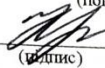


МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ ТА НАУКИ УКРАЇНИ
КРИВОРІЗЬКИЙ ФАХОВИЙ КОЛЕДЖ
ДЕРЖАВНОГО НЕКОМЕРЦІЙНОГО ПІДПРИЄМСТВА
«ДЕРЖАВНИЙ УНІВЕРСИТЕТ «КИЇВСЬКИЙ АВІАЦІЙНИЙ ІНСТИТУТ»
Циклова комісія комп'ютерних систем та мереж
(повна назва циклової комісії)

Допустити до захисту
Голова випускової циклової комісії
комп'ютерних систем та мереж

(повна назва циклової комісії)


(підпис)

Ірина КРАВЧУК

(ім'я, ПРІЗВИЩЕ)

« 10 » 06

2025 р.

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА
(ПОЯСНОВАЛЬНА ЗАПИСКА)

ВИПУСКНИКА ОСВІТНЬО-ПРОФЕСІЙНОГО СТУПЕНЯ
ФАХОВИЙ МОЛОДШИЙ БАКАЛАВР

Тема: Технології штучного інтелекту процесу управління радіолокаційним обладнанням

Група: 3-011

Спеціальність: 123 «Комп'ютерна інженерія»

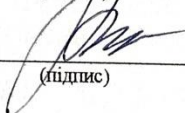
Здобувач освіти


(підпис)

Едуард АРАКЕЛЯН

(ім'я, ПРІЗВИЩЕ)

Керівник роботи


(підпис)

Сергій РУДИЙ

(ім'я, ПРІЗВИЩЕ)

Консультант з оформлення
пояснювальної записки


(підпис)

Оксана ОСАДЧА

(ім'я, ПРІЗВИЩЕ)

Кривий Ріг 2025 р.

КРИВОРІЗЬКИЙ ФАХОВИЙ КОЛЕДЖ
ДЕРЖАВНОГО НЕКОМЕРЦІЙНОГО ПІДПРИЄМСТВА
«ДЕРЖАВНИЙ УНІВЕРСИТЕТ «КИЇВСЬКИЙ АВІАЦІЙНИЙ ІНСТИТУТ»

Відділення комп'ютерної та програмної інженерії
Циклова комісія комп'ютерних систем та мереж
Освітньо-професійний ступінь фаховий молодший бакалавр
Спеціальність 123 «Комп'ютерна інженерія»

ЗАТВЕРДЖУЮ

Голова випускової циклової комісії
комп'ютерних систем та мереж

(повна назва циклової комісії)

(підпис)

Ірина КРАВЧУК

(ім'я, ПРІЗВИЩЕ)

« 01 » 03 2025 р.

ЗАВДАННЯ

НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ ЗДОБУВАЧУ ОСВІТИ

АРАКЕЛЯНА Едуарда Робертовича

(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема роботи «Технології штучного інтелекту процесу управління радіолокаційним обладнанням»

Керівник роботи Рудий Сергій Володимирович, викладач вищої категорії

(прізвище, ім'я, по батькові, науковий ступінь, вчене звання)

затверджені наказом по коледжу від « 04 » 04 2025 року № 50-ст

2. Строк подання здобувачем освіти роботи з _____ по _____

3. Вихідні дані до роботи Система керування повітряним рухом Системи штучного інтелекту у менеджменті радіолокаційних систем

Модель навчання штучного інтелекту з підкріпленням

4. Зміст розрахунково-пояснювальної записки (перелік питань, які потрібно розробити)

Аналіз використання радіолокаційних засобів у системі керування повітряним рухом. Використання штучного інтелекту у цивільній авіації на сучасному етапі

Дослідження моделі використання ШІ в радіолокаційному спостереженні

Дослідження методу LSTM для обробки радіолокаційних сигналів

5. Перелік графічного матеріалу (з точним зазначенням обов'язкових креслень)
Презентація Microsoft PowerPoint

6. Консультанти розділів роботи (проекту)

Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		завдання видав	завдання прийняв

7. Дата видачі завдання _____

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№ з/п	Назва етапів кваліфікаційної роботи	Строк виконання етапів роботи	Примітка
1	Узгодження технічного завдання з керівником кваліфікаційної роботи	04.04.2025-07.04.2025	виконано
2	Підбір та вивчення науково-технічної літератури за темою кваліфікаційної роботи	08.04.2025-14.04.2025	виконано
3	Аналіз використання радіолокаційних засобів у системі керування повітряним рухом	15.04.2025-21.04.2025	виконано
4	Використання штучного інтелекту у цивільній авіації на сучасному етапі	22.04.2025-28.04.2025	виконано
5	Дослідження моделі використання ШІ в радіолокаційному спостереженні	29.04.2025-02.05.2025	виконано
6	Дослідження методу LSTM для обробки радіолокаційних сигналів	12.05.2025-23.05.2025	виконано
7	Написання та оформлення пояснювальної записки	26.05.2025-30.05.2025	виконано
8	Попередній захист кваліфікаційної роботи	09.06.2025-12.06.2025	виконано
9	Захист кваліфікаційної роботи		

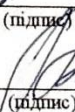
Здобувач освіти


(підпис)

Едуард АРАКЕЛЯН

(ім'я, ПРІЗВИЩЕ)

Керівник роботи


(підпис)

Сергій РУДИЙ

(ім'я, ПРІЗВИЩЕ)



Звіт подібності

Метадані

Назва організації
Ukrainian national aviation university
Заголовок
123_Аракелян_2025_кп
Автор Науковий керівник / Експерт
Аракелян Рудий С.
Підрозділ
Криворізький Фаховий коледж

Обсяг знайдених подібностей

Коефіцієнт подібності визначає, який відсоток тексту по відношенню до загального обсягу тексту було знайдено в різних джерелах. Зверніть увагу, що високі значення коефіцієнта не автоматично означають плагіат. Звіт має аналізувати компетентна / уповноважена особа.

6.44%

6.44%

КП 1

1.95%

1.95%

КЦ

25

Довжина фрази для коефіцієнта подібності 2

12647

Кількість слів

95884

Кількість символів

Тривога

У цьому розділі ви знайдете інформацію щодо текстових спотворень. Ці спотворення в тексті можуть говорити про МОЖЛИВІ маніпуляції в тексті. Спотворення в тексті можуть мати навмисний характер, але частіше характер технічних помилок при конвертації документа та його збереженні, тому ми рекомендуємо вам підходити до аналізу цього модуля відповідально. У разі виникнення запитань, просимо звертатися до нашої служби підтримки.

Заміна букв		4
Інтервали		0
Мікропробіли		2
Білі знаки		0
Парафрази (SmartMarks)		49

Подібності за списком джерел

Нижче наведений список джерел. В цьому списку є джерела із різних баз даних. Колір тексту означає в якому джерелі він був знайдений. Ці джерела і значення Коефіцієнту Подібності не відображають прямого плагіату. Необхідно відкрити кожне джерело і проаналізувати зміст і правильність оформлення джерела.

10 найдовших фраз

ПОРЯДКОВИЙ НОМЕР	НАЗВА ТА АДРЕСА ДЖЕРЕЛА URL (НАЗВА БАЗИ)	Колір тексту
1	https://arxiv.org/pdf/2305.03192	171 1.35 %
2	https://uk.wikipedia.org/wiki/%D0%91%D0%B0%D0%B3%D0%B0%D1%82%D0%BE%D1%80%D1%83%D0%BA%D0%B8%D0%B9_%D0%B1%D0%B0%D0%BD%D0%B4%D0%B8%D1%82	70 0.55 %
3	https://arxiv.org/pdf/2305.03192	61 0.48 %
4	https://uk.wikipedia.org/wiki/%D0%91%D0%B0%D0%B3%D0%B0%D1%82%D0%BE%D1%80%D1%83%D0%BA%D0%B8%D0%B9_%D0%B1%D0%B0%D0%BD%D0%B4%D0%B8%D1%82	31 0.25 %

РЕФЕРАТ

Дипломна робота «Технології штучного інтелекту процесу управління радіолокаційним обладнанням» містить 60 сторінок, 20 рисунків, 6 таблиць, 33 використаних джерела.

РАДІОЛОКАЦІЯ, СПОСТЕРЕЖЕННЯ, МЕНЕДЖМЕНТ ПРОЦЕСІВ, ШТУЧНИЙ ІНТЕЛЕКТ, МАШИННЕ НАВЧАННЯ, LSTM.

Дипломна робота присвячена дослідженню можливостей застосування штучного інтелекту та методів машинного навчання для підвищення ефективності управління радіолокаційними ресурсами в цивільній авіації.

Об'єктом дослідження є модель машинного навчання, а предметом – методика її застосування для класифікації радіолокаційних сигналів. Основною метою роботи є оцінка ефективності використання нейронних мереж, зокрема моделі Long Short-Term Memory (LSTM), для вдосконалення процесів авіаційного контролю.

У ході дослідження було проведено аналіз сучасних систем авіаційного контролю та перспектив розвитку радіолокаційних технологій. Визначено ключові переваги застосування штучного інтелекту, серед яких здатність систем адаптуватися до змінних умов та передбачати можливі зміни. Використання методів нечіткої логіки, алгоритмів динамічного програмування та теоретико інформаційних підходів підтвердило їхню ефективність у керуванні радіолокаційними ресурсами.

Результати експериментального дослідження довели високу ефективність моделі LSTM у класифікації радіолокаційних сигналів. Досягнуто рівня точності класифікації в 90% при співвідношенні сигнал/шум 6 дБ, що свідчить про високу продуктивність моделі порівняно з альтернативними підходами.

Отримані результати можуть бути використані для розробки нових та вдосконалення існуючих систем авіаційного контролю, що сприятиме підвищенню безпеки та ефективності управління повітряним рухом.

ЗМІСТ

ВСТУП.....	7 1
АНАЛІЗ ВИКОРИСТАННЯ РАДІОЛОКАЦІЙНИХ ЗАСОБІВ У СИСТЕМІ КЕРУВАННЯ ПОВІТРЯНИМ РУХОМ.....	10
1.1 Вступ.....	10
1.2 Аналіз існуючої парадигми АТС.....	11
1.3 Аналіз бачення зміни існуючої парадигми АТС.....	13
1.4 Аналіз прогнозування розвитку сучасного ринку радіолокаційних систем	15
2 ВИКОРИСТАННЯ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ У ЦИВІЛЬНІ АВІАЦІЇ НА СУЧАСНОМУ ЕТАПІ.....	20
2.1 Вступ.....	20 2.2
Важливість штучного інтелекту в авіаційній промисловості... ..	21 2.3
Вплив і майбутнє ШІ в авіаційній галузі.....	25 2.4
Висновок.....	26
3 ДОСЛІДЖЕННЯ МОДЕЛІ ВИКОРИСТАННЯ ШІ В РАДІОЛОКАЦІЙНОМУ СПОСТЕРЕЖЕННІ.....	27
3.1 Вступ.....	27 3.2
Дослідження галузі використання ШІ у радіолокації.....	30 3.3
Дослідження моделі RRM у галузі радіолокаційних систем.....	31 3.4
Дослідження символічного ШІ для задач керування РЛС.....	35 3.5
Машинне навчання для задач радіолокаційного менеджменту... ..	40 3.6
Висновки 44 4 ДОСЛІДЖЕННЯ МЕТОДУ LSTM ДЛЯ ОБРОБКИ РАДІОЛОКАЦІЙНИХ СИГНАЛІВ.....	45
4.1 Вступ.....	45 4.2
Модель сигналу та набори даних.....	46 4.3
Модель LSTM.....	48 4.4
Результати дослідження моделі LSTM.....	51 4.5
Висновки.....	56
ВИСНОВКИ ДО ДИПЛОМНОЇ РОБОТИ.....	57
ПЕРЕЛІК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ.....	68

ПЕРЕЛІК СКОРОЧЕНЬ

ARHMS - Arkansas Reproductive Health Monitoring System

ATC - Air Traffic Control
DoF - degrees of freedom
DP - dynamic programming
DQL - Deep Q-Learning
EDF - Earliest deadline first
EST - Earliest start time
FAA - Federal Aviation Administration
FB - Feature Based
FMS - fly management system
JDL - Joint Directors of Laboratories
LB - Likelihood-Based
LSTM - long short-term memory
MCAS - Maneuvering Characteristics Augmentation System
MFR - Multi-Function Radar
ML - machine learning
PDF - probability density function
RNN - recurrent neural networks
RRM - Radar Resource Management
SAD - Semi-Supervised Anomaly Detection
TIA - target indication accuracy
XGB - Extreme Gradient Boosting
АКРЛС - автоматична класифікація радіолокаційних сигналів
ЕМ - електромагнітний
ІКО - індикатор кругового огляду
МН - машинне навчання
МПП - марковський процес прийняття
НМ - нейронна мережа
ППП - правила польотів за приладами
РЛС - радіолокаційна станція
ШІ - Штучний інтелект
ШІ - Штучний інтелект

ВСТУП

Принцип роботи радіовиявлення та визначення дальності, широко відомого як радіолокація, починається з передачі електромагнітної (ЕМ) хвилі до

потенційної цілі, розсіювання падаючої ЕМ-хвилі ціллю, прийому розсіяного сигналу терміналом приймача та подальшої обробки сигналу отриманої енергії для отримання суттєвої інформації щодо цілі. Спочатку розроблений для військових застосувань ще в епоху Другої світової війни, радіолокаційні станції (РЛС) знайшли безліч застосувань, чи то військових (наприклад, мульти-відстеження цілі), безпеко-пов'язані (наприклад, виявлення та відстеження людей та тварин), або цивільні (наприклад, біомедичні та автомобільні РЛС). Є три основні функції РЛС, а саме: пошук, відстеження та зображення.

Під час пошуку радіолокаційні системи намагаються виявити та захопити необхідні цілі шляхом сканування в заданому діапазоні кутів місця та/або азимута. Для відстеження рухомої цілі РЛС виявляє ціль кілька разів, отримуючи спостереження за станом цілі по дальності, азимуту/куту місця. Після виявлення та супроводу цілі можна активувати режим візуалізації, який виробляє інформацію про ціль у форматі розміру, форми, азимута, висоти та швидкості цілі [1].

Мульти-функціональні радары (MFR, Multifunction Radar) [2], відносно нова розробка в радіолокаційних системах, здатні виконувати декілька функцій радара одночасно, наприклад, спостереження, супроводження кількох цілей, генерування хвилі та електронне керування променем [3, 4]. Проте всі радары, та системи і комплекси на їх основі, мають обмежені ресурси. У контексті радара, ключовими ресурсами є: час, енергія, частота та обчислення. Якщо потрібно виконати кілька завдань одночасно, ці ресурси мають бути розподілені для завдань у певний структурований спосіб. Таким чином, радіолокаційне управління ресурсами (RRM, Radar Resource Management) [5] вимагає пріоритетизації завдань і планування, вибору параметрів і розподілу ресурсів у MFR [6]. Ефективний RRM особливо важливий, коли радар перевантажений завданнями, тобто належне виконання всіх поставлених завдань вимагає більше ресурсів, ніж доступно. Отже, основна передумова RRM обертається навколо оптимізації та компромісу між завданнями MFR. За допомогою оптимізації, мета полягає в тому, щоб знайти спосіб розподілу ресурсів максимально ефективним способом. Вимагаючи певного компромісу, певні завдання вважаються більш критичними і, отже, розподіляються ресурси

8

перед іншими завданнями [7]. Дійсно, деякі нижче-пріоритетні завдання можуть бути відкинуті для виконання інших, критичних, завдань.

На першому етапі RRM параметри завдання, такі як пріоритет, час перебування та інтервал повторного перегляду, визначаються евристикою [8] або методи спільної оптимізації за суворих обмежень ресурсів [9]. Присвоєння пріоритету відбувається на рівні ситуації, а оптимізація параметрів – на рівні

об'єкта [4] за моделлю об'єднання даних (joint directors for laboratories data-fusion model) [10] для управління ресурсами. На другому етапі планування завдань для визначення точного часу та порядку виконання завдань виконується на рівні вимірювання, щоб якомога більше завдань було розміщено на часовій шкалі РЛС без значних затримок.

