «23» қараша 2022 ж. № 408-П/Ө бұйрығымен бекітілген.

Аяқталған жұмысты тапсыру мерзімі: «30» сәуір 2023 ж.

*Дипломдық жұмыстың бастапқы берілістері:*

1) Когнитивті радио үшін байланыс сигналдарын анықтау әдістеріне шолу жасалынады; 2) OFDM жүйесінде энергияны анықтау моделіне талдау жасалынады; 3) Matlab бағдарламасында 5G және LTE сигналдарының деректері дайындалып, оқытылады және тестіленіп, бағаланатын болады;

*Дипломдық жұмыста қарастырылатын мәселелер тізімі:*

1) Когнитивті радио қосымшалары үшін машиналық және терең оқыту тәсілдерін қолдана отырып, байланыс сигналдарын анықтау әдістеріне шолу.

2) Сигналдың энергиясын анықтау: OFDM жүйесінде энергияны анықтау.

3) 5G және LTE сигналдарын анықтауда машиналық және терең оқыту арқылы спектрді қабылдау (Spectrum sensing).

4) Эксперименттік бөлім: оқытылатын деректерді дайындау, деректерді жүктеу, деректер жиынының статистикасын талдау, тексеру және тест жинақтарын дайындау (validation and test dataset), терең нейрондық желіні оқыту, оқытылатын опцияларды таңдау, синтетикалық сигналдармен тестілеу, спектрограммадағы 5G NR және LTE сигналдарын анықтау, әуе сигналдарымен тестілеу.

*Сызбалық материалдар тізімі (міндетті сызбалар дәл көрсетілуі тиіс):*

1) Когнитивті радиожүйелердің классификациясы;

2) 4G архитектурасы және функционалды компоненттері;

3) Когнитивті радиожелілерге арналған спектрді басқару архитектурасы;

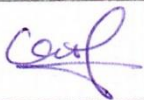
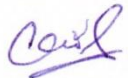

4) OFDM және GFDM жүйесіндегі CR параметрлері;

5) Модельдеу кодының негізгі блок-схемасы;


Дипломдық жұмысты (жобаны) дайындау  
**КЕСТЕСІ**

Бөлімдер атауы, қарастырылатын мәселелер тізімі	Ғылыми жетекшіге және кеңесшілерге көрсету мерзімі	Ескерту
Шолу бөлімі. 1.1 Когнитивті радио қосымшалары үшін машиналық оқыту тәсілдерін қолдана отырып, байланыс сигналдарын анықтау әдістеріне шолу.	31.01.2023 ж.	орындалды
1.2 Сигналдың энергиясын анықтау: OFDM жүйесінде энергияны анықтау.	15.02.2023 ж.	орындалды
Негізгі бөлім. 2.1 5G және LTE сигналдарын анықтауда машиналық және терең оқыту арқылы спектрді қабылдау (Spectrum sensing).	1.03.2023 ж.	орындалды
3. Эксперименттік бөлім: оқытылатын деректерді дайындау, деректерді жүктеу, деректер жиынының статистикасын талдау, тест жинақтарын дайындау	15.03.2023 ж.	орындалды
Эксперимент нәтижелерін талдау. Қорытынды.	30.04.2023 ж.	орындалды

Дипломдық жұмыс (жоба) бөлімдерінің кеңесшілері мен норма бақылаушының аяқталған жұмысқа(жобаға) қойған  
**қолтаңбалары**

Бөлімдер атауы	Кеңесшілер (аты, әкесінің аты, тегі, ғылыми дәрежесі, атағы)	Қол қойылған күні	Қолы
Диплом жұмысының тақырыбын талдау	ЭТЖҒТ каф.қауым.проф., Ph.D докторы Хабай А.	1.03.2023.	
Теориялық ақпарат	ЭТЖҒТ каф.қауым.проф., Ph.D докторы Хабай А.	30.03.2023	
Норма бақылаушы	т.ғ.м., ЭТЖҒТ каф. ассистенті Ақылжан П.	02.06.2023.	

Ғылыми жетекшісі  А.Хабай

Тапсырманы орындауға алған білім алушы  Д.М.Мырзатай

Күні “22” 12 2022 ж.

## АНДАТПА

Когнитивті радио (CR) жүйелері қазіргі әлемде сымсыз байланысқа сұраныстың артуына, жиілік спектрінің шектелуіне және қолда бар ресурстарды тиімдірек пайдалану қажеттілігіне байланысты маңызды бола түсуде.

Дипломдық жұмыста LTE желісін үнемді ететін когнитивті радио (CR) жүйесінің мүмкіндіктері көрсетіледі. Когнитивті радио қосымшалары үшін машиналық және терең оқыту тәсілдерін қолдана отырып, байланыс сигналдарын анықтау әдістеріне шолу жасалынады. LTE сигналдарын анықтауда машиналық және терең оқыту арқылы спектрді қабылдау (Spectrum sensing) ұсынылады. MATLAB бағдарламасында 5G және LTE сигналдарын анықтау үшін терең оқыту спектрі анықталады. Оқу деректерін жүктей отырып, деректер жиынының статистикасы талданады, тексеру және тест жинақтары дайындалады, терең нейрондық желіні оқыту, спектрограммадағы 5G NR және LTE сигналдары анықталып, әуе сигналдарымен тестіленеді.

## АННОТАЦИЯ

Системы когнитивного радио (CR) становятся все более важными в современном мире из-за растущего спроса на беспроводную связь, ограничения частотного спектра и необходимости более эффективного использования имеющихся ресурсов.

В дипломной работе отображаются возможности системы когнитивного радио (CR), которая делает сеть LTE рентабельной. Будет проведен обзор методов обнаружения сигналов связи с использованием машинного и глубокого обучения для приложений когнитивного радио. При обнаружении сигналов LTE рекомендуется определение спектра с использованием машинного обучения и глубокого обучения (Spectrum sensing). В программе Matlab определяется спектр глубокого обучения для обнаружения сигналов 5G и LTE. При загрузке обучающих данных анализируется статистика набора данных, подготавливаются проверочные и тестовые наборы, выполняется глубокое обучение нейронной сети, обнаруживаются и тестируются сигналы 5G NR и LTE в спектрограмме с помощью эфирных сигналов.

## ABSTRACT

Cognitive radio (CR) systems are becoming increasingly important in the modern world due to the growing demand for wireless communications, the limitations of the frequency spectrum and the need for more efficient use of available resources.

The thesis demonstrates the capabilities of the cognitive radio (CR) system, which makes the LTE network more economical. An overview of communication signal detection methods using machine and deep learning approaches for cognitive radio applications is provided. In the detection of LTE signals, spectrum sensing through machine and deep learning is recommended. In MATLAB system a deep learning spectrum is defined to detect 5G and LTE signals. With the download of training data, the statistics of the data set are analyzed, verification and test kits are prepared, deep neural network training, 5G NR and LTE signals in the spectrogram are detected and tested with over-the-air signals.

## МАЗМҰНЫ

Кіріспе	7
1 Когнитивті радио (CR) желілеріне шолу	9
1.1 Когнитивті радио қосымшалары үшін машиналық және терең оқыту тәсілдерін қолдана отырып, байланыс сигналдарын анықтау әдістеріне шолу	13
1.2 LTE сигналдарын анықтауда машиналық және терең оқыту арқылы спектрді қабылдау (Spectrum sensing)	23
1.3 LTE желісіндегі когнитивті радиожүйе мүмкіндіктері	26
2 Когнитивті радио байланыс сигналдарын анықтаудың әдістері	29
2.1 Сигналдың энергиясын анықтау	29
3 5G және LTE сигналдарын анықтау үшін терең оқыту спектрін анықтау	36
3.1 Оқу деректері жүктеліп, деректер жиынының статистикасына талдау	36
3.2 Эксперимент нәтижелеріне талдау	42
Қорытынды	43
Пайдаланылған әдебиеттер тізімі	44

## КІРІСПЕ

LTE (Long-Term Evolution) - бұл жоғары жылдамдықты интернетке қол жетімділікті және мобильді құрылғыларда деректерді беруді қамтамасыз ететін ұялы байланыс стандарты. Дегенмен, қосылған құрылғылар мен мобильді деректерді пайдалану санының артуымен LTE шамадан тыс жүктеме мәселесіне және деректер сыйымдылығының жеткіліксіздігіне тап болуы мүмкін. Мұнда радиожілік спектрін пайдалануды оңтайландыруға мүмкіндік беретін когнитивті радио технологиясы көмекке келеді. Когнитивті радио спектрдегі бос арналарды анықтауға және оларды деректерді беру үшін пайдалануға мүмкіндік беретін әдістерді қолданады. Бұл спектрдің өткізу қабілеттілігі мен тиімділігін арттыруға мүмкіндік береді, бұл LTE желісін қуатты және үнемді етеді.

Спектр болмаса, сымсыз байланыс немесе сымсыз интернет қызметтері мүмкін болмас еді. Когнитивті радио тек радиотехнология емес, ол сонымен қатар спектрді реттеу тәсілдеріндегі революциялық өзгерістерді қамтиды. Когнитивті радио және 4G-бұл сымсыз байланыс әлемін қайта қарастыратын екі қосымша даму [1]. Соңғы екі онжылдықта портативті құрылғылардың экспоненциалды өсуі спектр тапшылығының сөзсіз проблемасын тудырды. Кеңірек жиілік диапазонын зерттеу өте маңызды, өйткені пайдаланушылар саны үнемі өсіп келеді. Алайда, табиғи диапазондағы өткізу қабілеттілігінің шектеулеріне байланысты өткізу қабілеттілігінің мөлшерін ұлғайту мүмкін емес. Федералдық байланыс комиссиясының (ФБК) есебінде спектрдің қол жетімділігі заңды бақылаудағы спектрдің жетіспеушілігімен байланысты күрделі мәселе ретінде қарастырылды. Рұқсат етілген өткізу қабілеті көптеген елдерде 15% - дан 85% - ға дейін, көптеген елдерде уақыт миллисекундтан сағатқа дейін артады. Бұл лицензияланбаған пайдаланушыларға немесе қосалқы пайдаланушыларға (SU) спектрді шектеу мәселесін тиімді шешу үшін лицензияланған пайдаланушылар немесе бастапқы пайдаланушылар (PU) пайдаланбаған жағдайда қауіпті механизмді пайдалануға мүмкіндік береді. Ол адамдарға когнитивті радио (CR) желілерін түсіндіруге бағытталған [2].

Когнитивті радио жүйелер радиожілік спектрінде спектрлік тесіктер деп аталатын пайдаланылмаған жиілік жолақтарын интеллектуалды түрде анықтауға және пайдалануға арналған. Осылайша, олар сымсыз құрылғылар мен қосымшалардың таралуына байланысты шамадан тыс жүктелген шектеулі радиожілік спектрін тиімді пайдалануға мүмкіндік береді.

Бұл жүйелер сонымен қатар интернет заттары (IoT), "ақылды қалалар" және автономды көліктер сияқты жаңа сымсыз қосымшаларды орналастыруда шешуші рөл атқарады. Олар өзгертін сымсыз байланыс жағдайларына динамикалық түрде бейімделе алады және осы жаңа қолданбалардың талаптарына сәйкес келетін сенімді және тиімді байланыс арналарын қамтамасыз ете алады.

Когнитивті радио жүйелері сымсыз байланыстың қауіпсіздігі мен сенімділігін арттыруға мүмкіндік береді. Бірнеше жиілік диапазонын пайдалану және өзгертін сымсыз жағдайларға бейімделу арқылы олар байланыс

желілерінің тұрақтылығын арттырып, кедергілер мен сымсыз шабуылдардың басқа түрлерінің қаупін азайтады.

Сонымен қатар LTE желісіндегі когнитивті радио жүйесінің қазіргі проблемаларының бірі-оны бұрыннан бар желі инфрақұрылымына енгізудің күрделілігі.

Қолданыстағы LTE желісі лицензияланбаған диапазондарды пайдалануға бағытталған когнитивті радио жүйесін пайдалануды шектейтін лицензияланған жиілік диапазондарында пайдалануға арналған. Когнитивті радиожүйені пайдалану қуатты есептеу ресурстарын қажет етеді, өйткені ол еркін байланыс арналарын автоматты түрде анықтау үшін машиналық оқыту алгоритмдерін қолданады. Бұл жабдықтар мен ресурстарға қосымша шығындарға әкелуі мүмкін.

Сондай-ақ, когнитивті радиожүйені қолданыстағы LTE желісіне енгізу үйлесімділік пен қауіпсіздік мәселелерін тудыруы мүмкін, бұл желінің істен шығуы мен бұзылу қаупін арттырады.

LTE желісіне когнитивті радиожүйені енгізу айтарлықтай күш пен инвестицияны қажет ететін күрделі процесс. Алайда, егер бұл мәселелер шешілсе, когнитивті радио жүйесі радиожіілік спектрін пайдалануды оңтайландыру және желі өнімділігін жақсарту үшін маңызды құрал бола алады.

Бұл дипломдық жұмыстың мақсаты когнитивті радио жүйесінің LTE желісіндегі мүмкіндіктерін анықтай отырып, интеллектуалды басқару және қол жетімді спектрлік ресурстарды пайдалану, желінің өткізу қабілеттілігін оңтайландыру, қызмет көрсету сапасын жақсарту және динамикалық және гетерогенді сымсыз ортада тиімді және кедергісіз байланыс орнату әдісін ұсыну.



## 1 Когнитивті радио (CR) желісіне шолу

Когнитивті радио (CR) - сымсыз байланыстың бір түрі, онда трансивер қандай байланыс арналары қолданылатынын және қайсысы пайдаланылмайтынын интеллектуалды түрде анықтай алады. Содан кейін трансивер бос емес арналарға бірден ауысады. CR өзінің эксплуатациялық немесе географиялық қоршаған кеңістігі, ағымдағы реттеу және оның ішкі күйі туралы білім алатын радиожүйе. Ол өзінің пайдалану параметрлері мен хаттамаларын алдын ала белгіленген мақсаттарға жету үшін алған біліміне сәйкес динамикалық және автономды түрде реттейді және өз әрекеттерінің нәтижелерінен үйренеді.

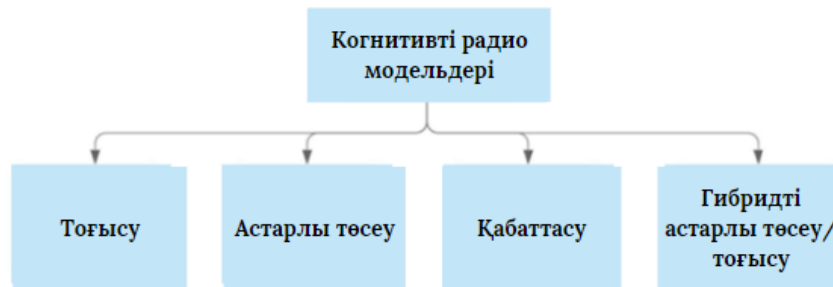
Сымсыз желілерде арналарға қол жеткізудің көптеген әдістері бар. Жетілдірілген әдістер байланыс арнасын бөлінген жиілік диапазонына (жиілікті бөлуге бірнеше қол жетімділік (FDMA)), географиялық аймақтарға (кеңістіктік бөлуге бірнеше қол жетімділік (SDMA)), уақытқа (уақытты бөлуге бірнеше қол жетімділік (TDMA)) немесе әр пайдаланушыға тағайындалған кодқа (кодты бөлуге бірнеше қол жетімділік (CDMA)). Бұл әдістер өткізу қабілеттілігінің тиімділігін арттырғанымен, олар спектр тапшылығына әкеледі [3].

Когнитивті радио (CR) спектр тапшылығының перспективалы шешімі болып табылады. Ол қоршаған ортаны білуге және қолданылатын жиіліктерді білуге қабілетті интеллектуалды радио ретінде анықталады. Когнитивті радио желілерінің (CRn) ең көрнекті ерекшеліктерінің бірі-радиожиілік спектрінің әртүрлі бөліктерінде тарату мүмкіндігімен қатар радиожиілікке қол жеткізу әдістері арасында ауысу мүмкіндігі [3]. Когнитивті радио желісі (CRn) екі негізгі желіге, бастапқы желіге (PU) және қосалқы желіге (SU) бөлінеді. Негізгі желі лицензияланған диапазонға ие және негізгі базалық радиобайланыс станциясы мен пайдаланушылардан тұрады. Екінші желі пайдаланылмаған спектрді бастапқы желімен бөліседі. Ол cognitive radio базалық станциясынан және пайдаланушылардан тұрады. Когнитивті радионы дәстүрліден ажырататын үш негізгі мүмкіндік:

Таным: CR өзінің географиялық және операциялық ортасын түсінеді.

Қайта конфигурациялау: осы когнитивті білімге сәйкес CR өз параметрлерін динамикалық және офлайн күйге келтіру туралы шешім қабылдай алады.

Оқыту: CR сонымен қатар жинақталған тәжірибеден сабақ ала алады және жаңа жағдайларда жаңа конфигурациялармен тәжірибе жасай алады.



1.1-сурет – Когнитивті радиоға қол жеткізудің әртүрлі модельдері

Негізгі когнитивті радиоға қол жеткізудің әртүрлі модельдері пайдаланушыға кедергі келтірместен бір уақытта негізгі пайдаланушы арнасын пайдаланады. Осылайша, астарлы төсеуді бөлісудің бұл әдісі өзінің байланысы үшін салыстырмалы түрде төмен спектрлік қуат тығыздығы бар ультра кең өткізу қабілеттілігін (UWB) пайдаланады.

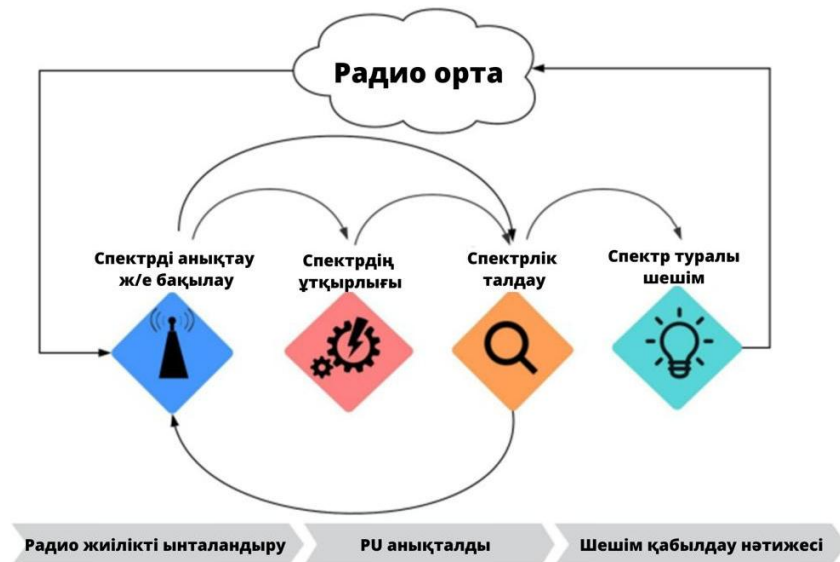
Қабаттасу спектрін бөлісу технологиясы, негізгі пайдаланушы арнасын анықтаудың және пайдаланудың орнына, бір уақытта релелік технология арқылы қол жетімді негізгі пайдаланушы ресурсын пайдаланады және SNR деңгейін сақтай отырып, екінші пайдаланушымен бөлек байланысу үшін арнайы NRZ кодтауын пайдаланады [4].

Гибридті астарлы төсеу/тоғысу спектрін бөлісу технологиясы төмен қуат деңгейінде қайталама пайдаланушылардың деректерін беру принципі бойынша жұмыс істейді. Кіші пайдаланушылар әдістерді үйрену немесе бейімдеу арқылы динамикалық өзгертін радио ортаға бейімделеді [4].

Бағдарламалық жасақтамаға негізделген жаңа радиобайланыс технологияларын басқару SDR-ге жатады. SDR жиіліктің кең ауқымын, ауа интерфейстерін және қолданбалы бағдарламалық жасақтаманы қолдайды. Оның бастапқы конфигурациясын өзгерту арқылы пайдаланушының талаптарын орындау мүмкіндігі бар. CR спектрге динамикалық қол жетімділікті ұсынады, сонымен қатар қоршаған ортаның өзгертін жағдайларына сәйкес параметрді қайта конфигурациялауға мүмкіндік береді [5].



1.2-сурет – Құрылымдық схема: а) SDR және б) Когнитивті радио



1.3-сурет – Когнитивті радио (таным) циклі

Когнитивті цикл деп аталатын барлық осы қабілеттердің немесе оқиғалардың реттілігі жоғарыдағы 1.3-суретте көрсетілген. Сенсорлық интеграция, автономды машиналық оқыту және SDR, CR архитектурасын құрайды. Негізгі қабілеттерге сезінуге, қабылдауға, бағдарлауға, жоспарлауға, шешім қабылдауға, әрекет етуге және үйренуге мүмкіндік беретін бақылау құралдары кіреді [6].

CR циклінің маңызды фазасы спектрді анықтау операциясы (радио сюжетті талдау) болып табылады. Оның мақсаты-жолақ күйін алу үшін спектрдегі тесіктерді анықтау (бос /бос емес) және осы нәтижеге негізделген. Деректерді беру өткізу қабілеттілігін арттыру және кедергілерді азайту арқылы өнімділікті оңтайландыруға бейімделген. Кейбір әдебиеттерде спектрді анықтаудың әртүрлі әдістері, мысалы, циклоstationарлық белгіні анықтау әдісі, энергияны анықтау әдістері және сәйкес сүзгіні анықтау әдісі талқыланады. Спектрді тиімді анықтауға сигналдарды PU сигналдарына немесе шу сигналдарына жоғары дәлдікпен жіктеуге мүмкіндік беретін стратегияларды қолдану арқылы қол жеткізуге болады [6]. CR циклі төрт түрлі қызмет атқарады. Олар:

Спектрді зондтау. Бұл лицензиялық спектрдің еркін спектрін анықтауды көрсетеді. Когнитивті радиожүйелер пайдаланылмаған немесе жеткіліксіз пайдаланылған жиілік жолақтарын анықтау үшін радиожиілік спектрін үздіксіз бақылайды. Бос спектрді анықтап, оған қол жеткізе отырып, олар спектрге оппортунистік қол жетімділікті қамтамасыз етеді, бұл спектрдің шамадан тыс жүктелуін азайтуға және желінің өткізу қабілетін арттыруға көмектеседі.

Спектрді пайдалануды басқару немесе шешім қабылдау. Міндеті-пайдаланушының байланыс талаптарын қанағаттандыруға мүмкіндік беретін ең жақсы қол жетімді және қолайлы спектрді таңдау. Алынған спектрді талдауды қолдана отырып, SU спектрдің пайдаланушы талаптары мен сипаттамаларына

сәйкес бос емес спектрдің тиісті диапазоны туралы шешім қабылдайды. Демек, ол беріліс жылдамдығын, өткізу қабілеттілігін және режимін анықтайды

Спектрдің ұтқырлығы. Спектрдің ұтқырлық функциясы CR пайдаланушыларының жұмыс жиілігінің өзгеруіне байланысты. Бұл спектрді ешқандай кедергісіз динамикалық пайдалану үшін CRn-де CR пайдаланушыларының жұмыс жиілігін өзгерту процесі. CR пайдаланушысы арнаны пайдаланғанда және сонымен бірге лицензиясы бар пайдаланушы оған қол жеткізгісі келсе, CR пайдаланушысы жұмыс істемейтін спектрді “спектрді өшіру” деп аталатын белсенді спектр жолағына өзгерте алады [6].

Спектрді бөлісу. Әр пайдаланушының лицензияланған спектр ауқымын бөлісу үшін қол жетімді спектрді немесе спектрді бөлісу құралдарын пайдаланғысы келетін көптеген қайталама пайдаланушылар бар. Мұнда жасалған кедергілер шекті мәннен төмен болып келеді. Когнитивті радио өзінің ақпаратын беру тиімділігі мен қол жетімді спектрді басқа когнитивті пайдаланушылармен және когнитивті емес пайдаланушылармен бөлісу арасындағы тепе-теңдікті сақтауға тырысады.

Сонымен қатар қазіргі таңда когнитивті радио жүйесі әлемдік нарықта жоғарылауда Әлемдік когнитивті радио нарығының көлемі 2021 жылы 5,5 миллиард АҚШ долларына бағаланды және 2022 және 2030 жылдар аралығында жылдық жиынтық өсу қарқыны (CAGR) 18,6% болады деп күтілуде. Нарықтың өсуінің перспективалы перспективаларын 5G сияқты жаңа технологиялардың дамуымен және қорғаныс және үкіметтік ұйымдарда когнитивті радиостанциялардың кеңірек енгізілуімен түсіндіруге болады. Спектрді оңтайландырылған пайдалану және энергияны тұтыну ұйымдарды технологиялық талаптарға сәйкес когнитивті радиостанцияларды енгізуге әкелді.



1.4-сурет – Әлемдік когнитивті радио нарығы

Когнитивті радиостанцияларды бұлтты есептеулермен және заттар интернетімен (IoT) біріктіру когнитивті радиостанцияларды енгізуде маңызды рөл атқарады. Соңғы жылдары IoT құрылғылары байланыс әлемінде қарқын алуда, өйткені бұл құрылғылар операцияларды жүзеге асыру үшін интернетпен біріктіріледі. IoT құрылғылары шектеулі ресурстарды пайдалана отырып, деректерді жинайды немесе бөліседі, спектрді пайдалану маңызды аспектілердің бірі болып табылады. Когнитивті радио сымсыз байланыста маңызды рөл атқарады, өйткені ол сымсыз байланыс жүйесі үшін спектрдің бос бөлігін пайдаланады. Бұлтты есептеулермен интеграция қауіпсіздікті бұзбай когнитивті радио желілерінің өнімділігін арттыруға көмектеседі, сонымен қатар платформаның қолжетімділігін арттырады.

5G технологиясының пайда болуы когнитивті радио нарығының жаһандық өсуін ынталандыруда шешуші рөл атқарады. Ұялы телефондардың көбеюі, сымсыз құрылғылардың жақсаруы және деректер трафигінің үздіксіз өсуі және өткізу қабілеттілігі, қуат тұтыну, өткізу қабілеттілігін пайдалану, кідірістер, өткізу қабілеттілігі және құны бойынша желі өнімділігінің артуы 4G буынан кейінгі 5G желісіне алып келді.

### **1.1 Когнитивті радио қосымшалары үшін машиналық және терең оқыту тәсілдерін қолдана отырып, байланыс сигналдарын анықтау әдістеріне шолу**

Когнитивті радио (CR) - лицензиясы жоқ пайдаланушыларға спектрді лицензиясы бар пайдаланушылармен интеллектуалды анықтау және пайдаланылмаған жиілік жолақтарын пайдалану арқылы бөлісуге мүмкіндік беретін жаңа технология. Сигналды анықтау CR желілеріндегі маңызды міндеттердің бірі болып табылады, ол берілген жиілік диапазонында сигналдың болуын немесе болмауын анықтауды қамтиды.

Сымсыз байланыста спектрдің әрқашан айтарлықтай шектеу шегі болады, бірақ үлкен өткізу қабілеттілігі (қол жетімді үштен екісінен астамы) дұрыс пайдаланылмағандықтан көптеген спектр ысырап болады, бұл QoS (қызмет сапасы). жүйелеріне әсер етеді 1990 жылы Джозеф Митола бағдарламалық жасақтамамен анықталған радиоға (SDR) негізделген әдісті енгізді, ол когнитивті радио (CR) деп аталатын әдіс, ол жұмыс істемейтін спектрді қабылдай алады [7].

Спектрді өлшеу-спектрді тиімді пайдалануға мүмкіндік беретін маңызды әдіс. Соңғы жылдарадағы зерттеулерде көрсеткендей, спектрдің 90%-ы пайдаланылмайды және сымсыз қосымшалар мен құрылғылардың экспоненциалды өсуіне байланысты спектр тапшылығы болуда [8]. 19 ғасырдың басында телефония, радио және теледидар түріндегі байланыс қызметтері негізгі шарттарда халыққа қызмет көрсету үлгісіне сәйкес реттелінді [9]. 5G байланысының негізгі мотиві-үлкен көлемдегі деректер трафигін пайдалану және өнеркәсіптік заттар интернеті (IoT), ақылды үй, автоматтандыру, D2D

байланысы және жоғары деректер жылдамдығы сияқты бірнеше қолданбаларды қамтамасыз ету. Нәтижесінде деректерді тұтыну 30% - ға артып және бізге әр түрлі қосымшаларды өңдеу үшін жетілдірілген радио қажет болады. Заманауи радио лайықты деңгейдегі қызметтерді ұсыну үшін жоғары спектрлік тиімділікті қажет етеді. Спектрді анықтау технологиясын қолданудың негізгі проблемасы-негізгі пайдаланушылардың (PU) қатысуымен немесе болмауымен бос спектрді анықтау. Қазіргі заманғы ұялы байланыстың қызмет көрсету сапасы (QoS) спектрлік тиімділікке, анықтаудың төмен кідірісіне, деректердің жоғары жылдамдығына, қуаттың төмен деңгейіне және көптеген құрылғыларға қол жеткізуге байланысты болып табылуда. Радиожиілік спектрін реттеу әртүрлі сипаттамаларға ие, олар:

1. Лицензияланған спектр
2. Лицензиясыз спектр
3. Ашық спектр

Үндістанда 160000-нан астам лицензиясы бар пайдаланушылар әуесқой радионы пайдаланады. Лицензияларды WPC (сымсыз байланыс, жоспарлау және үйлестіру бөлімі) Үндістан үкіметі береді. Лицензияланбаған спектр-бұл азаматтық қолдануға арналған спектрдің еркін қол жетімді диапазоны. Ол реттелмегенімен, көптеген пайдаланушылар бірдей спектрді қолданатындықтан, ол өте ауыр спектр болып табылады. Лицензияланбаған диапазондар ISM 2,4ГГц және UNII 5ГГц диапазонында жұмыс істейді. Америка Құрама Штаттарындағы байланыс басқармасы (of-Com) (2010) теледидардың бос кеңістігін (TVWS) екінші пайдаланушылар (лицензиясы жоқ пайдаланушылар) пайдалану үшін ашты. TVWS-бұл VHF/ультра жоғары жиілікті диапазон; бұл аналогтық теледидардан цифрлық теледидарға ауысқаннан кейін босатылған радиожиілік спектрінің көп бөлігі. Диапазонды аналогтық теледидардың негізгі пайдаланушысының қатысуынсыз когнитивті тәсіл арқылы басқаруға болады. CR-дің негізгі функциясы-негізгі пайдаланушының бос спектрін (PU) анықтау және бос спектрді екінші пайдаланушыға (SU) PU үшін ешқандай кедергісіз бөлу. CR-дің екі негізгі мақсаты бар: біріншіден, ол кедергі жасамауы және PU өнімділігін төмендетпеуі керек. Екіншіден, ол жүйенің өткізу қабілетін арттыру үшін бос және пайдаланылмаған спектрлік жолақтардың орнын тиімді анықтауы керек [10]. Спектрді зондтаудың рөлі PU және SU үшін өте маңызды. SU қосымша өткізу қабілеттілігін алудың пайдасын көрсе де, PUs кедергілері рұқсат етілген шектерде сақталады. CR спектрге динамикалық қол жетімділікті қолдана отырып, спектрдің жоғары қол жетімділігін қамтамасыз етеді [11], лицензияланбаған пайдаланушыларға (қосалқы пайдаланушыларға) лицензияланған пайдаланушылардың (бастапқы пайдаланушылардың) қол жетімді өткізу қабілеттілігін пайдалануға мүмкіндік береді, сонымен бірге бастапқы пайдаланушылардың берілуіне кедергі келтірмейді. CR стандартты сымсыз ортада кездесетін спектрлік шамадан тыс жүктемеден туындаған тиімсіздікті азайтады, бұл лицензиясы бар пайдаланушылар шамадан тыс жүктелмеген жиілік жолақтарын пайдалануға мүмкіндік береді. Осылайша, спектрдегі бос орынды лицензиясы жоқ пайдаланушылар ешқандай елеулі

кедергі келтірместен пайдалана алады. Спектрді бөлісудің мұндай тиімді әдістері пайдаланушыларға бір-біріне кедергі келтірместен бірдей жиілікте қатар өмір сүруге мүмкіндік береді. CR-дің бірегейлігі оның желіні оңтайлы пайдалану үшін динамикалық түрде қайта құру қабілетінде. CR желілері арнайы сымсыз желілер болып табылады, сондықтан олар дәстүрлі сымсыз және сымды желілерге қарағанда қауіпсіздік шабуылдарына көбірек ұшырайды. Барлық сымсыз жүйелердің жалпы қауіпсіздік мақсаттары құпиялылық, тұтастық, қолжетімділік және қол жеткізуді басқару болып табылады. CR технологиясының негізгі мақсаты-желінің өткізу қабілетін арттыру және негізгі пайдаланушылар үшін кедергілерді азайту. CR радиоарналардың жеке басын, спектрдің қол жетімділігін және станцияның жұмыс параметрлерін өлшей алады, сезеді, анықтайды және біле алады [12].

2019 жылдың екінші тоқсанында әлемдік мобильді жазылымдардың жалпы саны шамамен 7,9 миллиардты құрады. Сонымен қатар, ондағы болжамдар 2024 жылы жаһандық мобильді деректер трафигі айына шамамен 130 эксабайтты құрайтынын және 5G желілері трафиктің 35 пайызын тасымалдайтынын көрсетеді. Интернетте 22,3 миллиард қосылған құрылғылар болады, олардың 4,1 миллиарды ұялы желілер арқылы қосылады. Бұл фактілер мен болжамдар сымсыз қосылыстар үшін радиоресурстарды бөлуді жоспарлау кезінде қиындықтарды болжайды және спектрге қол жеткізудің тиімді, мүмкін когнитивті әдістерін қажет етеді [13].

Когнитивті радио (CR) тұжырымдамасы оқуға және сыртқы жағдайларға бейімделуге қабілетті радио құрылғыларды қамтиды. Мақсаты-сымсыз таратқыштардың үнемі өсіп келе жатқан санын ескере отырып, радиоресурстарды пайдалануды арттыру. Осы хабардарлыққа сүйене отырып, CR беру мен қабылдауға қатысты іс-әрекеттер туралы ақылға қонымды шешімдер қабылдап және өткен тәжірибелерден сабақ алу арқылы осы шешімдерді үнемі жетілдіріп отыруы керек. Осы мақсатта машиналық оқыту әдістерін (ML) қолдануға болады [13].

Соңғы жылдары машиналық және терең оқыту әдістері когнитивті радио жүйелердегі байланыс сигналдарын анықтау үшін танымал бола бастады. Бұл әдістер деректердің үлкен көлемін өңдеуге және шу мен кедергі жағдайында тиімді жұмыс істеуге мүмкіндік береді.

Машиналық оқыту (ML) - бұл жүйелерді автоматты түрде оқытуды және олардың өнімділігін арттыруды қамтамасыз ететін жасанды интеллект саласы. ML алгоритмдері эксперименттер арқылы олардың мінез-құлқын нақты бағдарламаланбай жақсарта алатындай етіп жасалған. ML процестері мыналарды қамтиды: белгілі бір мәселені сипаттайтын деректерді жинау, осы деректерден тыс жасырын үлгілерді табу және сайып келгенде шешім қабылдау [3].