Планування завдань може виконуватися за допомогою чергових або кадрових планувальників [11]. Планувальники на основі черг виконують завдання з упорядкованого списку на основі певних критеріїв, таких як алгоритм найбільшого часу до початку (EST, Earliest start time) та алгоритм найближчому часу до завершення (EDF, Earliest deadline first) [6]. З іншого боку, планувальники на основі кадрів оцінюють оптимальні завдання для виконання на основі кадрів за допомогою різних евристик або, що важливо в даному випадку, алгоритмів на основі машинного навчання (ML, machine learning). Алгоритми планування RRM можна класифікувати як адаптивні чи неадаптивні. На відміну від адаптивних алгоритмів, де встановлюється пріоритет завдань та виконується планування для оптимізації продуктивності РЛС в динамічно змінному середовищі, неадаптивні алгоритми мають заздалегідь визначені пріоритети завдань, а планування завдань виконується за допомогою попередньо встановлених евристичних правил без оптимізації [6].

Оскільки сучасні РЛС повинні виконувати все більш складні завдання, останнім часом акцент у дослідженнях зроблено на розвиток когнітивних РЛС, тобто обчислювальної системи, яка вчиться на даних з навколишнього середовища та даних про дії, що сталися у минулому, для покращення продуктивності. Важливо, що когнітивна РЛС, «вивчивши» вищезазначені дані, прийматиме близько-оптимальні рішення з обчислювальною ефективністю. Ще донедавна ідея когнітивної РЛС була лише концептуальною, але останній експоненційний ріст у використанні методів ML дає можливість реалізувати когнітивну РЛС.

Штучний інтелект (ШІ) знайшов застосування в багатьох різних галузях, таких як системи зв'язку, обробка сигналів мовлення, комп'ютерний зір, обробка

9

природної мови, тощо. Алгоритми ШІ охоплюють кілька областей, таких як логічне програмування, системи рекомендацій та ML, тощо. На сьогодні ШІ розглядають як Символічний ШІ та ML. Перше ґрунтується на символічному мисленні за участю людини, такому як правила, експертні системи та графи знань, тоді як останнє ґрунтується на вивченні з даних, ідентифікації патернів та прийнятті рішень з мінімальним втручанням людини. У останні роки Управління перспективних дослідницьких проєктів Міністерства оборони США ініціювало багато проєктів, пов'язаних із застосуванням ML в радарях, таких як проєкт

системи машинного навчання радіочастотного діапазону, проект навчання поведінки для адаптивної електронної війни та проект адаптивних радіолокаційних протидій [12]. Застосування ML у радіолокаційних задачах включає в себе визначення та класифікацію випромінювачів, обробку зображень, позбавлення зображень від шумів, автоматичне відновлення цілей, виявлення цілей, захист від завад, оптимальне проектування хвильової форми та вибір оптимальної антенної системи. Деякі з алгоритмів на основі ML, що використовуються в таких застосуваннях, включають традиційні методи ML, такі як дерева рішень, машини опорних векторів (SVM), алгоритм К-середніх та метод випадкового лісу (RF). Деякі значущі методи глибокого навчання включають згорткові нейронні мережі, автоенкодера, рекурентні нейронні мережі (RNN) та генеративно-змагальні мережі (GAN).

Модуль управління ресурсами радару (RRM) в межах радіолокаційних систем приймає рішення щодо пріоритетів, вибору параметрів та планування пов'язаних завдань. Однак оптимальні алгоритми RRM зазвичай мають високу обчислювальну складність, і в операційних РЛС часто використовуються евристичні. З іншого боку, алгоритми, засновані на ШІ, демонструють можливість отримання майже оптимальних результатів розподілу ресурсів РЛС при прийнятній обчислювальній складності. В даній роботі буде проведено дослідження спрямоване на полегшення розуміння практиками застосування ШІ в завданнях, пов'язаних з RRM. Спочатку ми надаємо основні концепції RRM, за якими слідує короткий огляд технік Symbolic-AI для RRM.

10

РОЗДІЛ 1

АНАЛІЗ ВИКОРИСТАННЯ РАДІОЛОКАЦІЙНИХ ЗАСОБІВ У СИСТЕМІ КЕРУВАННЯ ПОВІТРЯНИМ РУХОМ

1.1 Вступ

Керування повітряним рухом (Air Traffic Control, ATC) має важливе значення для безпечної та ефективною авіаційної системи. Його головна мета - тримати літаки на достатній відстані один від одного, щоб запобігти зіткненням, але він також служить для організації потоку повітряного руху. Розвиток ATC почався в 1929 році з некомерційної компанії, що належала кільком авіакомпаніям. Компанія Aeronautical Radio, Inc. стимулювала розробку бортових радіостанцій, наземних радіомаяків VOR для навігації та систем посадки за приладами ILS для посадки в аеропорту. У 1935-1936 рр. ARINC також створив

перші два штатні об'єкти АТС, які обслуговували маршрут, що сполучав Нью-Йорк, Клівленд і Чикаго. У 1936 році Бюро авіаційної торгівлі Міністерства торгівлі США взяло на себе цю послугу від ARINC, звільнивши авіакомпанії від цих витрат.

Найперші орієнтири повітряного руху забезпечували багаття, а пізніше запалені маяки на вершинах пагорбів. Це дозволило пілотам слідувати заздалегідь визначеним маршрутам по ландшафту з періодичним радіозв'язком з диспетчерами ARINC і диспетчерами авіакомпаній. Увімкнені маяки згодом замінили на VOR, а кабіни пілотів обладнали приладами, які дозволяли пілотам слідувати прямолінійним траєкторіям для обльоту кожного VOR, використовуючи маршрути, визначені системою АТС і призначені кожному літаку диспетчерами. У перші роки диспетчерськими вежами керували аеропорти, але починаючи з 1941 року цю функцію перебрала на себе служба системи АТС. ILS використовували обладнання на літаках і в аеропорту, яке дозволяло безпечно приземлитися в умовах недостатньої видимості.

Військові зусилля під час Другої світової війни призвели до розробки радарів для збройних сил, і оскільки авіація значно розширилася після Другої світової війни, серія зіткнень у повітрі в 1950-х роках спонукала Civil Aviation Authority (CAA) запровадити радіолокаційне спостереження по всій країні. Ця зміна дозволила диспетчерам бачити відмітки, що представляли літаки на засобах АТС, замість того, щоб покладатися на радіозвіти пілотів для приблизного визначення положення кожного літака в конкретному секторі повітряного простору.

11

Повітряний простір було поділено на сегменти залежно від висоти над рівнем моря та близькості до аеропортів, і лише літаки, обладнані для польотів із використанням приладів, відповідно до затвердженого CAA плану польоту, могли перебувати в такому «контрольованому повітряному просторі» навколо основних аеропортів і на великих висотах. На початку 1960-х років усі літаки, що літали у контрольованому повітряному просторі, мали бути оснащені транспондерами - пристроями, які надсилають сигнали, під час опитування, які ідентифікують літак за унікальним кодовим номером і повідомляють його висоту. Опитування здійснюється за допомогою «вторинного» радара, який надсилає інформацію на радар диспетчера у вигляді мітки, що з'являється поряд із зображенням основного радара, що представляє сам літак.

У 1958 році CAA стало Федеральним управлінням цивільної авіації (FAA), яке залишалося незалежним агентством до створення Міністерства транспорту США (DOT) у 1967 році (тоді FAA стало модальним агентством у DOT).

Протягом 1960-х років FAA встановило мейнфрейм-комп'ютери для керування та відображення інформації в кожному з 20 внутрішніх центрів УПР на маршруті, які контролюють і направляють рух на великій висоті. Він також встановив локальні комп'ютери на майже 200 станціях радіолокаційного контролю наближення до терміналів (TRACON), які керували прибуттям і вильотом пасажирських аеропортів. Диспетчерські вишки в аеропортах обслуговували фактичні зльоти та посадки.

1.2 Аналіз існуючої парадигми АТС

Керування повітряним рухом складається з трьох основних функцій: спостереження (підтвердження того, де знаходяться ПС), зв'язок (передача даних і інструкцій між пілотами та диспетчерами) і навігація (допомога пілотам спрямовувати ПС безпечними шляхами). До 1960-х років ці функції були надані наступним чином:

- спостереження: Первинний радар відстежував рух усіх літаків у межах певної зони повітряного простору, а вторинний радар надавав більш точну інформацію про кожен літак. Сигнали від обох типів радарів приймалися географічно найближчим радаром і передавалися в сусідній TRACON або маршрутний центр, оброблялися комп'ютерами на мейнфреймах і відображалися на індикаторах кругового огляду (ІКО) диспетчерів;

12

- зв'язок: Весь зв'язок між пілотами і диспетчерами здійснювався по голосовому радіо. Пілотам доводилося змінювати частоти, коли вони переходили від одного секторного диспетчера до іншого на своїх маршрутах;

- навігація: У контрольованому повітряному просторі ПС літали за правилами польотів за приладами (ППП). Пілоти подавали плани польоту до FAA для передпольотного затвердження диспетчерами. Як правило, плани польоту спрямовували літак від одного VOR до іншого зигзагоподібним шляхом від аеропорту відправлення до пункту призначення. Диспетчери передавали кожен літак, коли він переходив з одного сектора в інший. Реактивні лайнери все частіше оснащувалися інерційними (гіроскопічними) системами навігації. Вони окремо відстежували свої позиції, про що повідомляли пілоту та диспетчерам авіакомпанії. Пізніше бортові комп'ютери (FMS, fly management system), були встановлені на реактивних лайнерах.

Хоча FMS міг розраховувати та літати прямолінійною траєкторією, а не зигзагоподібною, диспетчери рідко схвалювали «йти прямо».

Слід зазначити, що менші літаки, які працюють у менш перевантаженому повітряному просторі та на менших висотах, можуть літати за правилами візуального польоту (VFR), тобто пілоти, а не диспетчери, відповідають за «відрив» від інших ПС.

АТС сьогодні все ще працює так само, як і в 1960-х роках, хоча й у набагато більших масштабах. Одним із значних удосконалень стало впровадження обов'язкової системи запобігання зіткненням у повітрі (TCAS) наприкінці 1980-х років. Крім того, у 1990-х роках було представлено декілька програмних засобів. Наприклад, Traffic Management Advisor використовується для організації переходу літаків між повітряним простором на маршруті та повітряним простором аероузлу, а інструмент оцінки запитів користувачів допомагає диспетчерам помічати потенційні конфлікти під час надання пілотам дозволу на прямий маршрут, а не на зигзаг над VOR.

Існує обмеження на кількість ПС, які диспетчер може відстежувати одночасно, тому, оскільки повітряний рух зростає десятиліття за десятиліттям, повітряний простір доводилося ділити на все більше і більше секторів. Комп'ютери, дисплеї та програмне забезпечення стали більш потужними, але вони виконують ті ж основні функції, що й їхні попередники в 1960-х роках. Незважаючи на кілька спроб реструктуризації системи для підвищення продуктивності, зокрема плану Національної системи повітряного простору у

13

1980-х роках, продуктивність АТС не зросла, а витрати продовжували зростати разом із кількістю діючих диспетчерів.

1.3 Аналіз бачення зміни існуючої парадигми АТС

Нові технології відкрили можливості для значного вдосконалення старої парадигми АТС. Замість системи, яка значною мірою є «процедурною», де кожен рух потребує спеціального дозволу від диспетчера, сучасна система повітряного руху може дозволити польотам виконувати набагато більше маршрутів, яким надає перевагу користувач, оптимізованих для вподобань користувача, таких як мінімізоване споживання палива або найкоротший загальний час. Широкодоступні сигнали GPS можна використовувати для відстеження розташування ПС з більшою точністю, ніж радар, чи то на великій висоті по маршруту, чи під час заходу на посадку та вильоту з аеропорту.

Великі буферні зони, що розділяють літаки в польоті, таким чином можуть бути зменшені, тим самим підвищуючи безпечну пропускну здатність окремих

сегментів повітряного простору. Більшість комунікацій між пілотами та диспетчерами є звичайними справами, які можуть передаватися у вигляді текстових повідомлень, що дозволить уникнути перевантаження частоти та помилок через неправильне чуття, звільнивши диспетчерів від розділення та керування повітряним рухом.

Більшість рейсів можуть бути «прямими» на основі бажаних висот і маршрутів користувача та не обмежуватися попередньо визначеними повітряними шляхами. Багато аспектів розділення рутинних процедур також можна автоматизувати, при цьому «контролер» перетвориться на диспетчера трафіку. Ця зміна парадигми від процедурного контролю повітряного руху до менеджменту повітряного руху позбавить від необхідності розміщувати засоби повітряного руху безпосередньо під клаптиком неба, з яким вони мають справу. Завдяки широкомасштабному використанню інформації в реальному часі за допомогою високошвидкісних мереж передачі даних, повітряним рухом можна керувати з будь-якої точки країни, що дозволило б уникнути перевантаження частоти та помилок через неправильне сприйняття, звільнивши диспетчерів розділяти потоки та керувати ними.

Ця нова парадигма виникла у 1980-х роках і вивчалася протягом 1990-х і на початку 2000-х років дослідниками з NASA, аналітичних центрів FAA, таких як

14

MITER Corporation і Lincoln Laboratories, а також на аерокосмічних факультетах різних університетів. Подібні дослідження проводилися в Європі та в інших країнах світової авіаційної спільноти. Американські дослідники прийшли до висновку, що ця зміна парадигми може значно збільшити пропускну спроможність національної системи повітряного простору, дозволяючи, нарешті, значно підвищити продуктивність АТС, зробивши управління повітряним рухом більш ефективним і менш трудомістким. Усунувши необхідність розміщувати об'єкти безпосередньо під повітряним простором, яким вони керують, нова парадигма може призвести до широкомасштабної консолідації об'єктів АТС, забезпечуючи економію за рахунок масштабу, що ще більше підвищить продуктивність.

Ті, хто досліджував нову парадигму, перерахували переваги, які можна отримати від такого переходу. Вони включають:

- економія коштів і часу для користувачів повітряного простору: Зменшення споживання палива — завдяки більш прямим маршрутам, оптимальній висоті, меншій затримці в схемах очікування та іншим показникам ефективності — зменшило б найбільшу одноразову експлуатаційну вартість літаків сьогодні. Крім того, підвищення продуктивності завдяки частковій автоматизації та, з часом, консолідації об'єктів зменшить витрати на систему АТС, які в основному несуть

ті, хто нею користується (або через податки з користувачів, або через прямі збори);

- зменшення заторів, менше обмежень для росту: Існуюча трудомістка модель насправді не може бути розширена для управління значно більшими обсягами повітряного руху, які, імовірно, супроводжуватимуть постійне економічне зростання. Без значного збільшення пропускної спроможності результатом, швидше за все, буде збільшення заторів і підвищення тарифів на авіаквитки або певна форма нормування. Прямий маршрут розвантажить наявні транспортні шляхи. Нова парадигма може також збільшити ефективну пропускну спроможність існуючих злітно-посадкових смуг, але додаткові злітно-посадкові смуги все одно будуть потрібні для подальшого розвитку авіації;

- підвищена безпека: Протягом історії авіації кожна нова технологія (така як радіо, VOR, ILS, радар, TCAS, тощо) покращувала безпеку повітряного руху. Нова система, яка використовує набагато точнішу та миттєву інформацію про те, де знаходяться ПС та куди вони прямують, і менше залежить від візуалізації в трьох вимірах до дюжини рухомих ПС на двовимірному дисплеї, була б набагато безпечнішою, ніж існуюча система;

15

- екологічні переваги: Міжурядова група експертів зі зміни клімату оцінила неефективність поточної практики АТС (внаслідок надмірного споживання палива і, отже, збільшення викидів CO₂ і звичайних забруднюючих речовин), і ця оцінка широко прийнята в авіаційному співтоваристві. Нова парадигма має потенціал усунути більшу частину цієї проблеми;

- збільшення експорту технологій: Якщо буде розроблена і впроваджена технологія та процедури для запровадження нової парадигми, наші аерокосмічні та авіонічні компанії матимуть кращі позиції, щоб конкурувати зі своїми закордонними колегами за модернізацію управління повітряним рухом в решті світу. Це сприятиме глобальному прийняттю нової парадигми та реалізації її переваг.