ML алгоритмдері жүйеге оқу деректері негізінде құрылымдық заңдылықтар мен модельдерді зерттеуге мүмкіндік береді. ML тәсілі әдетте екі негізгі фазаны қамтиды: оқу кезеңі және шешім қабылдау кезеңі. Оқыту кезеңінде жүйенің моделі оқыту деректерінің жиынтығын қолдана отырып зерттеледі. Шешім қабылдау кезеңінде оқытылған модель жүйенің шығуын

бағалау үшін әрбір жаңа кіріс сигналы үшін қолданылады. Бұрын айтылғандай, ML әдістері Деректерді талдау және желіні оңтайландыру арқылы когнитивті радиобайланыс желісіне интеллект әкеледі. ML-дің оқу қабілетіне негізделген мұндай интеллект CRs-ке желілік ортаға бейімделу үшін оңтайлы шешімдер қабылдауға дербес үйренуге мүмкіндік береді. [14]

ML алгоритмдері. ML алгоритмдері негізінен үш санатқа бөлінеді, атап айтқанда:

1. Бақыланатын оқыту (Supervised Learning)
2. Қараусыз оқыту (Unsupervised Learning)
3. Күшейтілген оқыту (Reinforcement Learning)

1. Бақыланатын оқыту (Supervised Learning). Бақыланатын оқыту-бұл белгіленген оқу деректерінен мақсатты функцияны шығаратын машиналық оқыту тәсілі. Осылайша, бұл әдіс қоршаған орта туралы алдын ала ақпаратты қажет етеді. Оқыту деректері енгізу-шығару жұптарынан тұрады. Болжалды функция кірістерді көрсету үшін үлгілер негізінде көрсетіледі. Мысалы, оқыту үлгілері  $(x_i, y_i)$  берілген және  $(x_i, y_i)$  кейбір  $p(x)$  үлестірімінен алынған деп болжанады. Жіктеу бақыланатын оқытудың негізгі функциясы болып табылады және оның мақсаты  $F$  жіктеу функциясын оқыту мысалдарына сәйкес келетін және оларды сипаттайтын етіп табу болып табылады. Жіктеуіш кіріс деректерді көрсету және жіктеу үшін қолданылады [14].

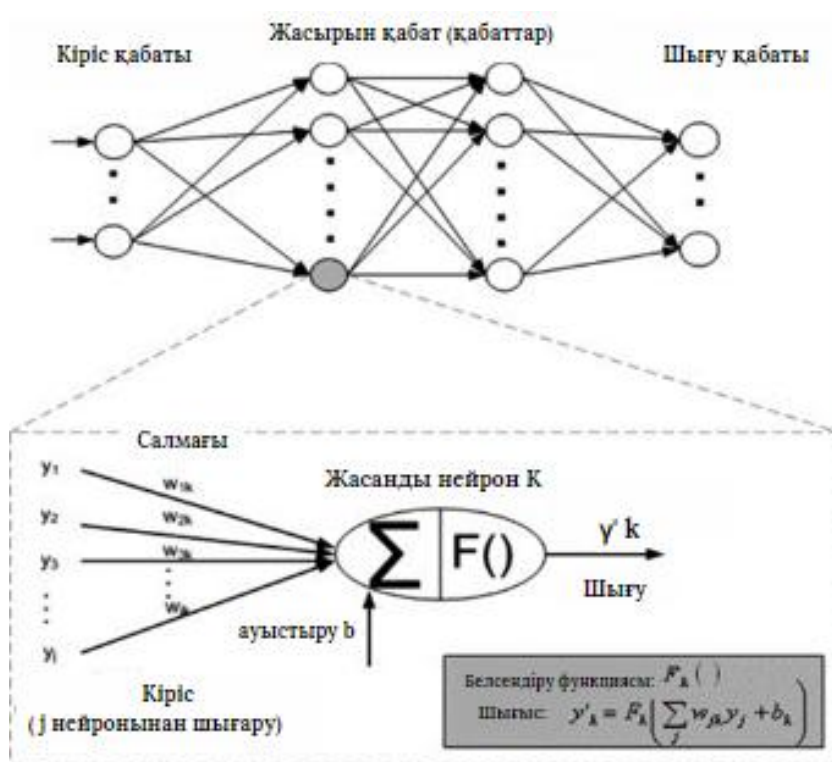
Бақыланатын оқыту, аты айтып тұрғандай, жүйені бақылау (оқыту) үшін супервайзердің (оқытушының) болуын талап етеді. Оқыту үшін кіріс және шығыс туралы ақпаратты қамтитын мәліметтер жиынтығы қажет. Әрбір кіріс үшін мұғалім жауаптарды (нәтижелерді) біледі, оның көмегімен мұғалім алгоритммен қайталанған кезде болжамдарды реттей алады. Ресми түрде, бақыланатын оқыту-бұл деректерді ең жақсы түрде көрсететін және жаңа, көрінбейтін деректер нүктелері үшін болжам жасауға қабілетті негізгі деректер моделін (кіріс пен шығыс арасындағы байланыс) зерттейтін алгоритм. Сонымен қатар, бақыланатын оқыту алгоритмдері шығыс айнымалысының түріне байланысты қосымша екі негізгі санатқа бөлінеді. Егер шығыс айнымалысы дискретті мән болса, мысалы, спектр жолағы бос емес немесе бос болса, бақыланатын оқыту мәселесі жіктеу мәселесі деп аталады. Егер шығыс айнымалысы бастапқы желідегі өткізу қабілеттілігі сияқты нақты немесе үздіксіз шама болса, бақыланатын мәселе регрессия мәселесі ретінде қарастырылады. Бақыланатын оқыту алгоритмдері сызықтық регрессия, логистикалық регрессия,  $k$ -жақын көршілер және шешім ағаштары сияқты қарапайымнан бастап, тірек векторлық машиналар (SVM), нейрондық желілер және олардың сорттары (мысалы, конволюциялық нейрондық желілер (CNN) және терең нейрондық желілер) сияқты күрделіге дейін болады [14].

Нейрондық желі (Neural Network). Жасанды нейрондық желі (ANN немесе жай NN) - адам миының функционалдығынан шабыттанған ML технологиясы. Шын мәнінде, жасанды нейрондық желілер бір-бірімен байланысқан жасанды нейрондардан (биологиялық нейрондардың эмуляциясы ретінде) тұрады, биологиялық нейрондардың ұйымдастырылуы мен оқу процедурасын



имитациялайтын бағдарламалық құрылым құрайды. Адам миының параллельді деректерді өңдеу қабілетінің арқасында (үлкен көлемде) ол көптеген тапсырмаларды ең жылдам компьютерлерге қарағанда тезірек орындайды. NNs маңызды өнімділікке еліктеуге арналған, әсіресе когнитивті немесе ассоциативті реңк проблемалары үшін. Осы мақсатта NNs уақыт қатарларын болжау, үлгіні тану (сурет/сөйлеу), регрессия және функцияларды жуықтау, жіктеу және адаптивті басқару үшін қолданылады [14].

NNs, жоғарыда айтылғандай, нейрондар деп аталатын қарапайым процессорлық блоктардан тұрады. Нейрондар үш топқа бөлінеді: кіріс нейрондары (кіріс қабатын ұйымдастыратын) кірістерді сырттан алады; шығыс нейрондар NN-ден деректерді жібереді және шығыс қабатын құрайды; және жасырын нейрондар (жасырын қабатты құрайтын) NN ішінен деректерді алады және NN ішіндегі басқа қабатқа деректерді шығарады. Суретте. 1.5 типтік NN құрылымы көрсетілген. Әрбір нейрон өз сигналын көптеген тоқтатылған қосылыстар арқылы жібереді. Әрбір қосылыс онымен байланысты  $w_{2k}$  арқылы анықталады, ол J нейронының сигналының k нейронына әсерін көрсетеді. K нейронының жұмысының нәтижесі алдымен алдыңғы қабаттағы барлық нейрондардың өлшенген нұсқасы бойынша жинақтау, сондай-ақ орын ауыстыруы, содан кейін төменде көрсетілгендей  $F_k$  активтендіру функциясын қолдана отырып қорытындылау нәтижесін белсендіру болып табылады [14]:



1.5-сурет – Негізгі нейрондық желі

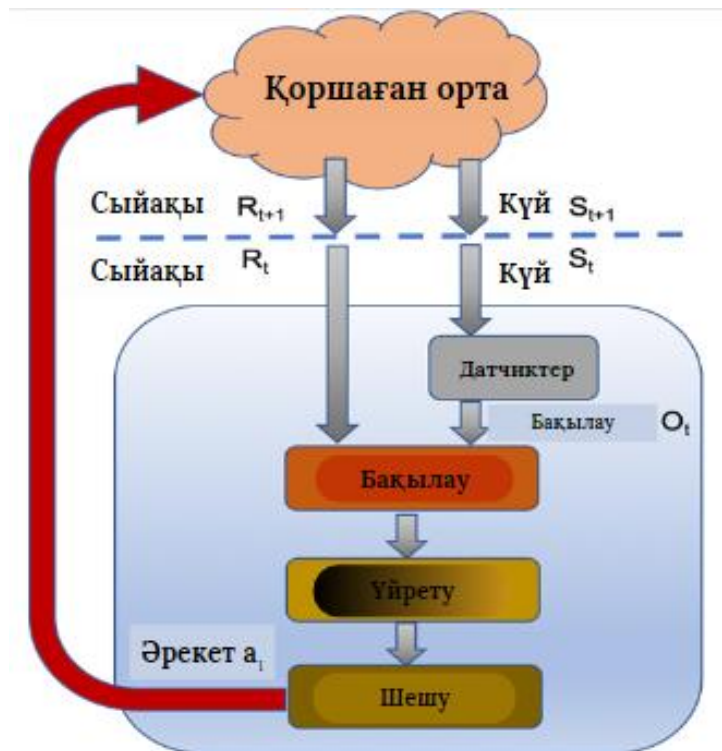
$$F_k(XBw_jk y_j + b_k), \quad (1.1)$$

$$j = 1$$

мұндағы  $V$  алдыңғы қабаттағы нейрондардың санын білдіреді. Белсендіру функциясы әдетте түзетілген сызықтық бірлік функциясы, сигма тәрізді функция және гиперболалық сигмоидты тангенс сияқты шекті функцияның бір түрі болып табылады.

NN өзі екі санатқа бөлінеді: тікелей NN және қайталанатын NN. Тікелей NNs-те деректер кірістерге жіберіледі және шығуға келгенге дейін деңгей бойынша желі арқылы жіберіледі. Қайталанатын NNs құрамында кері байланыс қосылыстары да бар, олар нейрондардың шығуынан сол немесе алдыңғы қабаттардағы нейрондардың кірістеріне дейін созылатын қосылыстар [14].

2. Бақылаусыз (қараусыз) оқыту (Unsupervised Learning). Бақыланатын оқытудан айырмашылығы, бақыланбайтын оқыту алдын-ала білімі белгісіз ортада қолданылады. Атап айтқанда, бақыланбайтын оқыту таңбаланбаған деректерден жасырын мүмкіндіктерді шығарады. Бақыланбайтын оқытудан алынған үлгілер таңбаланбағандықтан, бақыланбайтын оқыту мақсатты нәтижелерге де, экологиялық артықшылықтарға да ие болмайды. Бұл факт бақылаусыз оқытуды бақыланатын оқытудан және күшейтілген оқытудан ажыратады. Бақылаусыз оқытудың негізгі функциялары кластерлеу, өлшемді азайту және сигналдарды бөлу болып табылады [15]. Екінші жағынан, бақылаусыз оқыту алгоритмдері деректер жиынында тек кіріс деректері болған кезде және негізгі ақиқат белгілері болмаған кезде пайдалы болып саналады. Осылайша, бұл алгоритмдерде оқу процедурасын басқаратын супервайзер (яғни шығыс) жоқ. Алайда, олар деректердегі ұқсастықтарды іздейді және ұқсас мысалдар топтарын құрайды (кластерлер деп те аталады). Бақыланбайтын оқыту белгіленген нәтижелерге қол жеткізе алмай, модельді бағалауға тырысатындықтан, бақыланбайтын оқыту алгоритмдері негізінен  $k$ -орташа және аралас модельдер сияқты топтастыру (кластерлеу) алгоритмдері болып табылады [14].



1.6-сурет – Күшейтілген оқыту циклі

### 3. Күшейтілген оқыту (Reinforcement Learning)

Жоғарыда айтылғандай, бақыланатын оқыту кезінде кіріс пен шығыс арасындағы реляциялық модель сыртқы супервайзердің көмегімен жасалады. Бірақ күшейтілген оқыту (RL) бақыланатын оқытудан айтарлықтай ерекшеленеді, өйткені ол қажетті мінез-құлық мысалдарын жасау өте қиын немесе тіпті практикалық емес интерактивті тапсырмамен айналысады. Шын мәнінде, RL динамикалық модельдерді зерттеуге жарамды, атап айтқанда, агент қоршаған ортамен өзара әрекеттесу тәжірибесінен үйренуі керек. Интерактивті немесе белгісіз жағдайларда RL ең қолайлы шешім болып табылады. RL-бұл мақсатқа жету үшін ML әдісі. RL-де агент қоршаған ортамен өзара әрекеттеседі, іс-әрекеттер жасайды және іс-әрекеттің қоршаған ортаға әсерін көрсететін сыйақылар алады. Әрекетті орындағаннан кейін бүкіл орта (жүйе) жаңа жағдайға ауысады (күй деп аталады) [16]. Әрбір оқу циклінің басында агент ағымдағы жағдайды толық немесе ішінара бақылауды, сондай-ақ есептелген сыйақыны алады. Мемлекеттік бақылау мен сыйақы мәнін қолдана отырып, агент өзінің саясатын жаңартады (мысалы Q-мәндерін жаңарту). Соңында, шешім қабылдау кезеңінде агент жаңартылған саясатқа сәйкес белгілі бір әрекетті таңдайды. Агент сыйақыны тек қабылданған әрекет оңтайлы күйге ауысқан жағдайда ғана алады, әйтпесе ол жазаланады (бұл оның теріс немесе аз сыйақы алатынын білдіреді). Негізінде агент пен қоршаған орта белгілі бір уақыт кезеңдерінде үздіксіз өзара әрекеттеседі. Әрбір  $t$ -қадамда агент қоршаған ортаның жай-күйі туралы түсінік алады және саясатқа сәйкес әрекетті таңдайды ( $\pi$ ). Келесі уақыт қадамында,  $t + 1$ , оның әрекеті нәтижесінде агент сыйақы алады ( $r_{t+1}$ ) және жаңа

күйге ауысады. Агенттің мақсаты-оның жалпы жиынтық сыйақысын барынша арттыру.

RL алгоритміне келетін болсақ, жаңа әрекеттің қалай таңдалатынын анықтайтын зерттеу. Егер  $s$  күйіндегі жаңа әрекет осы күйдегі әзірленген саясат негізінде таңдалса, агент ең жақсы әрекетті пайдаланады. Егер жаңа әрекет кездейсоқ таңдалса, агент зерттеу жүргізеді, яғни агент жиынтық сыйақыны жақсартуға әкелетін ықтимал әрекеттердің бар-жоғын анықтау үшін жаңа әрекеттерді зерттейді. Сонымен қатар, RL алгоритмдерін үш негізгі санатқа бөлуге болады, атап айтқанда:

Динамикалық бағдарламалау (DP): онда агент Марковтың шешім қабылдау процесі (MDP) белгілеген қоршаған ортаның тамаша моделіне ие және мақсаты-оңтайлы саясатты зерттеу (ең жақсы әрекеттерді таңдау үшін).

Монте-Карло әдістері (MCM): бұл жағдайда қоршаған орта туралы толық білім болмайды. Осылайша, агент қоршаған ортамен танысу арқылы немесе қоршаған орта өте қарапайым модельмен ұсынылған имитацияланған тәжірибе арқылы онлайн режимінде оқуы керек [14].

Уақыт айырмашылықтарын ескере отырып оқыту (TD learning): оны MCM және DP комбинациясы ретінде анықтауға болады. MCM сияқты, TD оқыту агенттері қоршаған ортаның толық динамикасын қажет етпестен тікелей қоршаған орта тәжірибесінен сабақ ала алады. Сонымен қатар, DP сияқты, TD алгоритмдері алынған басқа бағалаулар негізінде өз бағаларын (саясат немесе мән функциясы) жаңартады.

Бұл алгоритмдерді оқытудың қалай орындалатынына байланысты ендірілген немесе саяси емес деп бөлуге болады:

1. Саясатқа негізделген оқыту: агент өзінің құндылықты бағалау функциясын жаңартады және ағымдағы саясат кірісті (жалпы дисконтталған болашақ сыйақы) бағалайды. Бұл алгоритмдердің өнімділігі саясаттың қоршаған ортамен өзара әрекеттесуі арқылы бағаланады. Нақтырақ айтсақ, бұл оқыту кезінде оңтайлы саясатты ағымдағы бағалау негізінде алынған саясатты қолдана отырып, әрекеттерді таңдайтын алгоритм, ал жаңартулар ағымдағы оңтайлы саясатты бағалауға негізделген.

2. Саясаттан тыс оқыту: агент өзінің құндылық функциясын жаңартады және кірісті бағалайды, бұл саясат қазіргі кездегіден өзгеше деп болжайды. Саясаттан тыс оқыту робототехникадағы қозғалысты жақсы болжайды. Саясаттан тыс оқыту нақты арматуралық оқыту сценарийлерін енгізу кезінде шығындар тұрғысынан өте тиімді болуы мүмкін. Агенттің болашақ сыйақыларды алуға байланысты мәселелерді шешудің жаңа жолдарын зерттеу және табу қабілеті оны икемді операцияларға лайықты үміткер етеді. Роботты қолды елестетіп көріңіз, оған үйретілгеннен өзгеше нәрсе салу тапсырылды. Физикалық жүйелер ақылды және сенімді болу үшін осындай икемділікті қажет етеді.