1.4 Аналіз прогнозування розвитку сучасного ринку радіолокаційних систем

У 2019 році обсяг світового ринку радарів оцінювався в 32,56 мільярда доларів США, а до 2028 року він, за прогнозами, досягне 44,35 мільярда доларів США, враховуючи темп розвитку на рівні 4,7% з 2021 по 2028 рік [13]. Радар – це електромагнітна система, яка визначає місцезнаходження та відстань до об'єктів і

використовує радіохвилі для визначення напрямку, кута та швидкості об'єкта, який потрапляє в його радіус. Радар складається з передавача для створення електромагнітного сигналу, який випромінюється в простір за допомогою антени. Він використовується для прогнозування та виявлення космічних кораблів, літаків, ракет, погоди та інших транспортних засобів. Радарні системи в основному використовуються в промислових застосуваннях, таких як моніторинг швидкості, розпізнавання та відстеження об'єктів, моніторинг площі та відстані, уникнення зіткнень зі статичними та рухомими об'єктами, завдяки їх високій надійності у вимірюванні відстаней, швидкостей,

Радар спочатку був розроблений для оборонних і військових цілей. Однак, завдяки новим технологіям та інноваціям, сучасна радіолокаційна система в першу чергу застосовується для управління повітряним рухом, радіолокаційної астрономії, формування погоди та метеорологічного моніторингу. Крім того, він використовується в системах протиповітряної оборони, протиракетних системах і системах запобігання зіткненням літаків.

16

Крім того, радарна система широко використовується в автомобільній промисловості, яка має покращені функції безпеки в легкових автомобілях та інших транспортних системах. Радар, який використовується в автомобілі, допомагає змінювати смугу руху, допомагає в круїз-контролі, що дозволяє регулювати швидкість автомобіля, щоб підтримувати безпечну дистанцію до транспортних засобів попереду, і попереджає про зіткнення, допомагаючи водієві про можливі загрози.

Зростання переваги країн, що розвиваються, щодо використання радіолокаційних технологій у різних пасажирських і комерційних транспортних засобах є ключовим фактором, який стимулює зростання світового ринку радарів. Крім того, зростання попиту на легкові автомобілі високого класу, зростання занепокоєння щодо безпеки транспортних засобів і водіїв, а також виконання правил безпеки сприяє зростанню глобальної індустрії радіолокацій.

Крім того, зростання світової радіолокаційної індустрії зумовлене зростанням попиту на радіолокаційні системи та високим оборонним бюджетом через зростання проблем, пов'язаних із безпекою.

Високодосконалі радіолокаційні системи використовуються для цифрової обробки сигналів і здатні отримувати інформацію з сигналів з високим рівнем шуму, який є внутрішнім джерелом випадкових коливань сигналу, що генерується всіма електронними компонентами.

Прогнозований ріст використання радіолокаційних систем за галузями

використання приведені на інфографіку (рис. 1.1) .



Рисунок 1.1. – Інфографіка прогнозованого використання РЛС по галузях на період 2019-2028 рр.

17

Як видно з рис. 1.1, наземний радарний сегмент прогнозується як один із найприбутковіших.

Глобальний ринок радарів сегментований за типом продукту, платформою, додатком, кінцевим користувачем і регіоном. За пропозицією ринок сегментується на обладнання, програмне забезпечення та послуги. Сегмент апаратного забезпечення далі класифікується на антени, приймачі, передавачі, дуплексери, тощо. Сегмент обслуговування далі роздвоюється на сегменти встановлення та інтеграції. За типом продукту ринок розділений на радари безперервної хвилі, імпульсні радари та інші. За ознакою платформи він класифікується на морський, повітряний, наземний і космосмічний. Додатки, розглянуті в роботі, включають управління повітряним рухом, дистанційне зондування, управління наземним рухом, а також космічну навігацію та контроль. Залежно від кінцевого споживача ринок поділяється на автомобільний, авіаційний, промисловий, моніторинг погоди, військовий та оборонний тощо.

Щодо регіонів, тенденції ринку радарів аналізуються в Північній Америці (США, Канада та Мексика), Європі (Велика Британія, Німеччина, Італія, Франція та решта Європи), Азіатсько-Тихоокеанському регіоні (Китай, Японія, Індія, Південна Корея та інші країни Азіатсько-Тихоокеанського регіону) і LAMEA (Латинська Америка, Близький Схід і Африка).

На рис. 1.2 представлено інфографіку щодо кінцевих користувачів РЛС з прогноз використання до 2028 року.

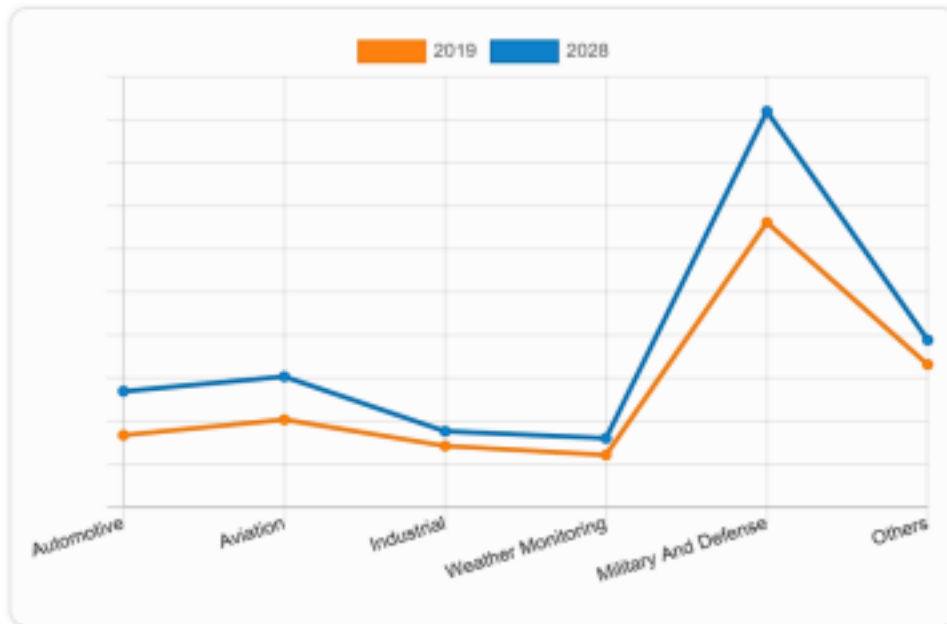


Рисунок 1.2. – Інфографіка використання РЛС кінцевими користувачами з прогнозом до 2028 року.

18

Очікується, що військовий і оборонний сегмент закріпить лідируючі позиції протягом прогнозованого періоду.

Основними факторами, які впливають на зростання ринку радарів, є збільшення попиту на радіолокаційні системи в автомобільній та оборонній промисловості, прогрес у радіолокаційних технологіях і збільшення територіальних військових дій. Однак несприятливі кліматичні умови стримують зростання ринку. Навпаки, очікується, що розгортання легких радарів на ПС створить вигідні можливості для ринку. Кожен із цих факторів, імовірно, матиме певний вплив на зростання світового ринку радарів протягом прогнозованого періоду.

Аналіз конкуренції та профілі основних гравців ринку радарів, таких як Northrop Grumman Corporation, Lockheed Martin Corporation, SAAB AB, Rockwell Collins Inc., Thales Group, Honeywell International Inc., L-3 Communications Holdings, General Dynamics Corporation, BAE Systems та Dassault Aviation показує, що Азіатсько-Тихоокеанський регіон демонструватиме найвищий сукупний середньорічний темп зростання (CAGR) 6,4% протягом 2021-2028 років

Аналіз впливу Covid-19.

- загальний ефект спалаху COVID-19 впливає на виробничий процес у кількох галузях ринку радарів. Оскільки уряди різних провінцій вже оголосили про повне блокування та тимчасове припинення промисловості, це негативно вплинуло на загальний виробничий процес; таким чином, перешкоджають загальному

світовому ринку радарів;

- пандемія COVID-19 впливає на суспільство та економіку в цілому по всьому світу. Вплив цього спалаху зростає з кожним днем, а також впливає на ланцюг поставок. Криза створює невизначеність на фондовому ринку, падіння довіри бізнесу, значне сповільнення ланцюжка поставок і посилення паніки серед сегментів клієнтів;

-Європейські країни, які перебувають під карантинном, зазнали великих втрат бізнесу та доходів через зупинку виробничих підрозділів у регіоні. Спалах захворювання COVID-19 сильно вплинув на діяльність виробничої та обробної промисловості; що призведе до уповільнення зростання ринку радарів у найближчій перспективі;

-COVID-19 серйозно вплинув на світовий автомобільний і промисловий сектори, оскільки виробництво зупинилося. Симптоми включають масштабні

19

перебої у виробництві по всій Європі, збої в китайському експорті запчастин, що може перешкодити ринку радарів.

20

РОЗДІЛ 2

ВИКОРИСТАННЯ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ У ЦИВІЛЬНІ АВІАЦІЇ НА СУЧАСНОМУ ЕТАПІ

2.1 Вступ

Штучний інтелект має широкий спектр застосування в таких галузях, як бізнес, охорона здоров'я, освіта та транспорт. Авіаційний сектор транспортного бізнесу не відстає; ШІ має кілька застосувань у цьому секторі. Технологічний прогноз, застосування та прогнозований ринковий попит є ключовими предметами огляду даного розділу. У розділі також розглядається зростання сектора до та після розвитку технологій. Наведено приклади, які використані для ілюстрації того, як моделі машинного навчання зараз використовуються в авіаційній промисловості. Машинне навчання впливає на авіаційний бізнес, особливо на виробничий сектор, оскільки воно пов'язано з процесом машинного навчання та збирає важливі дані, щоб гарантувати ефективне виконання роботи.

Одним із найважливіших досягнень людства є технології. Сьогодні, завдяки штучному інтелекту та алгоритмам машинного навчання, майже все, що ми

робимо, є цифровим. Штучний інтелект (ШІ) є відносно новою областю інформатики, метою якої є «моделювання» людських інтелектуальних процесів у машинах, зокрема в комп'ютерних системах, з метою створення інтелектуальних комп'ютерів, які здатні виконувати завдання, що вимагають людської творчості. Машинний зір, обробка природної мови, експертні системи та розпізнавання мовлення – це деякі приклади конкретних застосувань ШІ. Такі методи, як машинне та глибоке навчання, використовуються в багатьох галузях для прискорення та оптимізації процесів. Щоб отримати значущі результати, моделі спочатку збирають дані, навчаються, а потім виконують свою функцію. Короткий опис методів машинного навчання представлено на рис. 2.1 з [14]. Одним із найпопулярніших видів транспорту у світі є авіаперельоти. У зв'язку з величезним збільшенням світового авіаперевезення, прогнозується збільшення пасажиропотоку з 3,0 мільярдів у 2022 році до 6,4 мільярдів до 2030 року [14]. Як клієнти, так і авіакомпанії отримують значну користь від участі ШІ в покращенні досвіду польотів.

21

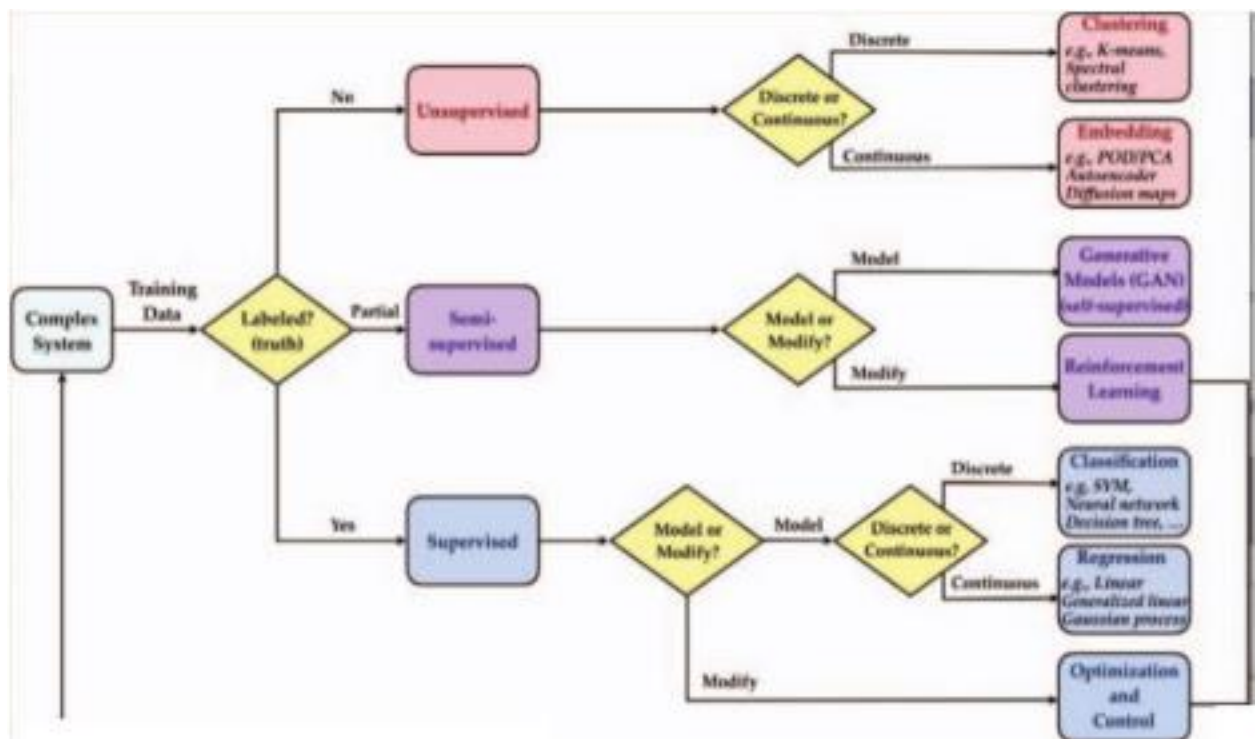


Рисунок 2.1. - Схематичний огляд різних методів машинного навчання

Поточне дослідження, яке підтверджується попередніми дослідженнями, дає загальну картину того, як ШІ використовується в авіаційній промисловості. Важливо підкреслити, що майбутня тенденція сильно залежить від технологій.

2.2 Важливість штучного інтелекту в авіаційній промисловості

Нові технології по-різному впливають на авіаційну промисловість. Основні виклики, з якими стикається авіаційна промисловість, включають жорсткі екологічні обмеження, жорстка конкуренція, складність системи та збільшення забруднення повітря. Щоб спробувати вирішити ці проблеми, можна використовувати ШІ. На рис. 2.2 показано, як ШІ використовується в авіаційній промисловості.

Оскільки авіаційний сектор продовжує розвиватися, попит на економічні та надійні запчастини для літаків зазвичай надається перевагу. Для пошуку інноваційних підходів до проектування деталей літака розроблено ефективні програми. Завдяки штучному інтелекту, і особливо дисципліні ML AI, програми, які раніше не могли бути створені з використанням сучасних методів розробки, тепер здійсненні. Комбінація генеративних структур і алгоритмів штучного інтелекту може використовуватися автовиробниками для розробки компонентів.

22



Рисунок 2.2. – Можливі варіанти застосування ШІ у авіаційній індустрії

Для інженерів і проектувальників штучний інтелект надає різноманітні варіанти щодо найзручнішого часу для отримання найкращого результату. Такі компоненти, як крила та гвинти, можуть бути розроблені за допомогою динамічного дизайну на основі штучного інтелекту та 3D-друку. Оптимізація ШІ може допомогти виробничим процесам і процесам проектування в авіаційному секторі. Також вирішальним для конструкції літака є розмір, який входить до компетенції інженерів. Протягом дуже тривалого часу традиційні методи математичного моделювання базувалися на теоретичних підходах, але оскільки теорія не встановлена в реальності, помилок не уникнути. Розробляючи моделі навчання, які наближають концепції до реальності, машинне навчання може

допомогти в цій ситуації [15].

Першим літаком, повністю розробленим у цифровому форматі за допомогою технології 3D Solids, є Boeing 777, який служить чудовою ілюстрацією вище сказаного. Літак був створений заздалегідь на комп'ютері на етапі проектування, що зводило нанівець потребу в дорогому повномасштабному макеті [15].

У минулому авіаційна промисловість виграла від падіння цін на нафту та авіаційне паливо. Але нещодавно прямий відсоток гасу зріс до 19,5% з 16% усіх експлуатаційних витрат літаків у всьому світі. Із зростанням цін на гас зростає потреба в точному оцінюванні використання авіаційного палива. Будь-яке зменшення споживання палива вигідне як для бізнесу, так і для навколишнього

23

середовища. Щосекунди літак Boeing 747 споживає чотири літри палива. Завдяки цьому літак витратив би 150 000 літрів палива під час 10-годинної подорожі. Пристрої на базі ШІ можуть допомогти мінімізувати кількість палива, що використовується літаками. Щоб підвищити ефективність польоту, ШІ допомагає пілотам аналізувати дані під час польоту, такі як паливна система, стан системи, погода та інші ключові елементи. Інструмент машинного навчання був розроблений Frenchbusiness Safety Line, щоб допомогти пілотам поліпшувати свої навички. Крім того, Air Alaska заощадила майже 1820 000 галонів пального всього за шість місяців завдяки використанню програмного забезпечення Flyways для допомоги в плануванні польоту. Крім того, вдалося запобігти викидам вуглецю на 4600 тонн.

Через велику кількість мандрівників, які прибувають і від'їжджають з усього світу, аеропорти постійно переповнені. Як результат, надзвичайно важливо контролювати повітряний рух, щоб запобігти випадкам зіткнень літаків, які призводять до катастрофічних аварій. Використання ШІ в управлінні рухом може бути реалістичним рішенням, оскільки управління повітряним рухом може бути досить складним. Штучний інтелект і моделі машинного навчання можна використовувати для практичної допомоги пілотам.

Завдяки різноманітності застосовуваних датчиків сучасні літаки отримують відносно широкі та детальні дані з багатьох джерел і систем літака. Ці дані вже можна використовувати на місці для відстеження умов польоту та проведення аналізу ефективності після подорожі. Пілоти можуть використовувати помічників зі ШІ, щоб робити висновки, використовуючи дані про погоду з датчиків і дані польотів. У разі поганої погоди ці помічники ШІ можуть надати пілотам альтернативні маршрути. ШІ можна використовувати для визначення того, коли два літаки рухаються по одному шляху, дозволяючи авіадиспетчерам попереджати пілотів, наказуючи одному з них зменшити висоту. Авіадиспетчери також можуть

спостерігати за літаками, які вилітають або наближаються до злітно-посадкової смуги, використовуючи розумні камери зі ШІ.

Систему комп'ютерного бачення, обробку географічних сигналів і складну аналітику можна використовувати зі штучним інтелектом для виявлення та класифікації ризиків і небезпек. Для того, щоб забезпечити типи даних зображення та відео для навчання систем штучного інтелекту, використовуються супутники та авіаційне обладнання, наприклад дрони. Після цього штучний інтелект може

24

переглянути кадри, зняті системою спостереження, щоб вирішити, чи є вони нормальними чи підозрілими, вказуючи на потенційну небезпеку. Штучний інтелект також допомагає увімкнути систему моніторингу технічного стану ПС в реальному часі (ARHMS, Arkansas Reproductive Health Monitoring System). У всіх зонах літака встановлено датчики для виявлення будь яких відмінностей, таких як коливання тиску, температури, магнітної сили або вологості, які згодом обробляються. Після прибуття весь літак сканується та перевіряється за допомогою ARHMS, що запобігає непередбаченим катастрофам. Безпека є однією з головних проблем авіаперельотів. ШІ використовується в аеропортах для забезпечення безпеки пасажирів за допомогою розпізнавання облич для виявлення підозрілих осіб. Дані про судимих людей можна використовувати для навчання систем штучного інтелекту, які потім можна використовувати навіть для виявлення злочинної діяльності. Оскільки адміністрація аеропорту витрачає менше часу на перевірку особи, ідентифікація пасажирів останнім часом стала набагато простішою. Безпека зростає в результаті використання біометричних сканерів і технологій розпізнавання облич, які фактично позбавили терористів можливості подорожувати та сіяти хаос.

Одним із головних недоліків авіаперельотів є довжина черги на реєстрацію в аеропортах. Пасажири витрачають тривалий час на стояння в чергах, чекаючи на обслуговування. Загальновідомо, що в комерційній авіації задоволення клієнтів і якість обслуговування є вирішальними. ШІ є одним із методів, який авіакомпанії можуть використовувати для підвищення залученості клієнтів і надання першокласного обслуговування клієнтів. Авіакомпанії пропонують варіанти самостійної реєстрації на своїх веб-сайтах. Роботи, які виконують функції особистих помічників пасажирів, розміщуються в певних точках, щоб забезпечити безперебійну роботу пасажирів в аеропортах. Клієнти в деяких аеропортах можуть самостійно отримати посадочні квитки за допомогою встановлених там автоматів. Усе це реалізовано за допомогою ШІ.

ШІ також використовується в навчанні польотам. Студентів, які проводять пілотування, розміщують у симуляторах ШІ, які можуть співпрацювати з

інтерактивними віртуальними фреймворками, щоб забезпечити змодельований досвід. Академічні дані, наприклад біометричні, також можна збирати та оцінювати за допомогою симуляції з можливостями штучного інтелекту, щоб побудувати індивідуальні схеми навчання на основі академічної успішності студентів. Штучний інтелект також використовується в кабіні, щоб допомогти

25

пілотам під час польоту. Штучний інтелект в кабіні допомагає пілотам оптимізувати траєкторію польоту, оцінюючи погодні умови, рівень палива та інші фактори та сповіщаючи їх про них.

Система збільшення характеристик маневрування (MCAS, Maneuvering Characteristics Augmentation System), створена фірмою Boeing, покращила курсову стійкість ПС. У цьому випадку MCAS залучається для виправлення будь-якої неточності в даних датчиків кута атаки. Після значних досліджень і випробувань програма проходить валідаційні випробування з персоналом Federal Aviation Administration (FAA,) під час сертифікаційних випробувань у польоті, перш ніж вона буде запущена [17].

Дистриб'юторська мережа включає штучний інтелект, щоб оптимізувати авіаційну галузь. На відміну від попередніх часів, коли всі рішення приймалися персоналом, поточне технічне обслуговування та ремонт обладнання стало простіше і економічно вигідніше. Вміння керувати ланцюгом поставок можна швидко підвищити за допомогою автоматизованого збору даних. Автоматизований збір даних дозволяє легко підвищити ефективність управління продажі активів.

2.3 Вплив і майбутнє ШІ в авіаційній галузі

ШІ перевертає всю індустрію подорожей. Спосіб, яким ми подорожуємо, змінюється: від автомобілів до потягів. Незважаючи на зосередженість на гонці за створенням безпілотних автомобілів і покращенні наших вражень від водіння, сектор авіаперевезень також розвивається. Використання ШІ в авіаційному секторі значно спростило роботу клієнтів, дизайнерів та інженерів. Ринок програмного забезпечення штучного інтелекту виріс на 21,3% з 2022 року до 62,5 мільярдів доларів у 2023 році, демонструючи значне збільшення розміру ринку, згідно з нещодавнім прогнозом Gartner Inc. Наведена на рис. 2.3 діаграма з [18] є прикладом очікуваного зростання індустрії штучного інтелекту для ПС.

Авіакомпанії можуть підвищити продуктивність і ефективність пілотів шляхом автоматизації рутинних завдань, таких як перемикання радіостанцій,

перевірка прогнозів вітру та надання інформації про місцезнаходження за потреби. Віртуальні помічники з навичками ШІ можуть виконувати ці стандартні завдання.

26

Той факт, що штучний інтелект є досить дорогим і не всі авіакомпанії можуть заплатити або інвестувати в таку технологію, є одним із головних недоліків її впровадження в авіаційному секторі. Крім того, потрібен час для глобального впровадження ШІ.

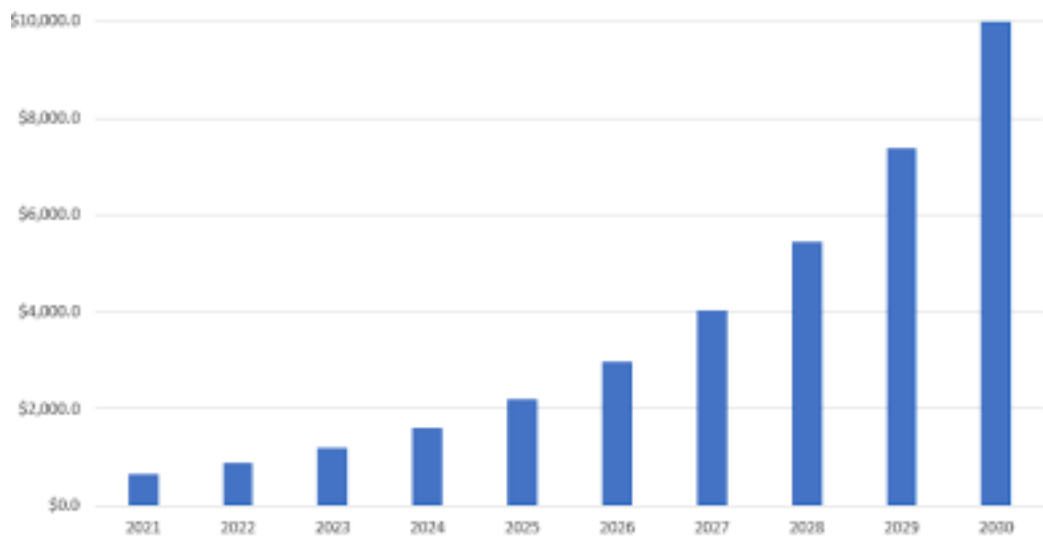


Рисунок 2.3. - Прогнозований ріст штучного інтелекту в авіаційній галузі

Це пов'язано з тим, що необхідно провести численні випробування, а крім того, відповідні організації, такі як FAA, повинні їх сертифікувати. Після участі літаків Boeing 737 у двох фатальних інцидентах, компанія опинилася під серйозним тиском. Обидві катастрофи були спричинені раніше згаданою системою MCAS, що змусило експертів висловити скептицизм щодо майбутнього використання ШІ в авіаційній галузі.

2.4 Висновок

Завдяки технології ШІ можна побачити значні зміни у світі авіації. Хоча штучний інтелект все ще перебуває на ранніх стадіях розвитку, ми вже можна відмітити низку змін в авіаційній галузі.

Удосконалення ШІ, такі як функції автопілота, змінюють майбутнє авіаційної галузі. Тим не менш, ідея про те, щоб ШІ повністю замінив людей, залишається нездійсненою мрією. Але вже сьогодні з упевненістю можна стверджувати, що штучний інтелект значно покращить загальну діяльність авіакомпаній та бізнес.

РОЗДІЛ 3

ДОСЛІДЖЕННЯ МОДЕЛІ ВИКОРИСТАННЯ ШІ В РАДІОЛОКАЦІЙНОМУ СПОСТЕРЕЖЕННІ

3.1 Вступ

Принцип роботи радіовиявлення та визначення дальності, широко відомого як радіолокація, починається з передачі ЕМ хвилі до потенційної цілі, розсіювання падаючої ЕМ-хвилі ціллю, прийому розсіяного сигналу терміналом приймача та подальшою обробкою сигналу отриманої енергії для отримання суттєвої інформації щодо цілі. Спочатку розроблений для військових застосувань ще в епоху Другої світової війни, радар знайшов с безліч застосувань, чи то військових (наприклад, мульти-відстеження цілі), безпека-пов'язані (наприклад, виявлення та відстеження через стіни), або цивільні (наприклад, біомедичний та автомобільний радар). Є три основні функції радара, а саме:

- пошук;
- відстеження;
- зображення.

Під час пошукової операції радіолокаційні системи намагаються виявити та захопити цілі шляхом сканування в заданому діапазоні кутів місця та/або азимута. Для відстеження рухомої цілі радар виявляє ціль кілька разів, отримуючи спостереження за станом цілі по дальності, азимуту/куту місця. Після виявлення та супроводу цілі можна активувати режим візуалізації, який розробляє інформацію про ціль у вигляді розміру, форми, азимута, висоти та швидкості цілі.

Мульти-функціональні радари (MFR, Multi-Function Radar) [19], відносно нова розробка в радіолокаційних системах, здатні виконувати декілька функцій радара одночасно, наприклад, спостереження, супроводження кількох цілей, генерування хвилі та електронне керування променем. На рис 3.1 показано приведено приклад MFR - AN/SPY-1. Проте всі радари, навіть системи, мають обмежені ресурси; у контексті радара ключовими ресурсами є час, енергія, частота та обчислення. Якщо потрібно виконати кілька завдань одночасно, ці ресурси мають бути розподілені для завдань у певний структурований спосіб. Таким чином, RRM вимагає пріоритезації завдань і планування, вибору параметрів і розподілу ресурсів у MFR.



Рисунок 3.1. - MFR - AN/SPY-1 встановлений на крейсері типу «Тікондерога»

Ефективний RRM особливо важливий, коли радар перевантажений завданнями, тобто належне виконання всіх поставлених завдань вимагає більше ресурсів, ніж доступно. Отже, основна передумова RRM обертається навколо оптимізації та компромісу між завданнями MFR. За допомогою оптимізації мета полягає в тому, щоб знайти спосіб розподілу ресурсів максимально ефективним способом. Вимагаючи певного компромісу, певні завдання вважаються більш критичними і, отже, розподіляються ресурси перед іншими завданнями. Дійсно, деякі нижче-пріоритетні завдання можуть бути відкинуті для виконання інших, критичних, завдань.

На першому етапі RRM параметри завдання, такі як пріоритет, час перебування та інтервал повторного перегляду, визначаються евристикою або методи спільної оптимізації за суворих обмежень ресурсів. Присвоєння пріоритету відбувається на рівні ситуації, а оптимізація параметрів – по моделі Joint Directors of Laboratories (JDL) (рис. 3.2).

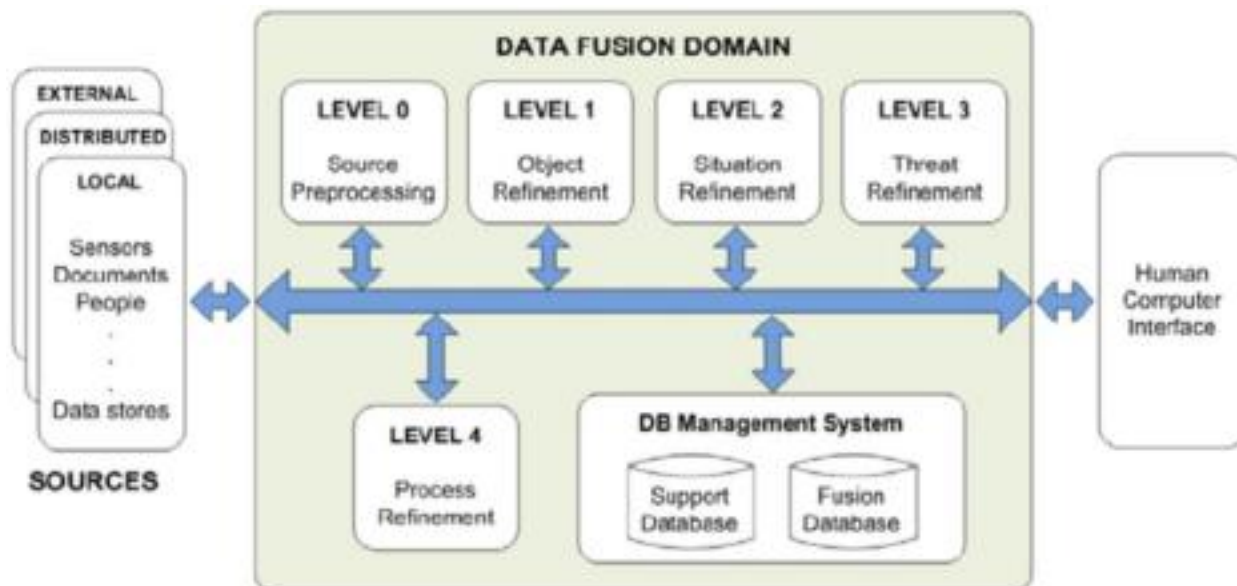


Рисунок 3.2. – Модель прийняття рішень JDL

Модель JDL:

- рівень 0: Попередня обробка вимірювань сенсорів (обробка на рівні пікселів/сигналу);
- рівень 1: Оцінка та передбачення стану об'єкта на підставі висновків, зроблених на основі спостережень;
- рівень 2: Оцінка та передбачення стану об'єкта на підставі висновків про взаємозв'язки між об'єктами;
- рівень 3: Оцінка та передбачення впливу запланованих або оцінених/передбачених дій учасників на ситуацію;
- рівень 4: Адаптивний збір та обробка даних, пов'язана з управлінням ресурсами та вдосконаленням процесу.