Q-Оқыту. RL-дегі ең танымал алгоритмдердің бірі-Q-Learning. Уоткинс алғаш рет ұсынған Q-Learning - белгілі бір күйде және белгілі бір әрекетті қабылдайтын агенттің күтілетін мәнін білдіретін  $Q(s; a)$  әрекет мәнінің

функциясын зерттейтін TD оқыту әдісі. Q-оқыту-бұл  $s_t$  күйіндегі әр қадамда оның құндылық функциясын барынша арттыратын әрекетті таңдайтын әдіс. Бұл функция,  $Q(s_t; a_t)$ , дереу  $r$  сыйақысына сәйкес белгілі бір күйде әрекетті қаншалықты жақсы орындау керектігін көрсетеді. Агент бірнеше рет шешім қабылдайды және ақырында дисконтталған сыйақының күтілетін мөлшерін барынша арттыратын оңтайлы саясатын алады [14]:

$$Q(s, \pi) = \sum_{t=0}^{\infty} \gamma^t \cdot E(r_t | \pi, s_0 = s) \quad (1.2)$$

мұндағы  $\pi$ -жергілікті стратегия, ал  $s_0 = s$ -бастапқы күй. Беллманның оңтайлылық принципіне сәйкес, (1.2) шешімді оңтайлы әрекетті орындау арқылы алуға болады, егер барлық келесі стратегиялар оңтайлы болса:

$$Q^*(s, \pi^*) = \max_a [r(s, a) + \gamma \sum_{s'} p(s' | s, a) Q(s', \pi^*)] \quad (1.3)$$

Әрі қарай, (1.3) ішіндегі  $Q$  функция  $(s, \pi^*)$ -ге келесідей жаңартылатын  $Q$  функциясы арқылы жақындауға болады:

$$Q_{t+1}(s_t, a_t) = (1 - \alpha_t) Q_t(s_t, a_t) + \alpha_t [r_t(s_t, a_t) + \gamma \cdot \max_a Q_t(a, s_{t+1})] \quad (1.4)$$

мұндағы  $Q(s_t, a_t)$  - ағымдағы әрекет мәнінің функциясы,  $\alpha$  - оқу жылдамдығы,  $r_t$  - дереу сыйақы,  $\gamma$  - дисконттау коэффициенті, ал  $\max_a Q(a, s_{t+1})$  - келесі уақыт қадамында болашақ әрекет мәнінің оңтайлы функциясын бағалау. Барлық мүмкін әрекеттер,  $A$ . В (1.4) алгоритмнің жадта сақтайтыны ретінде анықталатын сақтық көшірме теңдеудің оң жағымен ұсынылған.

Терең Q-оқыту. (1.2) теңдеуі-егер  $t \rightarrow \infty$  болса, әрекеттің оңтайлы функциясына жақындайтын мәндерді қайталау алгоритмі. Бұл тәсіл практикалық түрде емес. Сондықтан функционалды бағалаушы оңтайлы "әрекет-мән" функциясын бағалау үшін қолданылады. Терең Q-оқытуда (DQL) нейрондық желі әрекет функциясын -  $Q_i(s, a, \theta) \approx Q(s, a)$  мәнін бағалау үшін тиімді сызықтық емес жуықтау ретінде ұсынылды, [15]. Терең Q-оқыту күй-әрекет кеңістігінің өлшемі (мүмкін үздіксіз) жоғары болатын тапсырмалар үшін қолайлы [14].

CR-дегі мәселелерді шешуге арналған қолданыстағы оқу бағдарламалары [5].

- Жол қозғалысының жіктелуі (Traffic Classification)
- Маршруттауды оңтайландыру (Routing Optimization)
- Қызмет көрсету сапасын (QoS) / тәжірибе сапасы (QoE) (Quality of Service (QoS)/ Quality of Experience (QoE) Prediction)
- Ресурстарды басқару (Resource Management)
- Қауіпсіздік (Security)

Әр түрдің ішінде бірнеше ML алгоритмдері қарастырылады. К орташа, Гаусс қоспасының моделі (GMM) және Байес классификаторы бақыланбайтын

ML-дің ең көп таралған мысалдарының бірі болып табылады. Нейрондық желілердің әртүрлі түрлері (мысалы, жасанды нейрондық желі (ANN), конволюциялық нейрондық желі (CNN)) және тірек векторлық машиналар (SVM) ең танымал мысалдар болып табылады. Бақыланатын ML, TD оқыту, Q оқыту, және терең Q оқыту күшейту жаттығуларының бөлігі ретінде қарастырылады [3].

Анықтамалық векторлық әдіс (SVM). SVM-гиперплан арқылы деректерді әртүрлі сыныптарға бөлетін танымал ML әдісі. SVM екі деректер класын бөлетін оңтайлы гиперпланды табуға негізделген алгоритмді қолданады. Гиперпланның бір жағында орналасқан деректер бір сыныпқа, ал екінші жағындағы деректер екінші сыныпқа жатады.

Кездейсоқ орман әдісі (RF). RF-болжам жасау үшін бірнеше шешім ағаштарын біріктіретін ұжымдық оқыту әдісі. RF CR желілерінде сигналды анықтау үшін пайдаланылады, мұнда қабылданған сигналдан алынған сипаттамалар RF моделіне кіріс ретінде пайдаланылады. Кездейсоқ орман әдісі деректерді жіктеу үшін шешім ағаштары ансамблін қолданады. Әрбір ағаш деректерден алынған ережелер жиынтығы негізінде шешім қабылдайды.

Терең нейрондық желілер (DNN). DNN-бұл деректердің ерекшеліктерін зерттейтін жасанды нейрондардың бірнеше қабаттарынан тұратын DL технологиясы. DNN CR желілерінде сигналды анықтау үшін пайдаланылды, мұнда қабылданған сигнал DNN моделіне кіріс ретінде тікелей беріледі. Деректердегі жасырын байланыстарды зерттеу үшін терең нейрондық желілерді (DNN) пайдалануға болады. Мысалы, конволюциялық нейрондық желілер (CNN) кескіндердегі үлгілерді тану үшін пайдаланылуы мүмкін, ал қайталанатын нейрондық желілер (RNN) деректер тізбегін талдау үшін пайдаланылуы мүмкін.

Конволюциялық нейрондық желілер (CNN). CNN-бұл кескінді тану тапсырмалары үшін сәтті қолданылатын DL технологиясы. CNN CR желілеріндегі сигналдарды анықтауға бейімделген, мұнда қабылданған сигнал спектрограммаға айналады және CNN моделі үшін кіріс ретінде пайдаланылады.

Қайталанатын нейрондық желілер (RNN). RNN-бұл ішкі күйді сақтай отырып, дәйекті деректерді өңдей алатын DL технологиясы. RNN CR желілеріндегі сигналдарды анықтау үшін пайдаланылады, мұнда қабылданған сигнал уақыт қатарына айналады және RNN моделі үшін кіріс ретінде пайдаланылады.

Когнитивті радио қолданбалары байланыс сигналдарын анықтау үшін әртүрлі машиналық және терең оқыту әдістерінің комбинациясын жиі пайдаланады. Мысалы, сигнал үлгілерін зерттеу және олардың жиілік сипаттамаларын анықтау үшін конволюциялық нейрондық желілерді пайдалануға болады, содан кейін сигналдарды жіктеу үшін анықтамалық векторлық әдісті қолдануға болады.

Жалпылама алғанда, машиналық және терең оқыту қолданбалардағы байланыс сигналдарын анықтаудың тиімді әдістерін ұсынады.

## 1.2 5G және LTE сигналдарын анықтауда машиналық және терең оқыту арқылы спектрді қабылдау (Spectrum sensing)

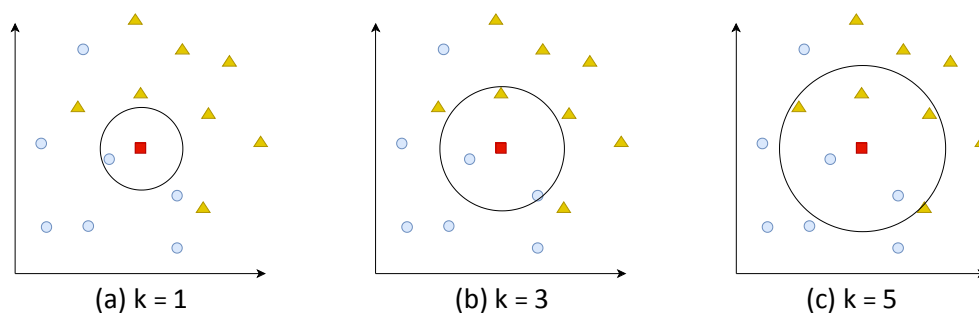
Машиналық оқыту асимптотикалық тұрғыдан оңтайлы және есептеу тиімді баламаны ұсынады [17]. Сондықтан көптеген жұмыстар машиналық оқытуға негізделген спектрді анықтау әдістерін ұсынады. Спектрді анықтау-бұл өлшенетін жолақтың қол жетімді сыныпқа (немесе кластерге) жататындығын анықтау қажет мағынада жіктеудің (немесе кластерлеудің) типтік міндеті. Егер таңдалған арна бос деп саналса, дұрыс емес анықтау орын алады, ал оны іс жүзінде негізгі жүйе қолданады. Демек, бастапқы жүйе кедергілерге ұшырайды және соқтығысу орын алуы мүмкін. Екінші жағынан, егер арна CR үшін қол жетімді болса, жалған дабыл пайда болады, бірақ жіктеуіш оны қолданады. Демек, спектрді пайдалану нашарлайды. [18] авторлары орталықтандырылған CSS әдісін ұсынды, онда әрбір CR өзінің өлшемдерін орталық түйінге (басқа CR құрылғысына) хабарлайды. Содан кейін арнаның қол жетімділігін анықтау үшін сызықтық біріктіру ережесі қолданылады. Өлшеу тиімділігін арттыру үшін CRn топологиясы ескеріледі, өйткені CRs негізгі пайдаланушыларға жақынырақ жүргізетін өлшемдер қашықтағы трансиверлерге қарағанда сенімдірек болады. Орналасу туралы ақпараттың әсері сызықтық дискриминантты Фишер талдауы арқылы анықталатын сызықтық коэффициенттердің мәндерінен көрінеді.

Көптеген жағдайларда қызығушылық спектрі өте кең және/немесе үздіксіз емес. Сондықтан бір CR құрылғысы бүкіл спектрді бірден қабылдамауы мүмкін. Балама шешім-әрбір ішкі диапазонды анықтау үшін  $k$  CRs жиынтығын тағайындау [19]. Белгіленген нөмірді тағайындауға байланысты мәселелердің бірі -  $k$  CRs көмегімен кейбір ішкі жолақтарды бақылау өлшеу талаптарына жету үшін қажет. Сондықтан CRs көбірек қуат тұтынуды қажет етеді.

Спектрді қабылдауды жақсарту үшін машиналық оқыту. Әдетте, ML әдістері оңтайландыру мәселесін оңтайлы шешуге қол жеткізу үшін қолданылады, егер ол әдеттегі оңтайлылықты талдау үшін тым күрделі болса және шығыс кірісін көрсететін функция (мәселені шешу) белгісіз болса. Мұндай радиобайланыс жүйелерінде белгісіздік шу (жылу, түс, импульс немесе басқа) немесе арнаның бұрмалануы мен кедергісінің басқа түрлерінен туындайды. Бұл жұмыста ML жұқа зондтау арқылы шешім қабылдауды жақсарту әдісі ретінде қолданылады. Бірінші кезеңдегі LTE-RBs жұмыспен қамтудың нақты шешімі негізінде ( $e_d$  шешімі,  $t$  ( $y$ ) мәні, LTE қосалқы тасымалдаушыларының диапазоны, уақыт аралығы, көршілес LTE-RBs жұмыспен қамтылуы және т.б.). ML алгоритмі қазіргі уақытта тексерілетін LTE-RBs бос емес немесе бос тұрғанын анықтай алуы керек. Сондықтан соңғы екілік шешім үшін кірістерді жіктейтін жіктеу алгоритмдерін қолданылады. ML жіктеудің екі алгоритмін қарастырылды:  $k$ -жақын көршілер және кездейсоқ орман [20].

1.  $k$ -жақын көршілер. KNN негізіндегі жіктеу қарапайым ML алгоритмдерінің бірі ретінде қарастырылады. Бұл бақыланатын алгоритм, яғни оқыту кезеңінде ол оқытудың кірісіне сәйкес келетін шығыс туралы толық білімді қажет етеді. Оқу деректер жиынтығына сүйене отырып, жаңа кірістерді

қашықтықты есептеу арқылы шығыс санаттарының біріне жатқызуға болады (әдетте евклидтік қашықтық).  $K$  қолданылатын объектілер кеңістігіндегі жақын көршілер болып табылады. Мысалы,  $K = 1$  параметрі жағдайында ең жақын бір ғана деректер нүктесі қарастырылады және оның шығу мәні жіктелуі керек деректер нүктесінің белгісіне тағайындалады.  $K > 1$  жағдайында нәтиже бір санаттағы көрші нүктелердің ең көп тобын анықтайды. 1.7-суретте екі санаттағы оқыту деректерінің нүктелерінің мысалы көрсетілген: Көк шеңберлер және екі нысанның кеңістігінде орналасқан сары үшбұрыштар. Оқу жиынтығынан тыс жаңа нүкте (қызыл квадрат) пайда болған кезде және шығыс мәнін анықтау қажет болғанда, алгоритмдер  $k$  ең жақын іргелес деректер нүктелерін іздейді. 1.7a-суретте қызыл шаршының ең жақын көршісі көк шеңбер екендігі көрсетілген, сондықтан  $K = 1$  кезінде қызыл шаршы көк шеңбер ретінде жіктеледі. Сонымен қатар,  $K = 3$  кезінде (сурет. 1.7b) ең жақын үш нүктенің екеуі көк шеңбер санатына жатады. Алайда, 1.7c-суретте көрсетілген  $k = 5$  үшін үш сары үшбұрыш және кіріс нүктесіне жақын екі шеңбер бар, сондықтан квадрат сары үшбұрыш ретінде жіктеледі [20].



1.7-сурет –  $K$  - жақын көршілер-әр түрлі  $k$  мәндері үшін ең жақын деректер нүктелерін визуализациялау

LTE типтік төмен беріліс кезінде LTE-RBS пайдаланушыларға белгілі бір қызметке байланысты пайдаланушының сұранысына байланысты бірнеше іргелес LTE-RBS топтары арқылы тағайындалады. Себебі LTE жоспарлаушысы пайдаланушы үшін ресурстардың бөлінуін болдырмауға тырысады. Бұл көршілес LTE-RBS (уақыт аймағында немесе жиілік аймағында) бос емес болса, берілген  $B$  сүзгісінің бос емес болу ықтималдығы жоғары екенін білдіреді. Тангенциалды LTE-RBS кәсібі соншалықты ықтимал емес. Сондықтан жақын көршілерге негізделген LTE-RBS классификациясы, атап айтқанда  $kNN$ , анықтауды жақсартуды қамтамасыз ететін қолайлы әдіс болып табылады.

2. Кездейсоқ орман RF. Кездейсоқ орман техникасы бақыланатын оқу процесінің бөлігі болып табылады. Ол қарапайым шешім ағашына негізделген, бірақ бұл жағдайда көптеген ағаштар ерекшеліктерге байланысты бірнеше жолмен және әр ағаш үшін кездейсоқ іріктеу арқылы жасалады. Жіктеу туралы түпкілікті шешім көпшілік ережеге сәйкес қабылданады. Бұл бір ағашта ұсынылған қайта оқытуды азайтады және деректер жиынының негізгі сипаттамаларын есептеуге мүмкіндік береді [21].





1.8-сурет – Кездейсоқ орман алгоритмі

Ол жіктеу үшін жүзеге асырылады және мәліметтер құрамы мен өлшеміне байланысты қарапайым ағашқа және басқа әдістерге қарағанда жақсы нәтиже көрсетеді. Әрбір ағаш ормандағы барлық ағаштардың бірегей таралуын пайдалана отырып, кездейсоқ үлгіден мәндерді алады. Егер ағаштар тым көп болса, қателік шегіне жетеді. Біз болжамды қатені ескере отырып, ағаштардың оңтайлы санын табу үшін кейбір алгоритмдерді пайдалана аламыз және оларды деректерді болжау немесе жіктеу үшін пайдалана аламыз [21].

Негізгі процесс екі бөлікке бөлінеді: біріншісі-шешім ағаштарын жеке есептеу, ал екіншісі - деректерді жіктеу үшін көпшілік ережені қолдану. Бұл объективті оқыту үшін жиынтық кездейсоқ таңдалуы керек, кездейсоқ орман есептеліп, түйіндер бөлінуі керек. Бұл соңғы бөлімде Джини коэффициенті есептеледі және мәні аз объект бөлінетін объект ретінде таңдалады.