На другому етапі планування завдань для визначення точного часу та порядку виконання завдань виконується на рівні вимірювання, щоб якомога більше завдань було розміщено на часовій шкалі радіолокатора без значних затримок.

Планування завдань може виконуватися за допомогою планувальника типу черга або рамка на основі [20]. Планувальники типу «черга» виконують завдання з упорядкованого списку на основі певних критеріїв, таких як найраніший час початку (EST) і найраніший кінцевий термін. З іншого боку, планувальники типу «рамка» оцінюють оптимальні завдання для виконання на кадр-фреймовій основі з використанням різноманітних евристик або, (що актуально для даної роботи),

машинного навчання, заснованого на алгоритмах [21]. Алгоритми планування RRM можна класифікувати як адаптивні та не адаптивні алгоритми. На відміну від

30

адаптивних алгоритмів, де пріоритезація завдань і планування виконуються для оптимізації роботи радара в динамічно мінливому середовищі, неадаптивні алгоритми мають заздалегідь визначені пріоритети завдань, а планування завдань виконується за допомогою деяких попередньо встановлених евристичних правил без будь-якої оптимізації.

Оскільки сучасні радары повинні виконувати дедалі складніші завдання, недавнім напрямком досліджень стала розробка когнітивного радара, тобто обчислювальної системи, яка вивчає навколишнє середовище та минулі дії для покращення продуктивності [22]. Важливо, що когнітивний радар, навчившись на своїх попередніх характеристиках і будучи обізнаним про навколишнє середовище, міг би зробити близько-оптимальні рішення з обчислювальною ефективністю. У той час як первісна пропозиція в [22] була концептуальною, недавнє експоненціальне зростання використання методів машинного навчання робить можливим впровадження когнітивного радара.

3.2 Дослідження галузі використання ШІ у радіолокації

Визнаючи широку застосовність методів машинного навчання (МН) в різних сферах, дослідницьке співтовариство радіолокаційних систем також почало застосовувати машинне навчання засноване на алгоритмах для завдань RRM. Оскільки ці роботи є відносно недавніми, ретельний і систематичний огляд літератури в цій галузі ще належить провести. У даній роботі наведено огляд існуючої літератури щодо програм МН у RRM, а також висвітлюються деякі з ключових областей, які потребують уваги спільноти дослідників радарів. Деякі відповідні дослідницькі документи узагальнено в табл. 3.1.

Таблиця 3.1 – Перелік дослідницьких робіт у галузі використання ШІ в радіолокації

Джерело	Тематика
Luong, N.C., et al.: Radio resource management in joint radar and communication: a comprehensive survey. IEEE Commun. Surv. Tutor. 23(2), 780–814 (2021)	Радіолокаційний менеджмент та спільне використання технологій радіолокації і зв'язку
Lang, P., et al.: A Comprehensive Survey of Machine Learning Applied to Radar Signal Processing (2020)	Машинне навчання для сигнальних процесорів РЛС

У той час як базові теми, приведені у табл 3.1, охоплюють більш традиційні тести в області символічного ШІ, у даній роботі увага буде приділена більш сучасним досягненням, пов'язаних з додатками на основі машинного навчання в RRM, із загальнодоступних баз даних, таких як IEEE Xplore та IET.

Зокрема, фокус уваги був загострений на документах IEEE International Radar Conference, IEEE Radar Conference, Asilomar, IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, IEEE Aerospace and Electronic Systems Magazine та IET Transactions on Radar Sonar and Navigation.

Передбачається, що дослідження, проведені у даній роботі допоможе виявити прогалини в дослідженнях і провести змістовну роботу в цій важливій сфері у майбутньому. Особливо в період переходу радіолокаційного обладнання України на більш сучасні зразки передових виробників світу, в тому числі військового обладнання стандарту НАТО.

3.3 Дослідження моделі RRM у галузі радіолокаційних систем

Загальну модель системи RRM показано на рис. 3.3. Процес спостереження виконується за допомогою кількох функцій, таких як спостереження, супровід, тощо.

Для виконання зазначених функцій РЛС необхідно виконати одне або кілька завдань на функцію; наприклад, функція спостереження може містити одне завдання моніторингу цілого регіону або вона може містити кілька завдань моніторингу субрегіонів у визначеному регіоні інтересу. Перш ніж перейти до планування завдань, пріоритети встановлюються за допомогою алгоритму визначення пріоритетів. Роль планування полягає в тому, щоб координувати використання всіх радіолокаційних ресурсів під час виконання RRM, щоб система могла ефективно виконувати вимоги якомога більшої кількості радіолокаційних функцій.

Пріоритезація завдань є важливим фактором у RRM, який надає більшої ваги терміновим завданням, порівняно із завданнями, які можуть бути відкладені.

В результаті, завдання з нижчим пріоритетом можуть зіткнутися з погіршеною продуктивністю через меншу кількість доступних ресурсів або, у гіршому випадку, може бути припинено.

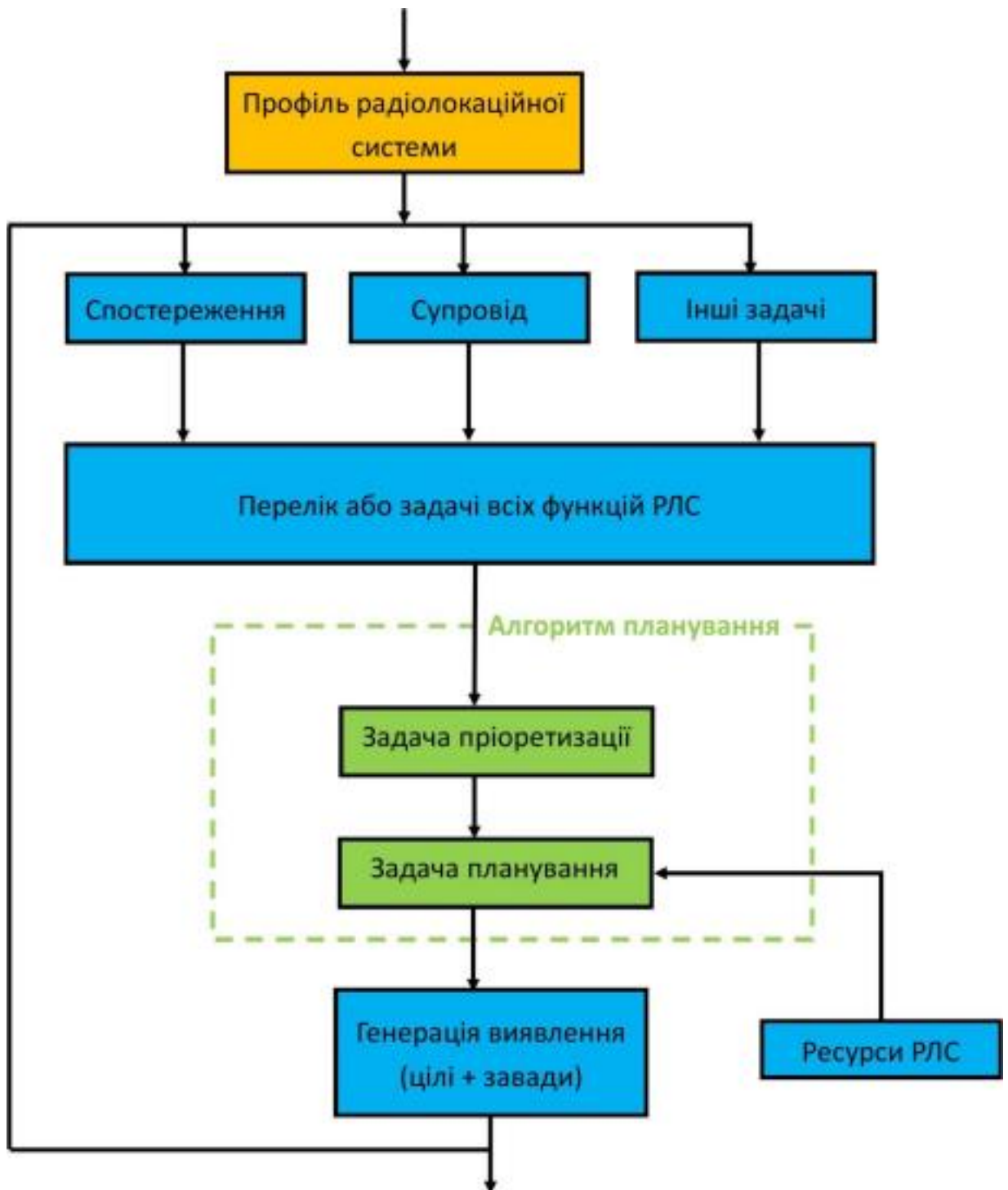


Рисунок 3.3. - Загальна модель системи RRM

Планування завдань може виконуватися одночасно з функцією пріоритетизації завдань, а продуктивність можна значно покращити за допомогою адаптивних методів, які можуть змінювати процес у відповідь на зміну середовища та цільового сценарію.

У RRM для мережевих радарів, де кілька радарів використовуються в загальній кооперативній системі, потрібен скоординований RRM, що планує

завдання супроводу та спостереження, обробку даних із усіх радарів і налаштування специфікацій для розподіленого відстеження. Таким чином, він формує часозмінну багатовимірну задачу оптимізації. Це було показано в [19], що використання скоординованого RRM пропонує потенціал для значного покращення продуктивності порівняно з незалежним RRM. У цій роботі, на одному полюсі, незалежне RRM, яке також називають керуванням типу 0, виконує всі завдання RRM незалежно, без обміну даними між радаром. Кожен радар використовує індивідуальну адаптивність, таку як пріоритезація нечіткої логіки [23], адаптивні інтервали оновлення доріжки та час-збалансоване планування. З іншого боку, координований RRM призначає радару завдання супроводу, що перекриваються, з меншим діапазоном відстеження в типі керування 1. У управлінні типу 2 призначення виконується за принципом «огляд за оглядом» (look-by-look), тобто на кожному огляді радару з найменшою дальністю призначаються завдання відстеження. Оскільки порівняння цільових відстаней проводиться для кожного огляду, керування типом 2 потребує великих обчислень порівняно з керуванням радаром типу 1.

Для покращення можливостей відстеження радара застосовуються різні форми розподіленого відстеження. До них належать:

- незалежне відстеження;
- розподілене об'єднання колій;
- розподілене обслуговування колій.

Як випливає з назви, незалежне відстеження передбачає незалежне відстеження кожним радаром, де треки ініціюються та підтримуються окремо. У розподіленому об'єднанні треків об'єднання даних здійснюється через трек-до асоціації треків (T2TA), щоб видалити зайві треки. Нарешті, у розподіленому технічному обслуговуванні лінії, вимір для відстежування даних проводиться для вимірювань від радарів у мережі.

Когнітивний радар визначається як «радіолокаційна система, яка отримує знання та розуміння свого робочого середовища шляхом онлайн-оцінки, міркування та навчання або з баз даних, що містять контекстну інформацію, і використовує ці набуті знання та розуміння для покращення вилучення інформації, обробки даних та керування радіолокатором.

Таким чином, RRM для когнітивного радара вимагає гнучкого використання ресурсів з одночасним отриманням зворотного зв'язку та навчанням у

(degrees of freedom, DoF), щоб оптимізувати свою роботу. На практиці RRM виконується динамічно, щоб отримати найкращу досяжну продуктивність для поточних радіолокаційних завдань. Крім того, кілька завдань можна виконувати одночасно, а розподіл ресурсів між завданнями можна оптимізувати на основі набутої обізнаності.

В [24] представлений огляд RRM для адаптивного та когнітивного радара. Методи, які обговорюються, представляють підвищену адаптацію до інформації чи знань, які можуть бути побудовані в контексті когнітивної системи, наприклад, за допомогою стохастичного контролю. Також було визначено, що методи навчання з підкріпленням можна використовувати для навчання онлайн якщо моделі переходу стану, спостереження та винагороди невідомі для стохастичного керування.

Оскільки RRM включає багато компонентів радарів, тому його продуктивність зазвичай оцінюється за загальними характеристиками радара. Зокрема, продуктивність оцінюється щодо планувальника, детектора та трекара для двох основних функцій MFR: виявлення та відстеження. Якщо мова йде про планувальник, продуктивність можна виміряти за допомогою двох різних типів затримок: максимальної затримки, яка є найбільшою затримкою з усіх запланованих променів, і накопиченої затримки, яка є сумою затримок усіх запланованих променів. Іншим показником є коефіцієнт планування, який є відношенням кількості запланованих променів до загальної кількості променів радіолокаційної місії. Деякі інші показники – це спостереження та відстеження зайнятості.

Можливості виявлення MFR вимірюються з точки зору ймовірності виявлення даної цілі та часом кадру, який є часом повторного відвідування положення першого променя виявлення. Час кадру можна визначити для певного регіону відповідно до пріоритету регіону.

Показники продуктивності функції стеження включають точність індикації цілі (target indication accuracy, TIA), яка вимірює похибку між справжніми позиціями цілі та оціненими позиціями відстеження для дальності, азимута та висоти. Подібним чином, сукупні TIA для цілі отримують шляхом взяття середнього значення та стандартного відхилення точності індикації цілі для окремих цілей. З іншого боку, сукупні TIA для всіх цілей отримують шляхом взяття середнього геометричного значення всіх окремих цільових середніх TIA. Це

значення представляє продуктивність трекера для всіх цілей. Агрегати вимірюються за дальністю, азимутом і висотою.

Іншими показниками для вимірювання продуктивності RRM є повнота треку, зайнятість треку та час кадру. Повнота відстеження – це відношення інтервалу часу, протягом якого будь-який номер відстеження присвоюється цілі, до загального часу, протягом якого ціль знаходиться в зоні покриття радара. Зайнятість треку – це частка часу, протягом якого радар передає або приймає сигнали, пов'язані зі стеженням. Час кадру — це тривалість між пошуками спостереження в заданому просторовому регіоні.

Ще одним показником є безперервність треків, яка представляє кількість розривів треків протягом певного періоду часу оцінки для того самого відомого об'єкта. Іншим показником є частота помилкових слідів, яка вимірює середню кількість помилкових слідів за одиницю часу, де помилкові сліди – це будь-які сліди, не пов'язані з відомим об'єктом. Нарешті, єдине інтегроване повітряне зображення також використовувалося для представлення узгодженої картини численних показників треку, включаючи точність, повноту, неоднозначність, безперервність, своєчасність і перехресність/спільність платформи.

3.4 Дослідження символічного ШІ для задач керування РЛС

Символічні методи RRM на основі ШІ поділяються на шість категорій: - алгоритми нечіткої логіки;

- теоретико-інформаційні методи;
- динамічне програмування (dynamic programming, DP);
- преоритезація QoS на моделі розподілу ресурсів (Q-RAM);
- алгоритм хвильового трасування;
- алгоритми адаптивної частоти оновлення.