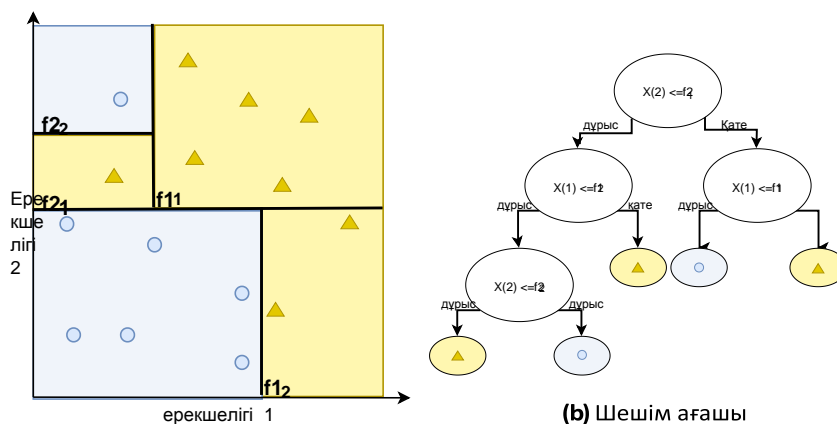
Коэффициентті есептеу үшін теңдеу;

$$\text{Gini}(S) = 1 - \sum_{i=1}^m P_i^2 \quad (1.5)$$

мұндағы  $i$ - $j$  санатының  $s$  деректер жиынында болу ықтималдығы.

Әдістеме анықталғаннан кейін, кездейсоқ орман үшін кіріс-бұл қабылданған сигналдың бағаланған энтропиясы және өлшенген SNR, олар кездейсоқ орманды оқытудың сипаттамалары болып табылады, оқыту үшін 75% және тестілеу үшін 25% бөлу параметрлері бірдей.

DT алгоритмінің кеңейтілген нұсқасындағы кездейсоқ орман. Бұл жұмыста RF жіктеу нұсқасы қолданылады. RF бірнеше бөлек DTS - тен тұрады. DT алгоритмі кіріс жиынтығын қосымша ішкі жиындарға бөледі, олардың әрқайсысы басқа шығыс санатын білдіреді. Толық тереңдіктегі ADT алгоритмі суретте көрсетілгендей объектілердің кеңістігін ішкі кеңістіктерге итеративті түрде бөледі. 2a, сондықтан оқыту деректерінің әрбір нүктесі өз санатының ішкі кеңістігіне жатады. 2b-суретте  $x = [x(1), X(2)]$  екі объектінің жаңа кіріс нүктесі үшін шешім қабылдау алгоритмі көрсетілген. DT алгоритмімен ( $f_{11}, f_{12}, f_{21}, f_{22}$  мәндері) берілген объектілердің ішкі кеңістіктерінің шекараларының арқасында жаңа деректер нүктесі көк шеңбер немесе сары үшбұрыш түрінде шығыс белгісіне тағайындалуы мүмкін [20].



1.9-сурет – Шешім ағашы

DTs-тің негізгі кемшіліктері - алгоритм үлкен деректер жиынтығы үшін өте күрделі болып келеді және қайта конфигурациялауға бейім. Оқыту деректерінің барлық нүктелерін дұрыс бөлетін ағаш үлкен тереңдікке ие және шамадан тыс жүктелген болуы мүмкін, яғни әртүрлі деректер жиындары үшін тым ұзақ шекараларға әкеледі. Мұның алдын алудың бір жолы-тереңдігі төмен ағаштарды пайдалану, олар оқу деректерінде 100% дәлдікпен жұмыс істемеуі мүмкін, бірақ жаңа кірістермен жақсырақ жұмыс істейді, сонымен қатар күрделірек емес. Тағы бір әдіс - RF алгоритмін қолдану, ол сәл өзгеше шекаралары бар бірнеше DTs жасайды. RF-де қолданылатын жеке DTs оқыту деректері бойынша қайта оқытылуы мүмкін, бірақ олардың әрқайсысы мұны басқаша жасайды, бұл жеке ағаштарды біріктіргеннен кейін орташа нәтиже береді және қайта оқытудың алдын алады [21].

### 1.3 LTE желісіндегі когнитивті радиожүйе мүмкіндіктері

Қазіргі уақытта LTE желісі мен когнитивті радио контекстінде келесі өзектіліктерді бөліп көрсетуге болады:

- Желінің сыйымдылығын арттыру: сымсыз құрылғылар санының үнемі өсуімен және үлкен көлемдегі деректерді беру қажеттілігімен LTE желісінің сыйымдылығын арттыру өзекті болып табылады. Когнитивті радионы қол жетімді спектрді тиімдірек пайдалану және деректер жылдамдығының жоғарылауын және байланыс сапасының жақсаруын қамтамасыз ететін желі сыйымдылығын арттыру үшін қолдануға болады.

- Динамикалық ресурстарды басқару: когнитивті радио LTE желісіне нақты уақыттағы радио ресурстарын икемді басқаруға мүмкіндік береді. Бұл жүктеме, байланыс арнасының сапасы немесе спектрлік тиімділік сияқты өзгермелі желі жағдайларына бейімделу қажет болған жағдайларда дұрыс деп саналады. Динамикалық ресурстарды басқару қол жетімді спектрді пайдалануды оңтайландыруға және ең жақсы байланыс сапасын қамтамасыз етуге мүмкіндік

береді.

- Спектрлік анықтау және басқару: спектрлік анықтау когнитивті радионың негізгі аспектісі болып табылады. LTE радио спектрінде қол жетімді пайдаланылмаған жиілік жолақтарын анықтау үшін спектрлік анықтау әдістерін қолдану өзекті болып табылады. Бұл спектрді тиімді пайдалануға және желінің қажеттіліктерін қанағаттандыру үшін қосымша радиожиілік ресурстарын қамтамасыз етуге мүмкіндік береді.

- Икемді спектрді таңдау: когнитивті радио желінің қажеттіліктеріне байланысты спектрді икемді түрде бөлуге мүмкіндік береді. Икемді спектрді таңдау ресурстарды пайдалануды оңтайландыруға және желінің жақсы өнімділігін қамтамасыз етуге мүмкіндік береді.

- Басқа технологиялармен интеграция: когнитивті радионың 5G, IoT (интернет заттары) сияқты басқа сымсыз технологиялармен интеграциялану мүмкіндігі бар.

- Когнитивті радио толық енгізілген кезде 4G барлық жерде есептеу мүмкіндігін қамтамасыз етеді деп күтілуде, бір уақытта бірнеше жоғары жылдамдықты желілерге қосылу географиялық жерде деректердің үздіксіз берілуін қамтамасыз етеді. Желілік операторлар белгілі бір қосылымды қамтамасыз ету және келушілерді де, спектрді де тиімді тарату үшін технологияны когнитивті радио және торлы Wi-Fi желілерімен бірге жалға ала алады [22-23]. 3G-ге қойылатын көптеген талаптар әртүрлі желілерде қозғалуды және өзара әрекеттесуді қиындатады, ал 4G жаһандық ұтқырлықты қамтамасыз ететін бүкіл әлем бойынша артықшылықтар береді. Бұл когнитивті радионың көмегімен мүмкін болады.

Ұтқырлықты басқару бойынша нұсқаулық ретінде әртүрлі жүйелер арасындағы өзара әрекеттесу әдеттегі интерфейстер арқылы жүзеге асырылуы керек. Көп режимді терминалдар 4G құрылымдарын құру кезінде ескерілетін жалғыз фактор болып табылады. 4G жүйелері қолданыстағы желілердің үстіне салынуы мүмкін екенін және провайдерлерден қосымша қымбат спектрді сатып алуды талап етпейтінін ескере отырып, 3G жүйелеріне қарағанда әлдеқайда арзан болады. Олар әлдеқайда экологиялық таза болумен қатар, жеткізушілер аз шығындармен көп нәрсеге қол жеткізе алады [24]. 4G жүйелерін пайдалану кезінде бірегей сымсыз желілерде жұмыс істей алатын және құралдың өлшеміне, оның ақысына және электр қуатын тұтынуға қатысты шектеулерді қоса алғанда, дизайн мәселелерін жеңе алатын некесіз адамдар үшін терминалды орнату қажет болуы мүмкін [25].

Бұл мәселені бағдарламалық жасақтама әдісі арқылы шешуге болады. Бағдарлама анықталған радио/когнитивті радио, яғни тұтынушы терминалы қауымдастықтың Wi-Fi интерфейстеріне бейімделеді. 4G коммуникациясындағы когнитивті радионың кез келген басқа маңызды функциясы-4G гаджеттері негізінен мәтіндік мазмұн мен мәзірге негізделген заманауи жүйелердің орнына айқынырақ және интуитивті болады деп күтілуде. Олар қоршаған ортамен өзара әрекеттесуге және соған сүйене отырып әрекет етуге қабілетті болуы мүмкін.

ML құрылғыларға пайдаланушылардың көмегінсіз немесе араласуынсыз өткен деректерден сабақ алу арқылы уақыт өте келе өнімділікті арттыруға мүмкіндік береді. LTE желісіндегі когнитивті радиожілік қол жетімді радиожілік спектрін тиімді пайдалану және байланыс сапасын жақсарту үшін бірқатар мүмкіндіктер бере алады. Мүмкіндіктері:

- Жиіліктерді динамикалық пайдалану. Когнитивті радио желінің спектрлік жүктемесіне байланысты қол жетімді жиіліктерді динамикалық түрде анықтай алады және олардың арасында ауыса алады. Бұл қол жетімді спектрдің тиімділігін арттыруға және көрші желілердің араласуын азайтуға мүмкіндік береді.

- Ең жақсы байланыс арнасын анықтау. Когнитивті радио қол жетімді жиіліктерді сканерлеп, байланыс сапасын жақсартуға және деректер қателерінің ықтималдығын азайтуға мүмкіндік беретін ең жақсы байланыс арнасын анықтай алады.

- Тасымалдау параметрлерін автоматты түрде реттеу: Когнитивті радио ең жақсы байланыс сапасын қамтамасыз ету үшін деректер параметрлерін, соның ішінде таратқыштың қуатын және байланыс протоколдарын автоматты түрде реттей алады.

- Қоңырауларды қайта бағыттау: Когнитивті радио кедергілер туындаған немесе байланыс сапасы төмендеген жағдайда қоңырауларды басқа жиіліктерге немесе байланыс арналарына автоматты түрде бағыттай алады.

- Байланыс арналарын резервтеу: Когнитивті радио қол жетімді спектр жетіспеген жағдайда немесе желіге жоғары жүктеме болған жағдайда пайдалану үшін қосымша жиілік диапазондарын сақтай алады.

- Динамикалық қуатты басқару: Когнитивті радио спектрді оңтайлы пайдалануды қамтамасыз ету және қуат тұтынуды азайту үшін таратқыштың қуатын динамикалық түрде басқара алады.

Осылайша, LTE желісіндегі бұл когнитивті радио мүмкіндіктері байланыс сапасын жақсартуға, қол жетімді спектрді пайдалану тиімділігін арттыруға және желінің сенімді және қауіпсіз жұмысын қамтамасыз етуге көмектеседі.

## 2 Когнитивті радио байланыс сигналдарын анықтаудың әдістері

### 2.1 Сигналдың энергиясын анықтау

Когнитивті радиода сигнал энергиясын анықтау белгілі бір жиілік диапазонында негізгі пайдаланушының болуын анықтаудағы маңызды қадам болып табылады. Негізгі пайдаланушы лицензияланған жиілік диапазонының пайдаланушысы болып табылады және когнитивті радио олардың байланысына араласпауы керек.

Сигнал энергиясын анықтау үшін когнитивті радиостанциялар энергия детекторын пайдаланады, бұл қарапайым және тиімді әдіс, ол жіберілген сигнал туралы алдын-ала білімді қажет етпейді. Энергия детекторы қабылданған сигналдың қуатын белгілі бір уақыт аралығында есептейді және оны берілген шекті мәнмен салыстырады. Егер есептелген энергия шекті мәннен асып кетсе, когнитивті радио жиілік диапазонында негізгі пайдаланушы бар деп болжайды.

Энергия детекторы қабылданған сигналдың қуаты берілген сигналдың энергиясына пропорционалды деген болжаммен жұмыс істейді. Алайда, іс жүзінде көрсек ол шу мен кедергі болуы мүмкін, бұл энергия детекторының дәлдігіне әсер етуі мүмкін. Демек, когнитивті радиостанциялар анықтау өнімділігін арттыру үшін дәйекті сүзу, циклостационарлық белгілерді анықтау немесе машиналық оқытуға негізделген алгоритмдер сияқты сигналдарды анықтаудың басқа әдістерін қолдана алады.

Сонымен қатар, сигнал энергиясын анықтау когнитивті радионың маңызды міндеті болып табылады, өйткені бұл когнитивті радиоға негізгі пайдаланушылардың болуын анықтауға және олардың қарым-қатынасына араласпауға мүмкіндік береді.



2.1-сурет – Энергияны анықтау схемасы

Энергияны анықтау: радиометрия немесе периодограмма деп те аталатын энергия детекторына негізделген тәсіл, спектрді анықтаудың ең кең таралған әдісі болып табылады, себебі оның өңдеу қуаты мен қарапайымдылығы төмен. Энергияны анықтау шекті мәнмен салыстырылатын өлшенген энергияға негізделген сигналды анықтайды, егер ол аз болса, арна қолжетімді болып

саналады. Бұл әдістің кемшілігі-ол PU сигналын SU сигналынан ажырата алмайды және сигнал/шу қатынасы (SNR) төмен болған кезде өнімділігі төмен. Сонымен қатар, кеңейтілген спектрлі сигналдарды анықтау үшін энергия детекторларын пайдалану мүмкін емес [9].

Кесте 2.1 – Когнитивті радио байланыс сигналдарын анықтаудың әдістері

Энергияны анықтау	Бұл байланыс сигналдарын анықтаудың ең қарапайым әдісі. Ол қабылданған сигналдың энергетикалық деңгейін өлшеуді және оны шекті мәнмен салыстыруды қамтиды. Егер энергия деңгейі шекті мәннен асып кетсе, сигналдың болуы анықталады.
Циклостационарлық мүмкіндіктерді анықтау	Бұл әдіс байланыс сигналының циклостационарлық мүмкіндіктерін пайдаланады. Циклостационарлық сигналдар уақыт өте келе қайталанатын статистикалық қасиеттерге ие, олардың қабылданған сигналда болуын анықтауға болады.
Сәйкес сүзгіні анықтау	Бұл әдіс қабылданған сигналды белгілі сигнал үлгісімен корреляциялауды қамтиды. Егер корреляциялық мән белгілі бір шекті мәннен асып кетсе, сигналдың болуы анықталады.
Толқынға негізделген анықтау	Бұл әдіс толқындық түрлендіру арқылы сигналды талдауды және уақыт жиілік доменіндегі сигнал сипаттамаларын анықтауды қамтиды. Бұл тәсіл әсіресе тұрақты емес қасиеттері бар сигналдарды анықтау үшін пайдалы.
Machine Learning негізіндегі анықтау	Машиналық оқыту алгоритмдерін қабылданған сигналдың сипаттамаларын талдау арқылы байланыс сигналдарын анықтауға үйретуге болады. Бұл тәсіл күрделі модуляция схемалары бар сигналдарды анықтау үшін пайдалы және сигнал ортасындағы өзгерістерге бейімделе алады.

Энергияны анықтау - ең танымал және қарапайым әдістердің бірі, ол жоғары сигнал/шу коэффициентінде (SNR) спектрді тиімді анықтауға мүмкіндік береді [26]. ED қабылданған сигналдың энергиясын бағалайды және берілген шекті мәнмен салыстырады. Егер қабылданған сигналдың энергиясы шекті мәннен асып кетсе, онда PU анықталады. Дегенмен, оның өнімділігі төмен SNR және шулы арналарда төмендейді. Циклостационарлық берілетін сигналдың орташа мәні мен автокорреляция функциясын қолдана отырып, PU спектрін анықтау үшін қолданылады. CR бос спектрді келесі гипотезаға сүйене отырып анықтайды. Сигналдарды анықтау қай гипотезаның ықтималдығы,  $H_0$  гипотезасы немесе  $H_1$  гипотезасы туралы шешім қабылдауға дейін азаяды.  $H_0$  гипотезасы сигнал берілмегенін және қабылданған  $y(t)$  сигналы тек  $n(t)$ , шуынан тұратынын білдіреді.  $H_1$  гипотезасы қабылданған сигнал шу мен жіберілген  $s(t)$  сигналынан тұратынын білдіреді. Осылайша,  $H_0$  және  $H_1$  гипотезалары келесідей анықталады [27]:

$$H_0: y(t) = n(t),$$

$$H_1: y(t) = h(t) * s(t) + n(t) \quad (2.1)$$

мұндағы  $h(t)$  арнаның импульстік сипаттамасын, ал  $*$  - сызықтық конволюцияны білдіреді. Анықтау әдісінің тиімділік көрсеткіштері:  $P_d$  анықтау ықтималдығы (жоғары болуы керек) және жалған  $P_{fa}$  дабылының ықтималдығы (төмен болуы керек).  $P_d$ - бұл  $H_1$  гипотезасының ақиқат екендігі туралы дұрыс шешім қабылдау ықтималдығы, ал  $P_{fa}$ - $H_1$  гипотезасының ақиқат екендігі туралы қате шешім қабылдау ықтималдығы.

Мұнда қабылданған сигналдың энергиясы есептеледі және сынақ функциясы деп аталады.  $Y(N)$  сигналының  $N$  үлгілері бойынша есептелген  $t(y)$  сынақ функциясы келесідей есептеледі [28]:

$$T(y) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N |y(n)|^2 \quad (2.2)$$

Сигналдың бар-жоғын анықтау үшін сынақ функциясының мәні ретінде анықталған  $\lambda$  шекті мәнімен салыстырылады:

$$\lambda = \sigma_n^2 \left( Q^{-1}(P_{fa}) \sqrt{\frac{1}{N} + 1} \right) \quad (2.3)$$

мұндағы  $\sigma_n$  шу қуатын білдіреді,  $P_{fa}$  -болжамды  $P_{fa}$  максималды деңгейі, ал  $Q^{-1}$ тендеу арқылы сипатталатын  $Q$  кері функциясын білдіреді [28]:

$$Q(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_x^{\infty} \exp\left(-\frac{u^2}{2}\right) du \quad (2.4)$$

мұндағы  $u$ -интегралдау айнымалысы. Егер сынақ функциясының мәні шекті мәннен асып кетсе, спектр бос емес деп есептеледі. Әйтпесе, спектр күту режимінде болады деп болжанады. Сондықтан анықтау және жалған дабыл ықтималдығын келесідей сипаттауға болады:

$$\begin{aligned} P_d &= \Pr\{T(y) > \lambda | H_1\}, \\ P_{fa} &= \Pr\{T(y) > \lambda | H_0\} \end{aligned} \quad (2.5)$$

Анықтау ықтималдығы сынақ функциясының мәні шекті мәннен жоғары болу ықтималдығы ретінде есептеледі, ал  $H_1$  гипотезасы дұрыс. Жалған дабыл ықтималдығы-бұл  $H_0$  гипотезасы дұрыс болған кезде сынақ функциясының мәні шекті мәннен асып кету ықтималдығы [28].