3.4.1 Алгоритми нечіткої логіки

Контролер нечіткої логіки є обчислювально ефективним і, отже, добре підходить для виконання завдань пріоритезації в радіолокаційному планувальнику завдань. Блок обробки нечіткої логіки включає три етапи:

- фазифікація;
- нечіткі правила;
- де-фазифікація.

Оскільки в радіолокаційному планувальнику можуть існувати конфліктні завдання, нечітка логіка дозволяє розв'язувати конфлікти, призначаючи нечіткі

значення як цільові фактори пріоритету. У спільних ресурсах нечітка логіка забезпечує певну гнучкість завдань для ефективного розподілу ресурсів. Численні дослідницькі роботи пропонують використання нечіткості засновані на логіці визначення пріоритетів завдань і планування в РЛС. Наприклад, архітектура дерева рішень із п'ятьма нечіткими змінними (якість відстеження, ворог, системи озброєння, загроза та позиція) запропонована в [23] для визначення пріоритетності завдань радіолокації. Також пропонується підхід динамічної нечіткої логіки для вибору форми сигналу та управління енергією в тесті моделювання радіолокаційної системи.

3.4.2 Теоретико-інформаційні методи

Засновані Клодом Шенноном, вивчення теорії інформації мало величезний вплив на науку в цілому; і зокрема на зв'язок, обробку сигналів і системи контролю. Основна перевага інформаційно-теоретичного підходу в управлінні датчиками полягає в тому, що він спрощує проектування системи, розділяючи її на два незалежних завдання: збір інформації та оптимізація ризику/винагороди. Це було запропоновано в [25], що методи теорії інформації можуть забезпечити переваги в множині критеріїв продуктивності прямим чином, що робить їх придатними для застосування в багатьох функція RRM. Були представлені інформаційно-теоретичні заходи, пов'язані з RRM, які придатні для контролю планування оновлень треків. Ключовою мірою в теорії інформації є ентропія, яка вимірює невпорядкованість системи або ознаку переходу від стабільного стану до хаотичного. Цей показник можна використовувати для планування або розподілу ресурсів. У радіолокаційних системах концепція ентропії для RRM була вперше запропонована в роботі [25]. Автори використали аспект невизначеності для радіолокаційних систем з обмеженнями часу та ресурсів. Зокрема, завданням застосування було визначення місця розташування цілей та уточнення траєкторій за допомогою єдиної багатофункціональної РЛС з фазованою решіткою. Запропонована методологія використовує сформульовану міру ентропії для балансування ресурсів, виділених для кожного завдання. У реальних системах адаптивний фільтр необхідний для більш точного визначення міри ентропії та, як наслідок, більш надійної роботи.

37

3.4.3 Динамічне програмування

Динамічне програмування (DP, dynamic programming) є популярною схемою для розподілу ресурсів у мультизавданнях етапу оптимізації. Процедура починається з поділу оптимізаційної задачі на декілька підпунктів-проблеми. Потім для оптимальності встановлюється рекурсивний зв'язок і приймається рішення, слідувати прямому або зворотному підходу для вирішення проблеми.

Після виконання необхідних розрахунків, оптимальна політика для кожного етапу знайдена, яка, у свою чергу, дає загальну оптимальну політику. У RRM алгоритми DP вирішують завдання як визначення пріоритетів, так і планування одночасно. У [26], автори розгорнули алгоритм DP, щоб мінімізувати помилку відстеження цілі за допомогою РЛС з фазованою решіткою. Також для оптимального планування променів у системах відстеження масиву з електронним скануванням, було розглянуто можливість застосування проблеми багаторукового бандиту із прихованими марковськими моделями.

«...модель «Багаторукий бандит» можна розглядати як набір реальних розподілів: $\mu_k = \{\mu_{k1}, \dots, \mu_{kK}\}$, причому кожен розподіл пов'язаний з винагородами, доставленими одним з $\mu_k \in \mu_k^+$ важелів. Нехай μ_1, \dots, μ_K будуть середніми значеннями, які пов'язані з цими розподілами винагород. Гравець ітеративно грає по одному важелю за раунд і отримує відповідну винагороду. Метою є максимізація суми зібраних винагород. Горизонтом H називається кількість раундів, які залишилось зіграти. Задача про багаторуких бандитів формально еквівалентна процесу Маркова з одним станом. Смуток ρ після T раундів визначається як очікувана різниця між сумою винагороди, пов'язаною з оптимальною стратегією, та сумою отриманих винагород:

$$\rho = \mu_k^* - \sum_{k=1}^K \pi_k \mu_k$$

де $\mu_k^* = \max$

$\mu_k(\mu_{k1}, \dots, \mu_{kK})$ — максимальне середнє значення винагороди, $\pi_k \mu_k$ — винагорода у раунді t .

Стратегія нульового смутку — це стратегія, середній смуток якої за раунд ρ/T прямує до нуля з імовірністю 1, коли кількість зіграних раундів прямує до нескінченності. Інтуїтивно зрозуміло, що стратегії нульового смутку гарантовано збігаються до (не обов'язково єдиної) оптимальної стратегії, якщо зіграно достатньо раундів...» [27].

Інший документ [28] пропонує DP-рішення на основі оновлення планування пошукових завдань у радіолокаційній системі з фазованою решіткою. Незважаючи на те, що DP широко використовувався в літературі для оптимізації конфігурацій

радарів і розмірів параметрів, він супроводжується високою обчислювальною складністю, що ускладнює його практичну реалізацію.

3.4.4 QoS-засновані на алгоритмах моделі розподілу ресурсів Q-RAM — це аналітичний підхід для задоволення кількох одночасних показників QoS у ресурсо-обмеженому середовищі. Використовуючи цю модель, доступні ресурси

належним чином розподіляються між кількома завданнями, щоб обрана функція чистої корисності була максимальною. Цей підхід також дозволяє знайти компроміс між кількома цілями в системі. У контексті RRM Q-RAM оптимізовано для підтримки прийняттого рівня QoS, змодельованого як функція вартості. Математичне формулювання таке, що функція корисності системи на основі QoS максимізується в межах обмежень ресурсів. AQ-структура RAM для RRM складається з конверта запланованості, Q-блоку оперативної пам'яті та шаблон-планувальник на його основі. Q-блок оперативної пам'яті служить блоком розподілу ресурсів, який використовує швидку опуклу оптимізацію для призначення параметрів радіолокаційним завданням, враховуючи такі фактори, як важливість завдання та поточний рівень використання. Радарна оптимізація QoS базується на попередній роботі над Q-RAM і використовується спочатку для адаптивного проміжного програмного забезпечення QoS на основі розподілу ресурсів та аналізу планування. Заснований на цьому механізмі планування завдань гарантує реальні вимоги до продуктивності використання часу РЛС. Інший шаблон, заснований на алгоритмі планування, який створює набір шаблонів в автономному режимі, враховуючи обмеження часу та потужності. Так, динамічна Q-RAM була представлена для програми радіолокаційного відстеження, яка включає фізичні фактори та фактори навколишнього середовища, які впливають на QoS завдань. Підхід Q-RAM, показав, як часові обмеження можуть бути змодельовані як використання, щоб дозволити застосування методів управління ресурсами. Більше того, було показано, що час оптимізації скорочується для завдань із високою конфігурацією, таких як програми радіолокаційного відстеження.

3.4.5 Хвильовий алгоритм

РЛС витягує бажану інформацію з опроміненого середовища щодо часу, частоти, простору, поляризації та модуляції. Він може бути безперервним або імпульсним. З точки зору функцій планування завдань і визначення пріоритетів завдань у радарі, інтелектуальний вибір форми сигналу покращує ефективність

39

управління ресурсами. Різні форми сигналів оптимізують операції спостереження, виявлення, відстеження та класифікації в радарі.

Схема ймовірнісної асоціації даних представлена в [29], щоб вибрати оптимальні параметри форми сигналу, які мінімізують середню загальну середньоквадратичну помилку відстеження на кожному кроці часу. Аналогічно інша множинна модель взаємодії форми сигналу також представлена в [29] з метою вибору форми сигналу, яка зменшує невизначеність для довільної цілі, що представляє інтерес, на основі максимального збільшення очікуваної інформації,

отриманої про динамічну модель цілі. Промінь і хвиля-трекер планування були досліджені Софією Суворовою з Мельбурнського університету, яка вивчала практичні методи досягнення уніфікації спостереження та стеження за RRM. Метод запровадив розумне розміщення постійного віртуального агента в полі зору радару, що призвело до назви «Paranoid Tracker».

Також, були розглянуті інші форми сигналу - допоміжні методи виявлення, відстеження та класифікації. Вони включають адаптивний підхід до планування форми сигналу для виявлення нових цілей у контексті стохастичного DP кінцевого горизонту, що мінімізує час виявлення нових цілей з мінімальним використанням ресурсів РЛС. Алгоритм для мінімізації помилок відстеження полягає в тому, що форми радіолокаційних сигналів можуть бути розроблені для розрізнення цілей шляхом максимізації інформаційного числа Кульбака–Лейблера, яке вимірює відмінності між спостережуваною ціллю та альтернативними цілями. Було визначено, що результуючий вибір форм сигналу може дати значний приріст продуктивності виявлення.

3.4.6 Алгоритм адаптивної частоти оновлення

У останніх дослідженнях було встановлено, що адаптивний вибір інтервалу часу вибірки покращує продуктивність відстеження радару з фазованою решіткою. Це пов'язано з тим, що висока частота оновлення підходить для маневруючої цілі, а нижча частота оновлення переважно вибирається для прямолінійного руху. Таким чином, єдина швидкість оновлення є неефективним і потенційно неадекватним методом для відстеження цілей, які виконують складні маневри. Багато дослідників запропонували адаптивні методи оновлення швидкості, у якому планування променя, позиціонування та пороги виявлення оптимізовані відповідно до обчислювального навантаження. Модель алгоритму представлена в [30], з подвійним методом оцінки та прогнозування цільових станів та оцінки рівня шуму динамічного процесу. Загальна мета — зменшити кількість оновлень треку за

40

одиницю часу. Також, розглянуто оптимальне планування оновлень треків, щоб мінімізувати споживану енергію радару. Мінімізація енергії була змодельована як нелінійна задача оптимального керування та оптимізовано для отримання пари оптимальних послідовностей інтервалів оновлення треку та значень співвідношення сигнал/шум.

3.5 Машинне навчання для задач радіолокаційного менеджменту

Більшість завдань RRM включають певний рівень оптимізації для вибору поточних або планування майбутніх дій, особливо для системи когнітивного радара. Однак відповідні витрати на обчислення можуть бути надмірно збільшені відповідно до складності завдання RRM. Наприклад, оптимальний вибір завдань і планування в MFR з декількома одночасними завданнями в обмежений проміжок часу є недетермінованою поліноміальною складністю у часі (NP-problem), складність якої експоненціально зростає, коли розглядаються кілька часових шкал. До проблеми було застосовано кілька евристик. Хоча евристики значно скорочують час обчислень, існує значний розрив у продуктивності між продуктивністю евристик і глобально оптимальними рішеннями. Щоб заповнити цю прогалину в продуктивності, зберігаючи низьку складність, можна використовувати ML. Машинне навчання здатне реально зменшити обчислювальні витрати-впровадження часу шляхом використання офлайн-навчання, глибоких нейронних мереж, глибокої нейронної мережі, онлайн-навчання та навчання з підкріпленням. Крім того, деякі моделі ML можна навчити і використовувати в поєднанні з евристикою для отримання майже оптимальної продуктивності на тих самих низьких рівнях складності.

Деякі найвідомішими алгоритмами машинного навчання, показані на рис. 3.4. Ці алгоритми широко використовуються в області електронної комунікації, включаючи RRM і обробку сигналів. Звичайні алгоритми машинного навчання загалом класифікуються як:

- контрольовані;
- неконтрольовані;
- алгоритми навчання з підкріпленням.

41

Алгоритми контрольованого навчання спонукають функцію вивчати зіставлення вхідних даних із вихідними за допомогою позначених навчальних даних.

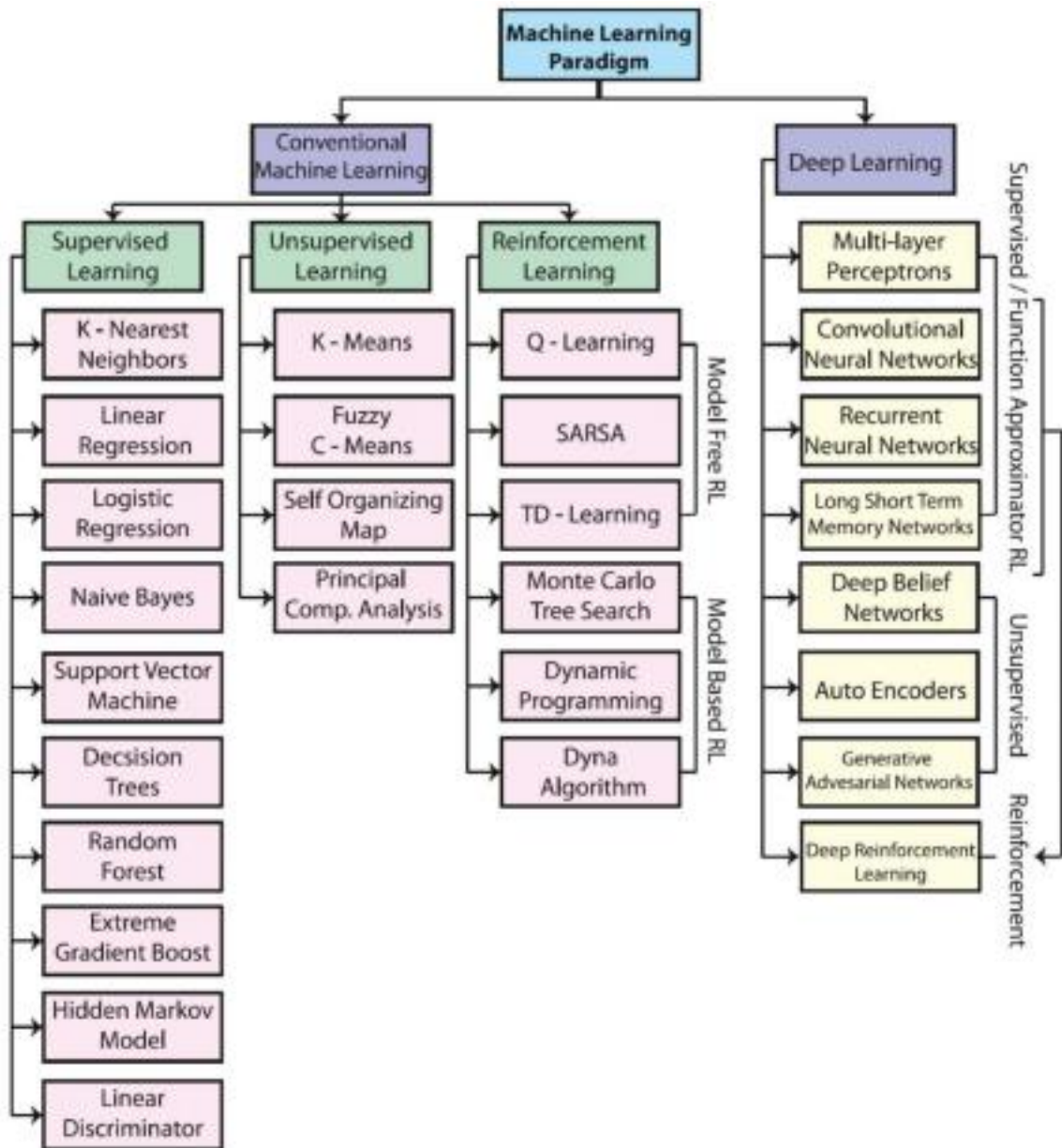


Рисунок 3.4. – Парадигма машинного навчання

Навчання без нагляду (неконтрольоване), з іншого боку, має справу з проблемами кластеризації та аналізу асоціативних правил на основі немаркованих даних. Навчання з підкріпленням використовується в таких парадигмах, як марковські процеси прийняття рішень для здійснення дій у середовищі з метою максимізації сукупної винагороди. Окрім цих трьох класів, деякі алгоритми ML можуть вивчати дані без міток у поєднанні з невеликою кількістю мічених даних, які називаються напівнавчання під наглядом.