## 2.2 OFDM жүйесіндегі энергияны анықтау

Ортогональды жиілікті бөлу мультиплекстеу (OFDM) - сымсыз, сандық теледидар және сандық аудио хабар тарату сияқты заманауи байланыс жүйелерінде кеңінен қолданылатын цифрлық модуляция әдісі. OFDM жүйесі

деректерді бір-біріне ортогоналды көптеген қосалқы тасымалдаушыларға бөлуге негізделген, бұл қол жетімді өткізу қабілеттілігін тиімді пайдалануға мүмкіндік береді.

OFDM жүйесіндегі энергияны әрбір қосалқы тасымалдаушының жалпы энергиясын есептеу және оларды қосу арқылы анықтауға болады. Әрбір қосалқы тасымалдаушының энергиясын қосалқы тасымалдаушының амплитудасын квадраттау және оны таңбаның ұзақтығына біріктіру арқылы есептеуге болады.

OFDM минималды кедергімен жоғары деректер жылдамдығын ұсынады. Демек, бұл 5G, CR және т.б. қоса алғанда, алдыңғы қатарлы байланыс жүйелерінің көпшілігінде қолданылатын перспективалы әдіс. Біздің талдауымыздағы OFDM моделі бірдей құрылымды ұстанады. Кіріс бит ағыны квадраттық амплитудалық модуляция (QAM) немесе фазалық ығысу арқылы кілттеу (PSK) арқылы модуляцияланады және OFDM жүйесі арқылы жіберіледі. Кері жылдам Фурье түрлендіруі (IFFT) OFDM-де ортогоналды тасымалдаушыларды пайдаланып жіберуді жүзеге асыру үшін қабылданған.

AWGN және Rayleigh арна үлгілері сәйкесінше аддитивті және өшетін орталарда жүйе өнімділігін бағалау үшін қабылданған. CR-ді OFDM-мен біріктіру төмен кедергімен қатар спектрді тиімді пайдалану арқылы жоғары сапалы жіберуді қамтамасыз ете алады. Мұнда CR желісімен қамтамасыз етілген динамикалық спектрді бөлу спектрді тиімді пайдалануды есепке алады, ал OFDM ISI тегін жіберуді қамтамасыз етеді [29].

Спектрді сезіну үлгісі 1-ші теңдеуде келтірілген, мұнда  $r(n)$  және  $x(n)$  сәйкесінше бастапқы пайдаланушының (PU) және екінші пайдаланушының (SU) қабылданған сигналдары болып табылады,  $w(n)$  – AWGN, ал  $h$  – арнаның өсімін білдіреді [29].

$$r(n) = \begin{cases} w(n) & ; \text{absence of PU} \\ h * x(n) + w(n) & ; \text{presence of PU} \end{cases}, \quad (2.6)$$

CR-де қолданылатын спектрді анықтаудың әртүрлі әдістерінің ішінде энергияны анықтау (ED) күрделілігі төмен артықшылыққа ие, өйткені PU туралы алдын-ала ақпарат қажет емес. OFDM-мен тарату жүйесі AWGN-де де, Рэлей ортасында да жүзеге асырылады. Энергия үлгілердің абсолютті мәнін квадраттау арқылы есептеледі, содан кейін жинақталады. Шекті есептеу ( $T_d$ ) теңдеуге сәйкес орындалады,  $Q^{-1} Q$  функциясын білдіреді,  $P_f$ -жалған дабыл ықтималдығы,  $N_s$  - іріктеу - үлгілердің жалпы саны, ал  $\sigma^2$ -шудың дисперсиясы.

$$T_d = (Q^{-1}(P_f)\sqrt{2N_{\text{sample}}} + N_{\text{sample}})\sigma^2 \quad (2.7)$$

Есептелген энергияны алынған шекті мәнмен салыстыру жүргізіледі және егер ол шекті мәннен асып кетсе, бұл PU бар екенін көрсетеді. Маңыздысы, спектрді нашар қабылдау олқылықтарды пайдалануға кері әсерін тигізеді, демек, екінші пайдаланушының қолда бар бос орынды пайдалану мүмкіндігі жоқ [29].



Егер энергияны анықтау CR-OFDM сигналдарын сезіну үшін пайдаланылса, әрбір қосалқы тасымалдаушының және бүкіл сигналдың спектрін анықтауға арна күйін бағалау және талдау арқылы төменірек күрделілікпен қол жеткізуге болады. Энергияны анықтау – тізбек сигналының қуатын сезіну арқылы сигналды анықтайтын когерентті емес анықтау құралы.

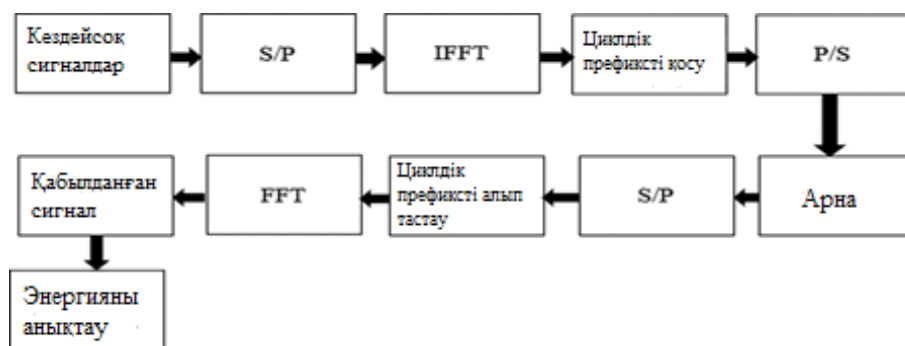
Периодтық диаграмма әдісі - жоғары есептеу тиімділігі және төмен спектрлік ажыратымдылығы бар қуат спектрін бағалаудың классикалық әдісі.

Жоғарыда сипатталған анықтау процесі арқылы  $s(t)$  сигналын анықтау қуаты келесідей.

$$P_s = \frac{1}{N} \sum_{M=0}^{N-1} |S(t_0 + M\Delta t)|^2, \quad (2.8)$$

Детектордың өнімділік мақсаттарына жету үшін жеткілікті  $N$  үлгілері қажет, өйткені күтілетін ажыратымдылыққа қол жеткізу үшін әдетте бекітілген өлшемді FFT пайдаланылады, мұндағы  $H_0$  негізгі пайдаланушының жоқтығын білдіреді, ал  $H_1$  сәйкес келетін негізгі пайдаланушының бар екенін білдіреді.  $L$  периодтары бар OFDM сигналы Фурье түрлендірілгеннен кейін жиілік сигналына айналады. Рұқсат етілген пайдаланушы сигналының қосалқы тасымалдаушы арнасы бар ма, жоқ па, бір қосалқы тасымалдаушының ортогоналды және маңызды емес қосалқы тасымалдаушыларына байланысты анықталады.

Бұл жүйенің тарату және қабылдау терминалдарында кері жылдам Фурье түрлендіруі (IFFT), SP және жылдам Фурье түрлендіруі (FFT) арқылы жүзеге асырылады. OFDM құрылымы спектрдің жоғалуына әкелетін символаралық кедергілерді (ISI) жеңу үшін циклдік префиксті (CP) қолданды. ED анықтау PU күйін анықтау үшін OFDM құрылымына қолданылады. Қабылданған сигналдың энергиясы бағаланады және шекті мәнмен салыстырылады, содан кейін шешім қабылданады [7].



2.3-сурет – OFDM көмегімен энергияны анықтау

$N$  қосалқы тасымалдаушылары бар OFDM таңбалары келесі түрде жазылуы мүмкін:

$$Z = [Z_0, Z_1, \dots, Z_{N-1}]^T, \quad (2.9)$$

OFDM таңбаларының уақыт аймағы IFFT көмегімен алынады:

$$x(n) = \frac{1}{\sqrt{N}} \sum_{M=0}^{N-1} X_M \exp\left(\frac{j6.28Mn}{LN}\right), \quad (2.10)$$

мұндағы  $n$ -OFDM таңбалар индексі, ал  $L$ -қабаттасу мәні. Қабылданған сигналдың энергиясы келесідей бағаланады:

$$z(n) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N |x(n)|^2, \quad (2.11)$$

Кесте 2.2 – Когнитивті радио жйесіне қойылатын талаптар [30]

Когнитивті радиоға қойылатын талаптар	OFDM беріктігі
Спектрлік зондтау	OFDM-ге енгізідген FFT функциясы жиілік аймағындағы спектрді анықтауды жеңілдетеді
Спектрді тиімді пайдалану	Сигнал пішінін негізгі пайдаланушылар бар кейбір қосалқы тасымалдаушыларды өшіру арқылы оңай жасауға болады
Бейімделу/масштабтау	OFDM жүйелері әртүрлі қолда бар ресурстарға бейімделуі мүмкін. Кейбір параметрлерге мыналар жатады: FFT өлшемі, қосалқы тасымалдаушылар арасындағы қашықтық, CR өлшемі, модуляция, кодтау, қосалқы тасымалдаушылардың қуаты.
Антеннаның озық технологиясы	Көп енгізу және көп шығару (MIMO) әдістері OFDM-де негізінен эквалайзердің күрделілігінің төмендеуіне байланысты қолданылады.
Үйлесімділік	WLAN көмегімен (IEEE 802.11), WMAN (IEEE 802.16).WRAN (IEEE 802.22), WPAN (IEEE 802.15.3a)- олардың барлығы OFDM-ді өздерінің физикалық әдістері ретінде пайдаланады, сондықтан юасқа технологиялармен салыстырғанда өзара әрекеттесу оңайырақ болады.
Көп қолжетімділік және спектрлік бөлу	Көп пайдаланушыға қолжетімділікті қолдау (OFDMA)

Энергияны анықтау жоғары SNR жағдайында дербес бөлінген сигналдарды анықтаудың ең жақсы схемасы болып табылады, бірақ ол корреляциялық сигналдарды анықтауға жарамсыз. Энергияны анықтау үшін гипотеза келесі түрде беріледі [7]:

$$\begin{aligned} H_0: z(n) &= \sigma(n) \\ H_1: z(n) &= x(n) + \sigma(n), \end{aligned} \quad (2.12)$$

мұндағы  $z(n)$  - қабылданған сигнал,  $\sigma_n$  - шу дисперсиясы,  $x_n$  - жіберілген сигнал,  $H_0$  PU жоқтығын көрсетеді, ал  $H_1$  PU бар екенін білдіреді [7].

### **3 5G және LTE сигналдарын анықтау үшін терең оқыту спектрін анықтау**

#### **3.1 Оқу деректері жүктеліп, деректер жиынының статистикасын талдау**

Бұл мысал спектрді бақылау үшін терең оқытуды қолдана отырып, семантикалық сегменттеу желісін қалай оқыту керектігін көрсетеді. Спектр мониторингін қолданудың бірі-спектрдің жұмыспен қамтылуын сипаттау. Бұл мысалдағы нейрондық желі кең жолақты спектрограммада 5G NR және LTE сигналдарын тануға үйретілген.

Компьютерлік көру суреттегі немесе бейнедегі объектілерді және олардың орналасуын анықтау үшін семантикалық сегменттеу әдісін қолданады. Сымсыз сигналдарды өңдеу кезінде қызығушылық тудыратын объектілер сымсыз сигналдар болып табылады, ал объектілердің орналасуы сигналдар алатын жиілік пен уақыт болып табылады. Бұл мысалда кең жолақты спектрограммадағы спектрлік мазмұнды анықтау үшін сымсыз сигналдарға семантикалық сегменттеу әдісін қолданылды.

Жасалынатын жұмыстар тізімі:

- 1) Оқу сигналдарын жасау.
- 2) Уақыт пен жиілік бойынша 5G NR және LTE сигналдарын анықтау үшін семантикалық сегменттеу желісіне трансмиссиялық оқытуды қолдану.
- 3) Дайындалған желіні синтетикалық сигналдармен тексеру.
- 4) Over the air (OTA) сигналдары арқылы желіні сынау үшін SDR пайдалану.

Оқу деректерін жасау. Терең оқыту саласындағы сымсыз сигналдардың артықшылықтарының бірі-сигналдардың синтезделуі. Сонымен қатар, жоғары сенімді арналар мен радиожилік кедергілері бар. Нәтижесінде сигналдарды қолмен жинау мен таңбалаудың орнына 5G Toolbox көмегімен 5G NR сигналдарын және LTE Toolbox функциялары арқылы LTE сигналдарын жасауға болады. Бұл сигналдарды оқу деректерін жасау үшін стандарттармен берілген арна үлгілері арқылы жіберуге болады.

Желіні тек 5G NR немесе LTE сигналдары бар кадрларға үйретіп, содан кейін осы сигналдардың жиілігін қызығушылық ауқымында ерікті түрде өзгертіледі. Әр кадрдың ұзындығы 40 мс құрайды, бұл 40 кадрдың ұзақтығына сәйкес келеді. Желі 5G NR немесе LTE сигналы кадрдың бүкіл ұзақтығында бірдей жиілік диапазонын алады деп болжайды. Желінің өнімділігін тексеру үшін қызығушылық диапазонындағы әртүрлі кездейсоқ диапазондарда 5G NR және LTE сигналдары бар кадрлар жасалынады.

Үлгі жиілігі 61,44 МГц жиілікте пайдаланылды. Бұл жылдамдық ең жаңа стандартты сигналдардың көпшілігін өңдеу үшін жеткілікті жоғары және бірнеше арзан бағдарламалық жасақтамамен анықталған радиобайланыс жүйелері (SDR) шамамен 50 МГц пайдалы өткізу қабілеттілігін қамтамасыз ете отырып, осындай жылдамдықпен іріктеуді жүзеге асыра алады. Кеңірек

диапазонды бақылау үшін үлгі жылдамдығын арттыруға, оқу кадрларын қалпына келтіруге және желіні қайта оқытуға болады.

5G NR Parameter	Value	Units
Bandwidth	[10 15 20 25 30 40 50]	MHz
Sub-Carrier Spacing (SCS)	[15 30]	kHz
SSB Block Pattern	["Case A" "Case B"]	
SSB Period	[20]	ms

3.1-сурет – 5G NR сигналының айнымалы параметрлері

LTE Parameter	Value	Units
Reference Channel	["R.2", "R.6", "R.8", "R.9"]	
Bandwidth	[ 10 5 15 20]	MHz
Duplex Mode	FDD	

3.2-сурет – LTE сигналының айнымалы параметрлері

Channel Parameter	Value	Units
SNR	[40 50 100]	dB
Doppler	[0 10 500]	Hz

3.3-сурет – Арна параметрлері

4096-ға тең FFT ұзындығын пайдаланып спектрограммаларды есептеу. 256-дан 256-ға дейінгі RGB кескіндерін жасау. Бұл кескін өлшемі жаттығу кезінде уақыт пен жиілік бойынша жеткілікті ажыратымдылықты қамтамасыз ете отырып, суреттердің жеткілікті үлкен партиясын жадқа орналастыруға мүмкіндік береді. Егер графикалық процессорда жад жеткіліксіз болса, суреттердің өлшемін кішірек етіп өзгертуге немесе оқу пакетінің көлемін кішірейтуге болады.

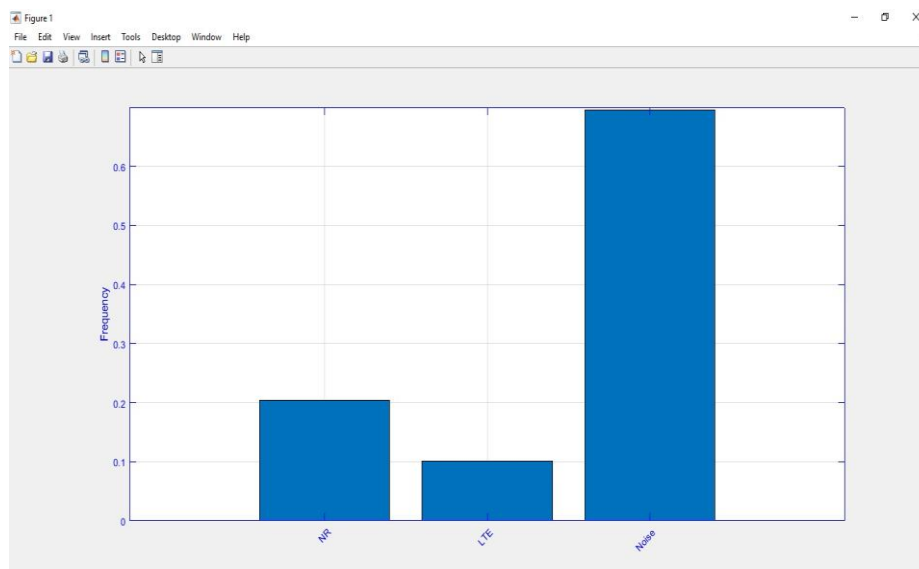
“Generatetraindata” айнымалысы оқу деректерін жүктеу немесе жасау керектігін анықтайды. Generatetraindata айнымалысына "жүктелген деректерді пайдалану" опциясын таңдағанда, false “қате” мәні тағайындалады. Generatetraindata айнымалысына "оқу деректерін жасау" опциясын таңдағанда, оқу деректерін нөлден жасау үшін true “дұрыс” мәні беріледі. Компьютердің конфигурациясына байланысты деректерді құру бірнеше сағатқа созылуы мүмкін. Желіні оқыту үшін "қазір желіні оқыту" тармағы таңдалынады.