Глибоке навчання є ще однією парадигмою машинного навчання, яка набула величезної популярності в наукових обчисленнях, оскільки її структура та функції, базуються на принципах роботи людського мозку. Глибоке навчання використовує штучні нейронні мережі (НМ) для виконання складних обчислень на великих обсягах даних. Глибоке навчання може бути контрольованим, неконтрольованим

або з підкріпленням, і це залежить головним чином від того, як використовується НМ. Різні архітектури НМ, що використовуються для глибокого керованого навчання, особливо корисні як апроксиматор функції в глибокому навчанні з підкріпленням, як показано на рис. 3.4.

Ефективний RRM необхідний для виконання реальних завдань визначення та відстеження часу. Відомо, що координований RRM, який використовує відстеження та обмін даними між радарами, перевершує незалежні завдання RRM за меншої зайнятості треку та часу кадру. Наприклад, байєсівське мульти-цільова фільтрація виконується за допомогою фільтра щільності гіпотези ймовірності суміші Гауса з функцією переходу мережі довготривалої короткочасної пам'яті LSTM (long short-term memory). Основна мета цього процесу попередження завищення фільтром кількості об'єктів. Архітектура мережі базується на багатофакторній оцінці щільності за Гаусом і називається багатовимірним розмірний LSTM. Архітектура складається з трьох блоків: LSTM, Dense і Output layers. Навчена модель LSTM використовується для оцінки щільності гіпотези динамічної ймовірності. Для підтвердження продуктивності оцінки стану запропонованої моделі порівнюється з порівняльним тестом постійної швидкості. В іншому експерименті, використовуючи різні ймовірні можливості виявлення, оцінюється вплив пропущеного виявлення. Модель запобігає переоцінці фільтром об'єктів навіть у сценарії помилкових тривог або пропущених виявлень. Продуктивність являє собою простий змодельований сценарій, що потребує дослідження стану ML для більш складних сценаріїв з реальними даними.

Ще один напрям стосується Deep Q-Learning (DQL) для супроводу цілей у когнітивних радарах. Передбачається, що навколишнє середовище потребує радаро-комунікаційне співіснування, змодельоване за допомогою марковського процесу прийняття (МПП) рішень. Передбачається, що одноточкова ціль слідує по прямій траєкторії постійної швидкості. Стани в DQL включають положення цілі, швидкість цілі та картини перешкод. Далі будується матриця ймовірності переходу та матриця винагороди за кінцеву кількість тренувань. Після завершення навчальних запусків рівняння Беллмана моделюється для еталонного DQL, тоді як

43

нейронна мережа навчається на основі винагороди, наданої за певну дію. Ваги глибини мережі Q оновлюються, щоб вибрати оптимальну дію, яка, як припускається, принесе найвищу винагороду. Навчений DQL приймає поточні стани як вхідні дані та оцінює значення Q для кожної потенційної дії, після чого вибирає дію з найвищим значенням Q. Показано, що DQL перевершує МПП при роботі в частотному діапазоні, коли обчислювальна складність зростає, де МПП стає неефективним.

Ще одним напрямом використання ML у RRM є онлайн-фільтри на основі контрольованого навчання для відстеження цілей з використанням радіолокаційних вимірів. Метод передбачає підсилення екстремального градієнта (XGB, Extreme Gradient Boosting) під наглядом, щоб перевершити ефективність підхіде байєсівської фільтрації в програмах радіолокаційного відстеження цілей. Оскільки байєсівський трекер потребує точної апіорної інформації для оцінки, його продуктивність є недостатньою в невідомих середовищах. Модель навчання під наглядом базується на полярних координатах і тренується на радіолокаційних вимірюваннях. Функція втрат сформульована для прогнозування оптимальної структури дерева та оцінки відповідних значень. Продуктивність розробленого фільтра XGB можна порівняти з результатами використання фільтрації часток. Визначено, що XGB перевершує фільтрацію часток з точки зору середньоквадратичної помилки оцінки і демонструє аналогічні характеристики для 10 000; 20 000; і 40 000 зразків.

В області ідентифікації та виявлення цілей. Можна відмітити проблеми виявлення незвичайних радіолокаційних цілей за допомогою напівконтрольованих методів виявлення аномалій (SAD, Semi-Supervised Anomaly Detection). Підхід SAD, є розширенням моделі опису даних Deep Support Vector. Неконтрольоване виявлення аномалій, навіть із навчальним забрудненням, дає надійні результати, за винятком сценаріїв виявлення кораблів, оскільки існує велика зміна форми і розмірів судин. Напівконтрольоване виявлення аномалій має потенціал для покращення результатів виявлення з меншою кількістю позначених точок даних; це важлива перевага, оскільки маркування даних зображення є трудомістким і дорогим процесом.

3.6 Висновки

Ефективний RRM є однією з найважливіших проблем оптимізації радіолокації через велику кількість виконуваних завдань у межах обмеженого наявного ресурсу. У даному розділі було представлено вичерпний огляд щодо додатків ШІ в домені RRM, використання символічного ШІ-на основі RRM і огляд випадків використання ML у RRM. Через високу складність мульти-розмірної оптимізації, ML забезпечує відповідну модель для RRM у реальному часі. Були опрацьовані методології, метрики дизайну та критерії використані в оглядових дослідженнях. Також були розглянуті існуючі роботи на основі випадків використання RRM, тобто виявлення та супроводження цілей, розподілу спектру, синтезу та вибору сигналів, керування ресурсами часу, планування завдань та

вибір параметрів.

Було приділено увагу ключовим проблемам в рамках ML, застосованого у галузі. Таким чином було визначено що найкращий ефект застосування загальної парадигми штучного інтелекту є машинне навчання так як радіолокаційна система буде аналізувати досить великий обсяг реальних повітряних ситуацій в досить короткий час, що можна віддалено порівняти з багаторічним досвідом авіаційного диспетчера.

У якості дослідницького аспекту у рамках використання штучного інтелекту та машинного навчання застосованого до систем радіолокації, було прийнято рішення обрати метод довготривалої короткочасної пам'яті LSTM.

45

РОЗДІЛ 4

ДОСЛІДЖЕННЯ МЕТОДУ LSTM ДЛЯ ОБРОБКИ РАДІОЛОКАЦІЙНИХ СИГНАЛІВ

4.1 Вступ

Автоматична класифікація радіолокаційних сигналів (АКРЛС) полягає в автоматичному визначенні модуляції серії зібраних вибірок. Це є кроком, який відбувається після виявлення сигналу і необхідним для демодуляції даних, тому він відіграє важливу роль у багатьох цивільних і військових приймачах РЛС [31].

Враховуючи класичні підходи, алгоритми АКРЛС можуть бути класифіковані на дві категорії: ті, що базуються на функції ймовірності (LB, Likelihood-Based, «засновані на ймовірності»), та ті, що базуються на вилученні ознак (FB, Feature Based, «засновані на ознаках») [32]. Перший пропонує оптимальне рішення шляхом мінімізації ймовірності неправильної класифікації через припущення, що функція щільності ймовірності (PDF, probability density function) містить всю необхідну інформацію для певної хвилевої форми. Тому класифікація виконується шляхом порівняння співвідношення ймовірностей PDF з порогом прийняття рішень [32]. Проблема полягає в його високій обчислювальній складності, що означає, що цей метод не може бути придатним для реальних робочих середовищ. Натомість алгоритми FB вилучають представницькі ознаки кожного типу сигналу для їх подальшої класифікації. Ці алгоритми є підоптимальними, але їм часто віддають перевагу, оскільки їх легко впровадити і вони підходять для застосувань у реальному часі [32]. Незважаючи на це, класифікатори FB сильно покладаються на експертні знання, тому навіть якщо вони є хорошою апроксимацією в конкретних середовищах, вони є дуже складними і вимагають багато часу для розробки. Хоча ці алгоритми були

успішно впроваджені для розробки АКРЛС, методи ML та глибокого навчання DL вважаються хорошими альтернативами для розробки високоефективних та точних АКРЛС без необхідності в часовитратних класичних підходах. Останнім часом для цього були використані алгоритми, такі як метод K-найближчих сусідів, машина опорних векторів, багатoshаровий перцептрон, рекурентні нейронні мережі та згорткові нейронні мережі.

Аналіз, проведений у розділі 3, даної роботи, показує успіх мереж LSTM у обробці та класифікації послідовностей. Таким чином, метою даного розділу є дослідження стійкої та спрощеної АКРЛС на основі мереж LSTM. Для цього було

використано публічний набір даних радіолокаційних сигналів RadioML 2018.01A [33] з неперервними і імпульсними сигналами 23 класів. Крім того, для порівняння був відтворений набір даних з восьми типів радіолокаційних сигналів, який був запропонований у поточній науковій літературі з класифікації радіолокаційних сигналів.

4.2 Модель сигналу та набори даних

Для проведення дослідження потрібно вибрати одне або кілька джерел даних з великою кількістю сигналів на клас.

Набори даних складаються з радіолокаційних або комунікаційних сигналів. Ці сигнали визначаються за такою моделлю:

$$s_n(t) = A s_n(t) + r(t)$$

де $s_n(t)$ - нормалізований сигнал з одиничною потужністю;

A – коефіцієнт масштабу потужності сигналу;

$r(t)$ - комплексний адитивний гаусівський шум з дійсною та уявною частинами з дисперсією σ^2 .

Відповідно, отримане співвідношення сигнал-шум встановлюється наступним чином:

$$\frac{A^2}{2\sigma^2}$$

Усі сигнали мають розмір 1024x2, що відповідає фазі та квадратурі часових вибірок. Для обробки послідовностей через дану модель LSTM, яка має фіксований розмір вводу, необхідні бази даних рівних розмірів сигналів. Таким чином, нижче наведено три набори даних, що використовуються для дослідження:

- сигнали зв'язку: Ці сигнали походять з набору даних RadioML 2018.01A1.

Цей набір даних містить 2555904 сигнали зі співвідношенням сигнал шуму в діапазоні від -20 до 30 дБ з кроком 2 дБ. Є 24 різних цифрових та аналогових модуляцій: OOK, 4-8 ASK, 2-32 PSK, 16-128 APSK, 16-256 QAM, AM-SSB-WC, AMSSB-SC, AM-DSB-WC, AM-DSB-SC, FM, GMSK та OQPSK. Крім сигналів із синтетичними ефектами каналу, згенерованими за допомогою GNU Radio, він також включає записи через ефір (OTA). Його основним обмеженням є те, що параметри, що стосуються генерації сигналів або походження кожного сигналу, синтетичного запису або OTA-захоплення, не були вказані.

47

- радарні сигнали: набір даних містить часові послідовності радарних сигналів з урахуванням 23 модуляцій, наведених у табл.4.1, з усіма їх параметрами: частота дискретизації (f_s), несуча частота (f_c), ширина імпульсу (PW), ширина смуги (BW), символна швидкість (v_s), довжина Баркера (L_c), кількість циклів несучої у однофазному символі (M), взаємно просте число $M(r)$, амплітуда вторинних лопатей (S), кількість сегментів (N_g), фазові стани (PS) та зміна частоти (Δf). Треба відзначити, що f_s та вхідна послідовність зафіксовані на рівні 100 МГц та 1024 вибірки відповідно. Однак модуляції з небагатьма символами та високими швидкостями символів призводять до коротких сигналів у часі та, отже, до невеликої кількості вибірок. Отже, здійснюється інтерполяція для отримання набору сигналів однакового розміру. Таким чином використовується, 469200 сигналів для набору для навчання та по 156400 сигналів для набору для перевірки та тестування. В результаті весь набір даних містить 782000 сигналів.

Крім того, використовується набір даних сигналів з 8 класами, запропонований авторами SABLNet [34]. Ці сигнали мають відношення сигнал/шум від -20 до 20 дБ з кроком 2 дБ. Відповідно до їх специфікацій, отримані сигнали генеруються з модуляціями CW, LFM, BFSK, SIN, EXP, SFW, BPSK та BASK.

Таблиця 4.1. – Модуляції та набори даних для радіолокаційних сигналів

Тип модуляції	Параметр	Значення
	f_s <i>input size</i> <i>SNR</i> f_c	<i>100 MHz</i> <i>1024 samples</i> <i>-12:2:20 dB</i> <i>$U(-f_s/4, f_s/4)$</i>
NM	-	-

LFM	BW	$U(f_s/20, f_s/4)$
PSK	$Order$ v_s	$\{2,4,8\}$ $\{2, 5, 10, 15, 20\}$

Продовження таблиці 4.1.

Barker	L_c v_s	$\{5,7,11,13\}$ $\{2, 5, 10, 15, 20\}$
Frank, P1, Px	M v_s	$\{4, 5, 6, 7, 8\}$ $\{7, 10, 15, 20\}$
P2	M v_s	$\{4, 6, 8\}$ $\{7, 10, 15, 20\}$
P3, P4	M v_s	$\{16, 25, 36, 49, 64\}$ $\{7, 10, 15, 20\}$
Zadoff-Chu	M v_s	$\{16, 25, 36, 49, 64\}$ $\{11, 13\}$ $\{7, 10, 15, 20\}$
Huffman	M v_s	$\{16, 25, 36, 49, 64\}$ $\{7, 10, 15, 20\}$ $\{-63,-60,-56\} dB$
T1-T2	Ng PW PS	$\{4, 5, 6\}$ $U(256, 1024) samples$ 2
T3-T4	BW PW PS	$U(f_s/20, f_s/4)$ $U(256,1024) samples$ 2
FSK	$Order$ v_s Δf	$\{2,4,8\}$ $\{1, 2, 5, 10, 15\}$ v_s
Costas	M v_s Δf	$\{3,4,5,6\}$ $\{1, 2, 5, 10, 15\}$ v_s
Noise (CAWN)	σ	1

Крім того, у [34] запропонували класифікацію сигналів у двох вхідних форматах: сирі часові послідовності та ті, що отримані після попередньої обробки з обчисленням автокореляції.

4.3 Модель LSTM

Останнім часом було запроваджено використання рекурентних нейронних мереж (RNN, recurrent neural networks). RNN походять від спроби виправити недоліки моделі звичайних згорткових мереж. Замість обробки вхідних даних в

49

цілому, вони інтегруються через елементи послідовності, зберігаючи інформацію про всі попередні елементи.

Однак основна проблема RNN - зникнення градієнту, оскільки вхідні послідовності можуть бути дуже довгими. Мережі LSTM вирішують проблему зникнення градієнту, що є перевагою. Вони складаються з чотирьох різних вузлів брам (рис. 4.1), та двох різних станів пам'яті, довгострокової (клітини пам'яті, $c^{<t>}$) і короткострокового (активації, $a^{<t>}$). Таким чином, вони вирішують проблему зникнення градієнту, відкидаючи неважливу інформацію із збереженням важливої.