Әр сигнал жиынтығынан 900 кадр пайдаланылды: тек 5G NR, тек LTE және бір уақытта 5G NR және LTE. Егер жүйе параметрлерінің мүмкін мәндерінің санын көбейтілсе, оқу кадрларының санын көбейтіледі.

Оқу деректерін жүктеу. 5G NR және LTE сигналдарының спектрограммасы бар оқу кескіндерін жүктеу үшін кескін деректерін сақтау мүмкіндігі пайдаланылады. Кескін деректерін сақтау мүмкіндігі дискіден суреттердің үлкен жинағын тиімді жүктеуге мүмкіндік береді.

Деректер жиынының статистикасын талдау. Оқу деректер жиынындағы сынып белгілерінің таралуын көру үшін counteachlabel (Computer Vision Toolbox)

функциясын сынып белгілеріндегі пикселдер санын санау және сынып бойынша пикселдер санын графикке салу үшін пайдаланылады.

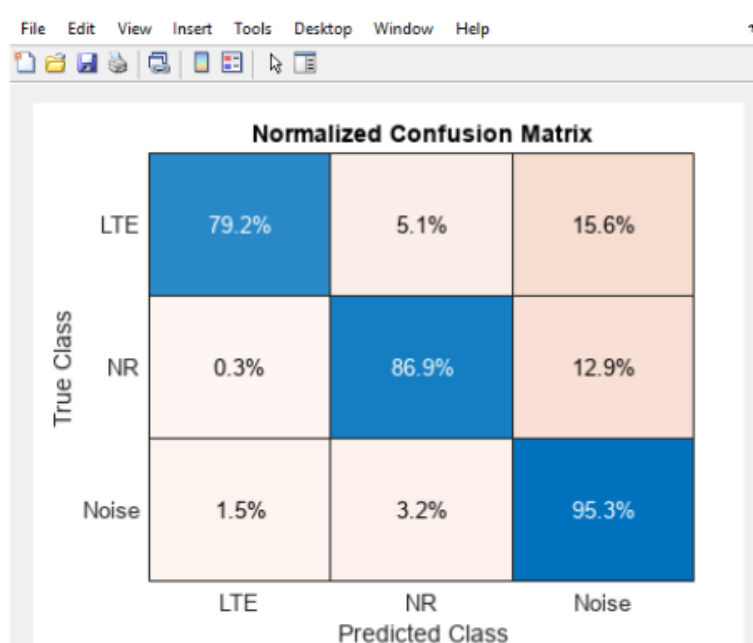


3.4-сурет – Деректер жиынының статистикасы

5G NR сигналдары LTE сигналдарына қарағанда көбірек өткізу қабілеттілігіне ие болуы мүмкін және шу фонды толтырады.

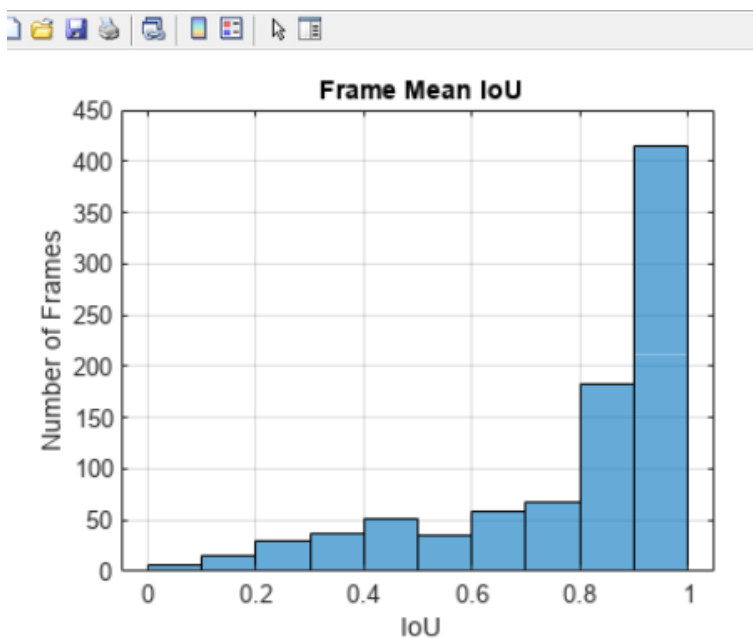
Оқу, тексеру және тест жинақтарын дайындау. Терең нейрондық желі оқыту үшін деректер жиынынан бір сигналды кескіндердің 80% және тексеру үшін кескіндердің 20% пайдаланады.

Синтетикалық сигналдарды қолданатын тест. 5G NR және LTE сигналдары бар сигналдарды қолдана отырып, желілік сигналды анықтау тиімділігін тексеру. Сынақ деректер жиынтығында спектрограммалық кескіндердің пиксельдік бағаларын алу үшін semantics функциясы пайдаланылады, мысалы (Computer Vision Toolbox). Семантикалық сегменттеу нәтижелерінің сапасын бағалау үшін әртүрлі көрсеткіштерді есептеу үшін семантикалық сегменттеуді бағалау функциясы (Computer Vision Toolbox) пайдаланылады.



3.5-сурет – Нормаланған шатасу матрицасы

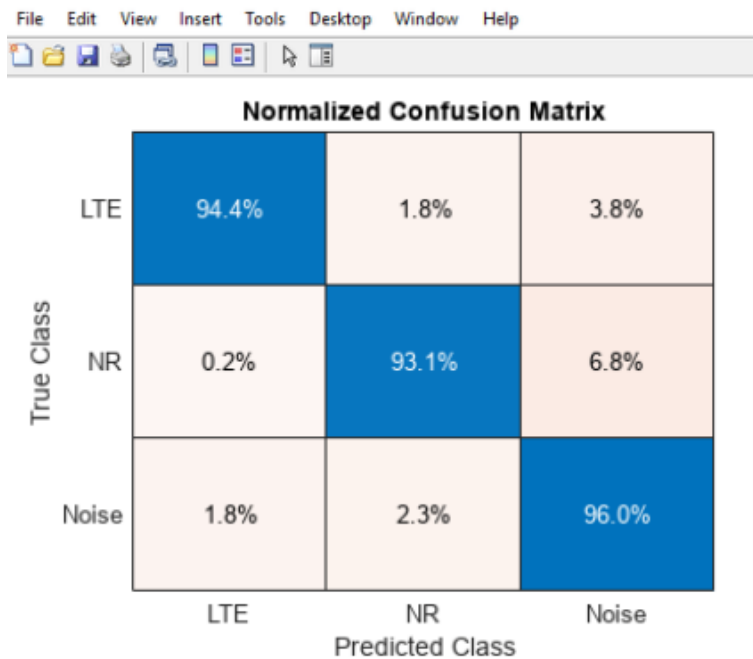
Әр кескіннің қиылысу гистограммасы біріктірумен (IoU) жасалынады. Әрбір сынып үшін IoU дұрыс жіктелген пикселдердің осы сыныптағы негізгі шынайы және болжамды пикселдердің жалпы санына қатынасы болып табылады.



3.6-сурет – Кадрдың орташа мәні (IoU)

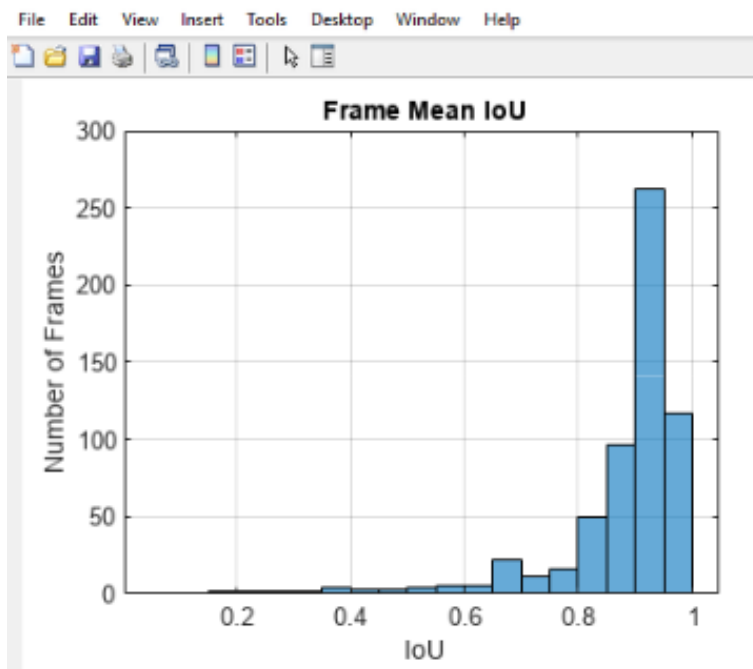
Төмен SNR кадрларын тексеру спектрограмма кескіндерінде желіге төмен SNR кадрларын дұрыс анықтауға көмектесетін визуалды белгілер жоқ екенін көрсетеді. Сол процесті қайталап, тек орташа SNR 50 дБ немесе 100 дБ кадрлары

қарастырылды және орташа SNR 40 дБ кадрлар есептелмейді. Тек жоғары SNR кадрлар жиынтығын қарастыра отырып, қалыпқа келтірілген шатасу матрицасы құрылды.



3.7-сурет – Қалыпқа келтірілген шатасу матрицасы

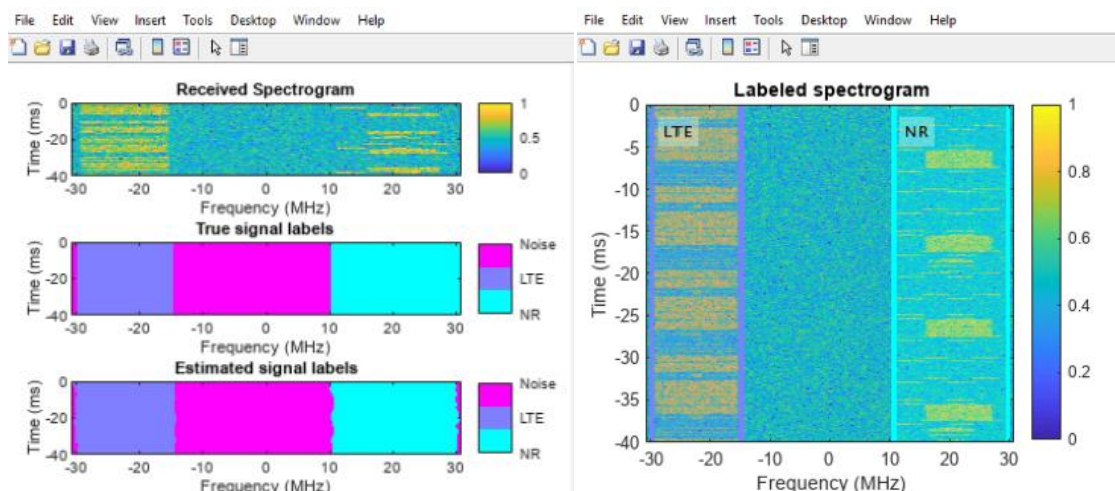
Тек жоғары SNR кадрлар жиынтығын қарастыра отырып, әр сурет үшін әр кескіннің қиылысу гистограммасы қайталанды.



3.8-сурет – Әр кескіннің қиылысу гистограммасы

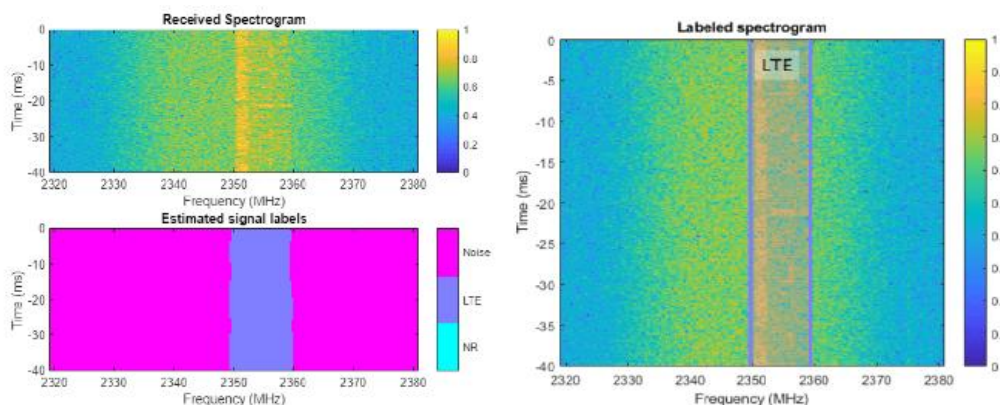


## Спектрограммадағы 5G NR және LTE сигналдарын анықтау

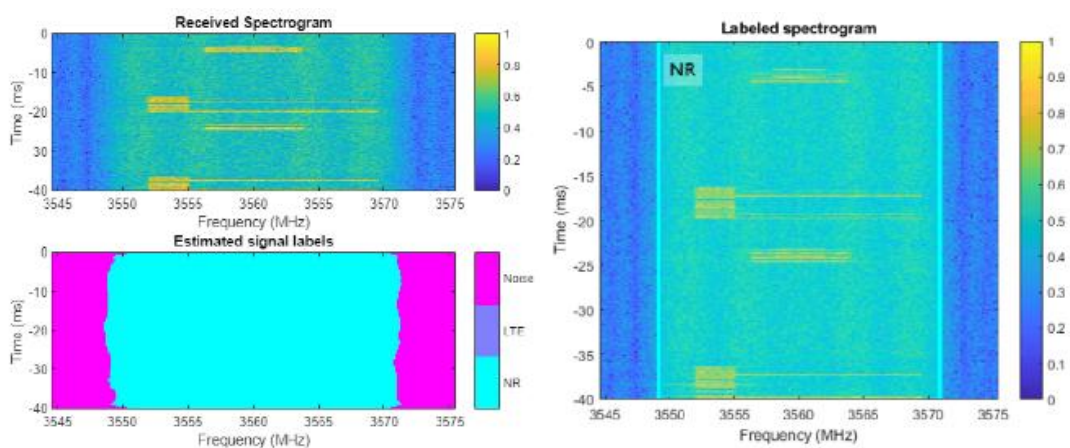


3.9-сурет– Спектрограммадағы 5G NR және LTE сигналдары

Эфирлік сигналдарды қолданатын тест. Эфирлік сигналды ұстап алу арқылы дайындалған желінің өнімділігін тексеру. Ең жақын базалық станцияны тауып және радионың орталық жиілігі анықталды, келетін сигналдар ауқымын қамтитын етіп реттелінді. Бұл мысалда орталық жиілік 2,35 ГГц-ке орнатылған. Егер кем дегенде бір Adam-Pluto радиосы болса және Adam-Pluto радиосы үшін Communication Toolbox қолдау пакеті орнатылған болса, осы код бөлімі іске қосыла алады. Бұл мысалда түсірілген сигналдарды қолдана отырып жүргізілген тест нәтижелері көрсетілген.



3.10-сурет – Қабылданған және белгіленген спектограммадағы LTE



Сурет-3.11 – Қабылданған және белгіленген спектограммадағы 5G NR

Оқытылған желі 5G NR және LTE сигналдарын, соның ішінде нақты базалық станциялардан түсірудің екі мысалын ажырата алады. Желі түсірілген әрбір сигналды дұрыс анықтай алмауы мүмкін. Мұндай жағдайларда репрезентативті синтетикалық сигналдарды жасау арқылы немесе эфирлік сигналдарды түсіру және оларды оқу жинағына қосу арқылы оқу деректерін жақсарту қажет.

## ҚОРЫТЫНДЫ

LTE желісінде когнитивтік радионы енгізу әлі де зерттеу және әзірлеу кезеңінде болса да, әлеуетті артықшылықтар мен жүргізіліп жатқан зерттеулер LTE желілерінің жұмысын жақсарту үшін когнитивтік радионы пайдаланудың өзектілігін растайды. Сымсыз технология дамыған сайын когнитивті радио тұжырымдамалары спектрді пайдалануды оңтайландыруда, желілерді тиімдірек етуде және икемді және бейімделгіш сымсыз қосылымды қосуда рөл атқаратын болады. Осы саладағы әрі қарай зерттеулер мен стандарттау LTE және деректер желілерінің болашақ ұрпақтары контекстінде когнитивті радионың мүмкіндіктерін нақтылайды және кеңейтеді.

- Бұл дипломдық жұмыста келесідей нәтижелер алынды:
- LTE желісін үнемді ететін когнитивті радио (CR) жүйесінің мүмкіндіктері көрсетілді;
- когнитивті радио қосымшалары үшін машиналық және терең оқыту тәсілдерін қолдана отырып, байланыс сигналдарын анықтау әдістеріне шолу жасалынды;
- LTE сигналдарын анықтауда машиналық және терең оқыту арқылы спектрді қабылдау (Spectrum sensing) ұсынылды;
- когнитивті радио байланыс сигналдарын анықтаудың әдістері, соның ішіне сигналдың энергиясын анықтау, OFDM жүйесінде энергияны анықтау әдістері қарастырылды;
- Matlab бағдарламасында 5G және LTE сигналдарын анықтау үшін терең оқыту спектрі анықталды. Оқу деректерін жүктей отырып, деректер жиынының статистикасы талданды, тексеру және тест жинақтары дайындалды, терең нейрондық желіні оқыту, спектрограммадағы 5G NR және LTE сигналдары анықталып, әуе сигналдарымен тестіленді.

## ПАЙДАЛАНЫЛҒАН ӘДЕБИЕТТЕР ТІЗІМІ

1. @inproceedings{Kaur2012RoleOC,title={Role of Cognitive Radio on 4G Communications A Review}, author={M. Kaur and Moin Uddin and Harsh Kumar Verma},year={2015}
2. Danesh K. Vasuhi S, “An effective spectrum sensing in cognitive radio networks using improved convolution neural network by glow worm swarm algorithm” November 2021, <http://dx.doi.org/10.1002/ett.4328>
3. Murad A. Abusubaih and Sundous Khamaysa “Performance Evaluation of Machine Learning-Based Techniques for Spectrum Sensing in Mobile Cognitive Radio Networks” December 2021 IEEE Access PP(99):1-1. <http://dx.doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3138888>
4. D. Sumithra Sofia, A. Shirly Edward “Overlay dynamic spectrum sharing in cognitive radio for 4G and 5G using FBMC”, July 2021, <http://dx.doi.org/10.1016/j.matpr.2021.07.038>
5. Samar Kareem Tuama, “Cognitive radio” Journal of Southwest Jiaotong University / Vol. 55 No. 1 Feb. 2020, DOI : 10.35741/issn.0258-2724.55.1.24
6. Mohamed Saber, Abdellah Chehri, Abdessamad El Rharras, Rachid Saadane and Mohammed Wahbi “A Cognitive Radio Spectrum Sensing Implementation based on Deep Learning and Real Signals” February 2021 [http://dx.doi.org/10.1007/978-3-030-66840-2\\_70](http://dx.doi.org/10.1007/978-3-030-66840-2_70)
7. Ramesh Ramamoorthy, Himanshu Sharma, A. Akilandeswari, Nidhi Gour2, Arun Kumar, Mehedi Masud, “Analysis of Cognitive Radio for LTE and 5G Waveforms” January 2022, <http://dx.doi.org/10.32604/csse.2022.024749>
8. Wasilewska M, Bogucka H. Machine Learning for LTE Energy Detection Performance Improvement. Sensors (Basel). 2019 Oct 8;19(19):4348. doi:10.3390/s19194348. PMID: 31597330; PMCID: PMC6806316.
9. N. Muchandi and R. Khanai, “Cognitive radio spectrum sensing: A survey,” in 2016 Int. Conf. on Electrical, Electronics, and Optimization Techniques (ICEEOT), Lahore, Pakistan, pp. 3233–3233, 2016. <https://doi.org/10.1109/ICEEOT.2016.7755301>
10. A. Kumar, S. Bharti and M. Gupta, “FBMC vs. OFDM: 5g mobile communication system,” International Journal of Systems, Control and Communications, vol. 10, no. 3, pp. 250–264, 2019. <http://dx.doi.org/10.1504/IJSCC.2019.10019229>
11. A. Kumar, M. K. Sharma, K. Sengar and S. Kumar, “NOMA based CR for QAM-64 and QAM-256,” Egyptian Informatics Journal, vol. 21, no. 2, pp. 67–71, 2020. <https://doi.org/10.1016/j.eij.2019.10.004>
12. A. Kumar and P. N. Kumar, “OFDM system with cyclostationary feature detection spectrum sensing,” ICT Express, vol. 5, no. 1, pp. 21–25, 2019. <https://doi.org/10.1016/j.ict.2018.01.007>
13. Małgorzata Wasilewska and Hanna Bogucka “Machine Learning for LTE Energy Detection Performance Improvement” 2019 Oct 8. <https://doi.org/10.3390/s19194348>

14. Shah Mohammadi, Fatemeh, "Machine Learning-Enabled Resource Allocation for Underlay Cognitive Radio Networks" (2020). Thesis. Rochester Institute of Technology. <https://scholarworks.rit.edu/theses/10459>
15. Mustafa Alshawaqfeh, Xu Wang, Ali Riza Ekti, Erchin Serpedin, Muhammad Zeeshan Shakir, Khalid Qaraqe "A Survey of Machine Learning Algorithms and Their Applications in Cognitive Radio" 24 October 2015. DOI: 10.1007/978-3-319-24540-9\_66
16. Wang, Y., Ye, Z., Wan, P., & Zhao, J. (2018). "A survey of dynamic spectrum allocation based on reinforcement learning algorithms in cognitive radio networks". *Artificial Intelligence Review*. <https://link.springer.com/article/10.1007/s10462-018-9639-x>
17. Uddin, M., & Nadeem, T. (2016). TrafficVision: "A Case for Pushing Software Defined Networks to Wireless Edges". 2016 IEEE 13th International Conference on Mobile Ad Hoc and Sensor Systems (MASS). <http://dx.doi.org/10.1109/MASS.2016.016>
18. R. Pasquini and R. Stadler, "Learning end-to-end application QoS from openflow switch statistics," 2017 IEEE Conference on Network Softwarization (NetSoft), Bologna, Italy, 2017, pp. 1-9, doi: 10.1109/NETSOFT.2017.8004198
19. Chen, Y., Wu, K., & Zhang, Q. (2015). From QoS to QoE: "A Tutorial on Video Quality Assessment". *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 17(2), 1126–1165. <http://dx.doi.org/10.1109/COMST.2014.2363139>
20. Małgorzata Wasilewska and Hanna Bogucka "Machine Learning for LTE Energy Detection Performance Improvement" 2019 Oct 8. <https://doi.org/10.3390%2Fs19194348>
21. Ernesto Cadena Muñoz, Luis Fernando Pedraza, and Cesar Augusto Hernández "Machine Learning Techniques Based on Primary User Emulation Detection in Mobile Cognitive Radio Networks" Published online 2022 Jun 21. <https://doi.org/10.3390%2Fs22134659>
22. Kiani, A., & Ansari, N. (2018). "Edge Computing Aware NOMA for 5G Networks". *IEEE Internet of Things Journal*, 5(2), 1299–1306. <http://dx.doi.org/10.1109/JIOT.2018.2796542>
23. Prajwal Patil, Pradeep Pawar, Praneeth P Jain, Devasis Pradhan "Performance Analysis of Energy Detection Method in Spectrum Sensing Using Static & Variable Threshold Level for 3G/4G/VoLTE" April 2020. <http://dx.doi.org/10.36348/sjet.2020.v05i04.007>
24. Islam, S. M. R., Avazov, N., Dobre, O. A., & Kwak, K. (2017). "Power-Domain Non-Orthogonal Multiple Access (NOMA) in 5G Systems": Potentials and Challenges. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 19(2), 721–742. <http://dx.doi.org/10.1109/COMST.2016.2621116>
25. Shivam, Y, Prashant, K, Ravi, K.S, Vivek, R, Devasis. "A Detail Survey of Channel Access Method for Cognitive Radio Network (CRN) Applications toward 4G". Jan-Feb -2021.

26. P. Nandhakumar and A. Kumar, "Analysis of OFDM system with energy detection spectrum sensing," Indian Journal of Science and Technology, vol. 9, no. 16, pp. 1–6, 2016. <https://dx.doi.org/10.17485/ijst/2016/v9i16/90230>
27. Małgorzata Wasilewska (WIiT), Hanna Bogucka (WIiT) "Space-Time-Frequency Machine Learning for Improved 4G/5G Energy Detection" January, 2020. <http://dx.doi.org/10.24425/ijet.2020.131866>
28. Małgorzata Wasilewska and Hanna Bogucka. "Machine Learning for LTE Energy Detection Performance Improvement". 2019 Oct 8. <https://doi.org/10.3390%2Fs19194348>
29. Bhaskar, K. V. R., K, A., S S, P., Kumar, R. P., Shashidhar, G., & Reddy, A. D. (2020). Spectrum Sensing in OFDM using Energy Detection: A Comparative Study in AWGN and Rayleigh Channels. 2020 International Conference on Electronics and Sustainable Communication Systems (ICESC). <http://dx.doi.org/10.1109/ICESC48915.2020.9155728>
30. @inproceedings{Temtam2014DetectionOO, title={Detection of OFDM Signals Using Pilot Tones and Applications to Spectrum Sensing for Cognitive Radio Systems}, author={Ahmed G. Temtam}, year={2014}}

РЕЦЕНЗИЯ  
Дипломдық жұмыс

Мырзатай Диана Мырзабекқызы  
6B06201 - Телекоммуникация

Тақырыбына: «Когнитивті радио арқылы LTE желісінің мүмкіндіктері».

Орындалды:

- а) графикалық бөлім 44 парақ;
- б) түсініктеме 5 бет.

**ЖҰМЫСҚА ЕСКЕРТУ**

Берілген бітіру жұмысында LTE желісін үнемді ететін когнитивті радио (CR) жүйесінің мүмкіндіктері қарастырылған.

Дипломдық жұмыс үш бөлімнен тұрады. Алғашқы бөлімде соңғы жылдардағы когнитивті радио қосымшалары үшін машиналық және терең оқыту әдістерімен байланыс сигналдарын анықтау әдістеріне шолу жасалынған. Екінші бөлімде когнитивті радио байланыс сигналдарын анықтаудың әдістері зерттеліп, талданған. Үшінші бөлімде 5G және LTE сигналдарын анықтау үшін терең оқыту спектрі анықтау моделі әзірленді. Оқу деректері жүктеліп, деректер жиынының статистикасына талдау жасалынды.

Графикалық және мәтіндік материалдар МСТҚ талабына сәйкес жазылған.

Бұл дипломдық жоба жоғарғы оқу орындарының талаптарына сай жеткілікті жоғарғы дәрежеде жазылған, алынған нәтижелер – когнитивті радио жүйесін талдау және салыстыру технологиялардағы ғылыми бағытқа жауап береді.

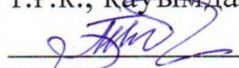
**ЖҰМЫСТЫҢ БАҒАСЫ**

Жалпы, дипломдық жобаға "90" (өте жақсы) деген баға, ал студент Мырзатай Диана Мырзабекқызы 6B06201 – Телекоммуникация мамандығы бойынша техника және технологиялар «бакалавры» академиялық дәрежесіне ұсынылады.

Рецензент

Халықаралық IT университеті

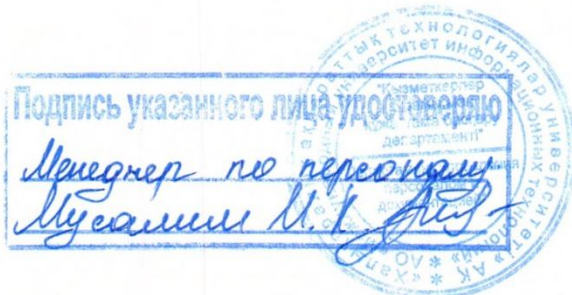
т.ғ.к., қауымдастырылған профессоры

 Л. Илипбаева

«01» 06 2023 ж.

Подпись указанного лица удостоверю





Ғылыми жетекшінің пікірі

Дипломдық жұмыс

Мырзатай Диана Мырзабекқызы

6B06201- Телекоммуникация

Тақырыбы: **Когнитивті радио арқылы LTE желісінің мүмкіндіктері**

Сымсыз байланысқа сұраныстың артуына, жиілік спектрінің шектелуіне және қолда бар ресурстарды тиімдірек пайдалану қажеттілігіне байланысты соңғы кездері когнитивті радио жүйелерінің маңыздылығы артуда. Когнитивті радио жүйелері сымсыз байланыстың қауіпсіздігі мен сенімділігін арттыруға мүмкіндік береді. Бірнеше жиілік диапазонын пайдалану және өзгертін сымсыз жағдайларға бейімделу арқылы когнитивті радио жүйесі байланыс желілерінің тұрақтылығын арттырып, кедергілер мен сымсыз шабуылдардың басқа түрлерінің қаупін азайтады. Бұл дипломдық жұмыс когнитивті радио арқылы LTE желісінің мүмкіндіктерін зерттеу және талдауға арналған.

Дипломдық жұмыс негізгі үш бөлімді құрайды. Бірінші бөлімде когнитивті радио қосымшалары үшін машиналық және терең оқыту әдістерімен байланыс сигналдарын анықтау әдістері бағытталған зерттеулерге шолу жасалынған. Екінші бөлімде когнитивті радио байланыс сигналдарын анықтау әдістері талданған. Үшінші бөлімде 5G және LTE сигналдарын анықтау үшін терең оқыту әдістері негізінде спектрді анықтау моделі әзірленген.

Дипломдық жұмысты жазу барысында Мырзатай Диана кішіпейілдігі мен еңбекқорлығын көрсете білді. Қойылған тапсырмаларды қолынан келгенше тырысып жасауымен, адамгершілік қасиетінің жоғарылығымен есімде қалды.

Жалпы дипломдық жұмысты "90/A/ өте жақсы", деп бағалап, ал студент Мырзатай Диана Мырзабекқызы 6B06201-Телекоммуникация мамандығы бойынша «бакалавры» біліктілігіне сай деп есептеймін.

**Ғылыми жетекші**

ЭТЖҒТ каф.

қауымдастырылған профессоры,

PhD докторы

«31» 05 2023 ж.



Хабай А.



**Университеттің жүйе администраторы мен Академиялық мәселелер департаменті  
директорының ұқсастық есебіне талдау хаттамасы**

Жүйе администраторы мен Академиялық мәселелер департаментінің директоры көрсетілген еңбекке қатысты дайындалған Плагиаттың алдын алу және анықтау жүйесінің толық ұқсастық есебімен танысқанын мәлімдейді:

**Автор: Мырзатай Диана Мырзабекқызы**

**Тақырыбы: Когнитивті радио арқылы LTE желісінің мүмкіндіктері**

**Жетекшісі: Улжалгас Сейдалиева**

**1-ұқсастық коэффициенті (30): 2.3**

**2-ұқсастық коэффициенті (5): 0.7**

**Дәйексөз (35): 0.9**

**Әріптерді ауыстыру: 9**

**Аралықтар: 0**

**Шағын кеңістіктер: 1**

**Ақ белгілер: 0**

**Ұқсастық есебін талдай отырып, Жүйе администраторы мен Академиялық мәселелер департаментінің директоры келесі шешімдерді мәлімдейді :**

Ғылыми еңбекте табылған ұқсастықтар плагиат болып есептелмейді. Осыған байланысты жұмыс өз бетінше жазылған болып санала отырып, қорғауға жіберіледі.

Осы жұмыстағы ұқсастықтар плагиат болып есептелмейді, бірақ олардың шамадан тыс көптігі еңбектің құндылығына және автордың ғылыми жұмысты өзі жазғанына қатысты күмән тудырады. Осыған байланысты ұқсастықтарды шектеу мақсатында жұмыс қайта өңдеуге жіберілсін.

Еңбекте анықталған ұқсастықтар жосықсыз және плагиаттың белгілері болып саналады немесе мәтіндері қасақана бұрмаланып плагиат белгілері жасырылған. Осыған байланысты жұмыс қорғауға жіберілмейді.

**Негіздеме:**

1.06.2023  
Күні

Кафедра меңгерушісі



## Протокол

### о проверке на наличие неавторизованных заимствований (плагиата)

**Автор:** Мырзатай Диана Мырзабекқызы

**Соавтор (если имеется):**

**Тип работы:** Дипломная работа

**Название работы:** Когнитивті радио арқылы LTE желісінің мүмкіндіктері

**Научный руководитель:** Улжалгас Сейдалиева

**Коэффициент Подобия 1:** 2.3

**Коэффициент Подобия 2:** 0.7

**Микропробелы:** 1

**Знаки из других алфавитов:** 9

**Интервалы:** 0

**Белые Знаки:** 0

**После проверки Отчета Подобия было сделано следующее заключение:**

Заимствования, выявленные в работе, является законным и не является плагиатом. Уровень подобия не превышает допустимого предела. Таким образом работа независима и принимается.

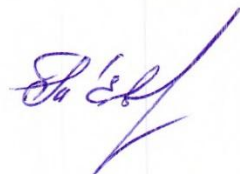
Заимствование не является плагиатом, но превышено пороговое значение уровня подобия. Таким образом работа возвращается на доработку.

Выявлены заимствования и плагиат или преднамеренные текстовые искажения (манипуляции), как предполагаемые попытки укрытия плагиата, которые делают работу противоречащей требованиям приложения 5 приказа 595 МОН РК, закону об авторских и смежных правах РК, а также кодексу этики и процедурам. Таким образом работа не принимается.

Обоснование:

1.06.2023  
Дата

Заведующий кафедрой



## Протокол

### о проверке на наличие неавторизованных заимствований (плагиата)

**Автор:** Мырзатай Диана Мырзабекқызы

**Соавтор (если имеется):**

**Тип работы:** Дипломная работа

**Название работы:** Когнитивті радио арқылы LTE желісінің мүмкіндіктері

**Научный руководитель:** Улжалгас Сейдалиева

**Коэффициент Подобия 1:** 2.3

**Коэффициент Подобия 2:** 0.7

**Микропробелы:** 1

**Знаки из других алфавитов:** 9

**Интервалы:** 0

**Белые Знаки:** 0

**После проверки Отчета Подобия было сделано следующее заключение:**

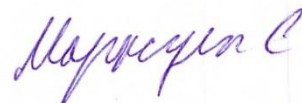
Заимствования, выявленные в работе, является законным и не является плагиатом. Уровень подобия не превышает допустимого предела. Таким образом работа независима и принимается.

Заимствование не является плагиатом, но превышено пороговое значение уровня подобия. Таким образом работа возвращается на доработку.

Выявлены заимствования и плагиат или преднамеренные текстовые искажения (манипуляции), как предполагаемые попытки укрытия плагиата, которые делают работу противоречащей требованиям приложения 5 приказа 595 МОН РК, закону об авторских и смежных правах РК, а также кодексу этики и процедурам. Таким образом работа не принимается.

Обоснование:

1.06.2023  
Дата



проверяющий эксперт