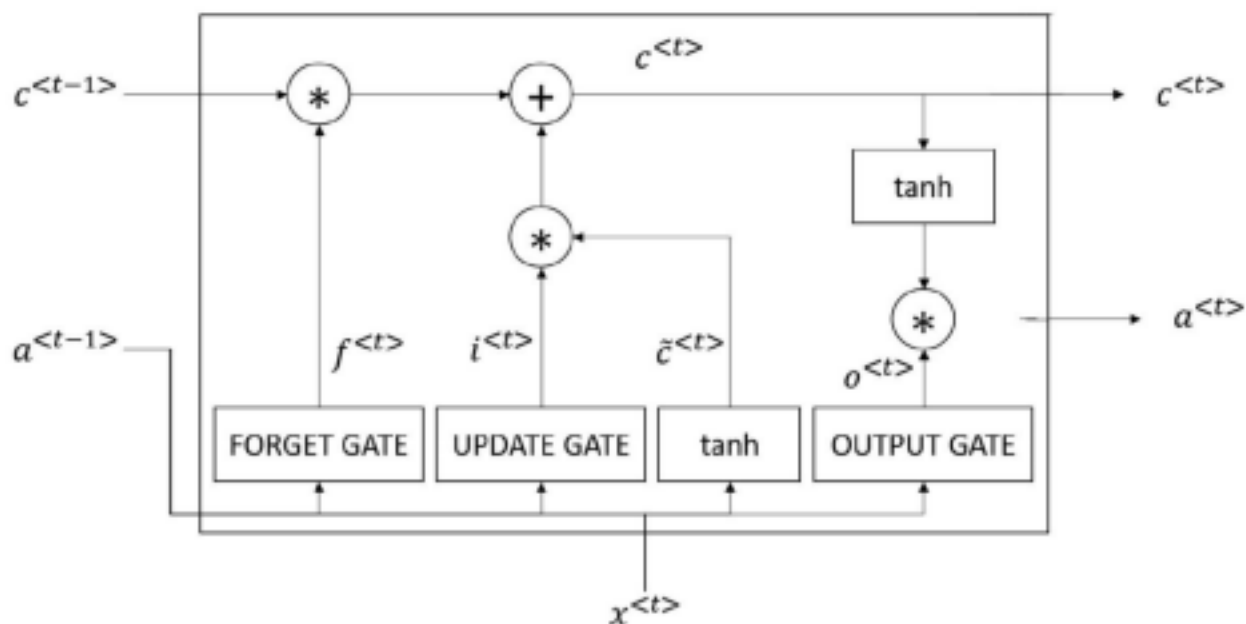


Рисунок 4.1. - Внутрішня робота клітини LSTM. Тимчасовий параметр t визначений для представлення вхідного елемента часової послідовності

Цей аспект робить мережі LSTM відповідним підходом до поставленої в даній роботі задачі класифікації при обробці сигналів у вигляді вибірок часу. На

рис. 4.1 зображено внутрішню роботу кожної з клітин, що складаються з шуканих шарів LSTM. Ці клітини складаються з більш складної структури, яка включає параметри забуття ($f^{<t>}$), оновлення ($i^{<t>}$) та виведення ($o^{<t>}$) і додатковий вивід до активацій клітини пам'яті ($c^{<t>}$). Кожна брама виконує наступні рівняння:

$$\begin{aligned} \tilde{c}^{<t>} &= \tanh(W_c \cdot [x^{<t-1>}, c^{<t-1>}] + b_c) \\ i^{<t>} &= \sigma(W_i \cdot [x^{<t-1>}, c^{<t-1>}] + b_i) \\ f^{<t>} &= \sigma(W_f \cdot [x^{<t-1>}, c^{<t-1>}] + b_f) \\ c^{<t>} &= i^{<t>} \cdot \tilde{c}^{<t>} + f^{<t>} \cdot c^{<t-1>} \end{aligned}$$

50

$$o^{<t>} = \sigma(W_o \cdot [x^{<t-1>}, c^{<t-1>}] + b_o)$$

де W_c , W_w , W_f та W_o - матриці параметрів;

b_c , b_w , b_f та b_o - зміщення;

$a^{<t>}$, $x^{<t>}$ та $c^{<t>}$ - значення активації, вхідного сигналу та пам'яті відповідно,

на момент часу t .

Відповідно до ідеї того, що мережі LSTM ідеально підходять для обробки послідовностей, визначена пропозиція полягає у мережі LSTM рекурентних нейронів на часовій послідовності сигналів. Спрощена мережа складається лише з трьох накладених шарів LSTM з 128 клітин у кожному перед вихідним шаром. Перші два шари LSTM повертають всі значення послідовності (1024x128), а останній шар повертає лише одне значення для всієї послідовності і для кожної клітини пам'яті (1x128). Нарешті, шар класифікації - це щільний шар з можливістю активації багатозмінної логістичної функції, який має n вихідних нейронів класу, параметр, який змінюється в залежності від набору даних (рис. 4.2).

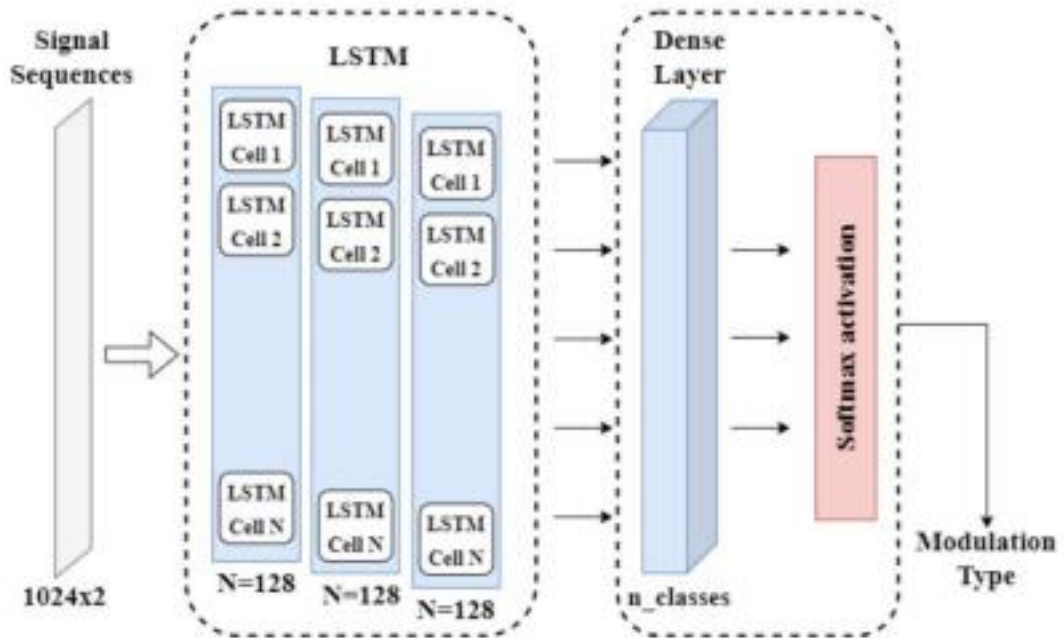


Рисунок 4.2. - Запропонована структура на основі трьох накладених шарів LSTM та повністю зв'язаного шару для класифікації сигналів

Стосовно гіперпараметрів, було враховано розмір пакета 256 вибірок та оптимізатор з циклічною швидкістю навчання, щоб запобігти збігу до локальних оптимумів зі значеннями, що коливаються між $1 \cdot 10^{-7}$ та $1 \cdot 10^{-3}$. Нарешті, мережу навчали з нуля за 300 ітерацій. Ця структура була розроблена для навчання, перевірки та тестування з запропонованими наборами даних. Для оцінки продуктивності цієї нейронної мережі використовуються три основні метрики:

51

- середня точність усіх класів відносно співвідношенню сигнал/шум; -
- мінімальне значення співвідношення сигнал/шум (чутливість), при якому досягається точність класифікації 90%;
- матриці помилок відносно співвідношенню сигнал/шум.

4.4 Результати дослідження моделі LSTM

Спочатку оцінювалась продуктивність мережі залежно від простоти структури шляхом зміни кількості шарів LSTM. Для цього, навчання проводилося на наборі даних радару з восьми модуляціями, вважаючи, що це найпростіший випадок з меншою кількістю класів. На рис. 4.3 показана значна різниця між продуктивністю з 1 шаром та 2 і 3 шарами LSTM.

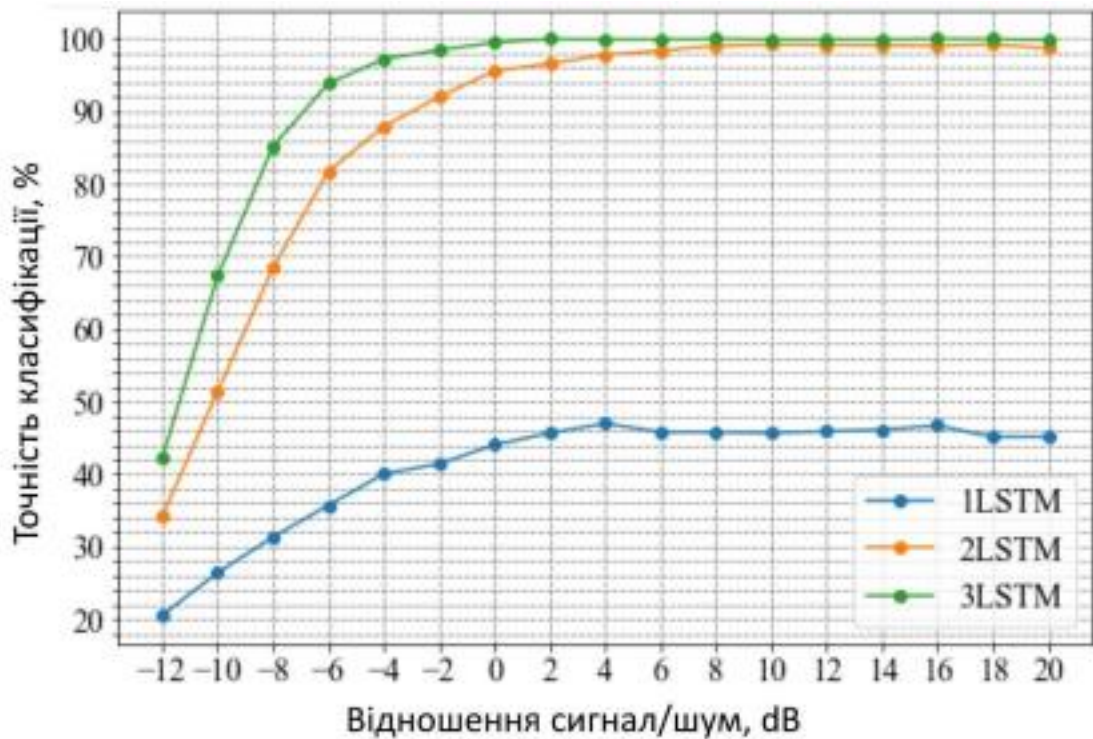


Рисунок 4.3. - Порівняння продуктивності мережі для 1, 2 та 3 накладених шарів LSTM з використанням радарного набору даних з 8 класами

Оскільки найкращі результати отримані з 3-шаровою мережею LSTM, ця структура використовувалася далі для оцінки продуктивності наборів даних радару та телекомунікаційних сигналів.

52

Продуктивність структури порівнювалася з результатами, отриманими з набору даних з 8 класами та структури SABLNet. Запропонована структура є більш складною зі шаровими згортковими мережами, Bi-LSTM та шарами «акцентування уваги».

У цьому розділі показані результати двох досліджень. По-перше, було розглянуто вплив домену сигналу, та чи мережа досягає кращих результатів із сигналами у часі чи в домені автокореляції. Результати не показують значного покращення для послідовностей в домені автокореляції порівняно з сирими часовими послідовностями, що свідчить про те, що мережа вивчає інформацію з оригінального сигналу (рис 4.4 та 4.5).

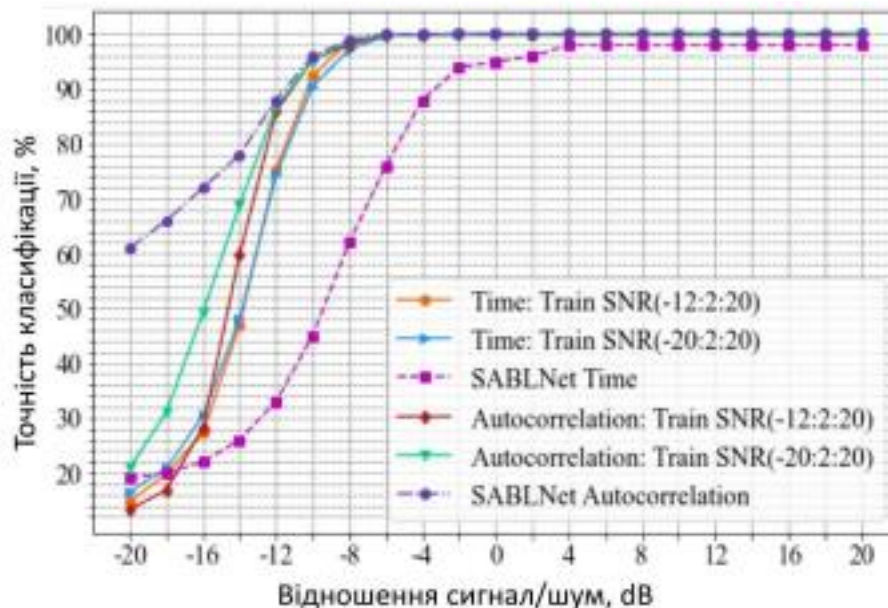


Рисунок 4.4. - Середня точність класифікації порівняно з SABLNet, вивчаючи вплив домену та діапазону SNR вхідних даних у порівнянні з набором даних з 8 класами

Хоча середня точність класифікації не покращується для нижчих SNR порівняно з результатами SABLNet, мінімальний SNR, необхідний для отримання 90% точності класифікації, залишається на рівні -10 дБ для обраної мережі та SABLNet.

По-друге, переглядався вплив діапазону SNR вхідних даних, змінюючи SNR навчальних вибірок від -12 дБ до 12 дБ та тестування з усім діапазоном від -20 до 20 дБ (рис. 4.4). У таких обставинах мережа здається стійкою та нечутливою, зберігаючи точність класифікації для сценаріїв з високим SNR.

Далі тестування виконувалося на радарних сигналах DeepRadar2022. Був використаний використовували синтетичний набір даних Deep-Radar2022, більш складний набір даних з 23 типами сигналів (табл. 4.1).

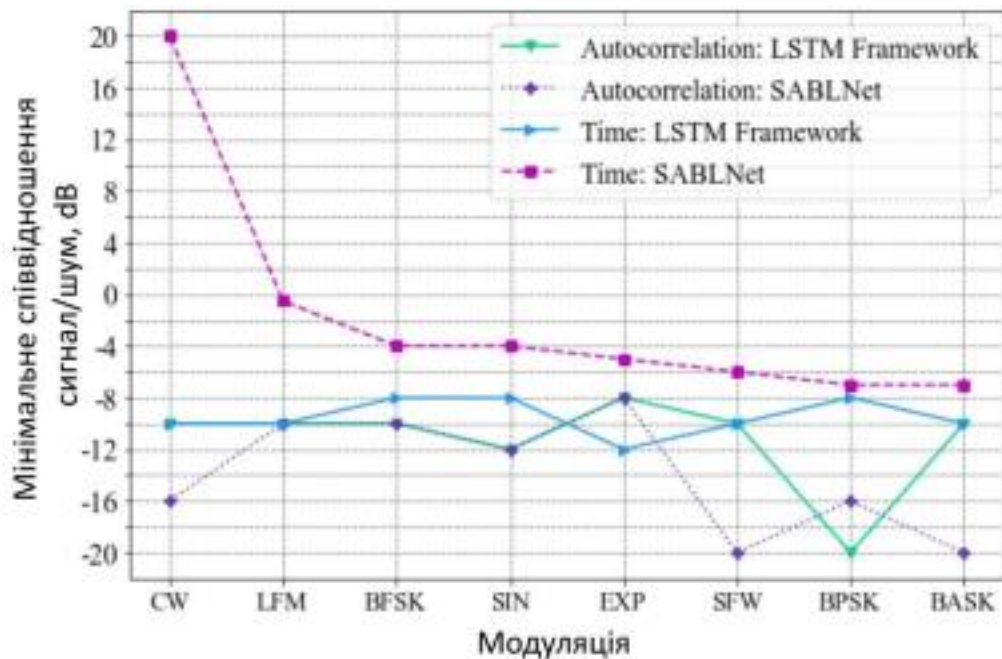


Рисунок 4.5. - Порівняння чутливості для кожної модуляції сигналу обраної моделі та SABLNet для послідовностей у часовому та автокореляційному домені за допомогою радарного набору даних з 8 класами

В результаті збільшення кількості класів було отримано меншу чутливість, з -10 дБ у наборі даних з 8 класами до -2 дБ у DeepRadar2022 (рис.4.6).

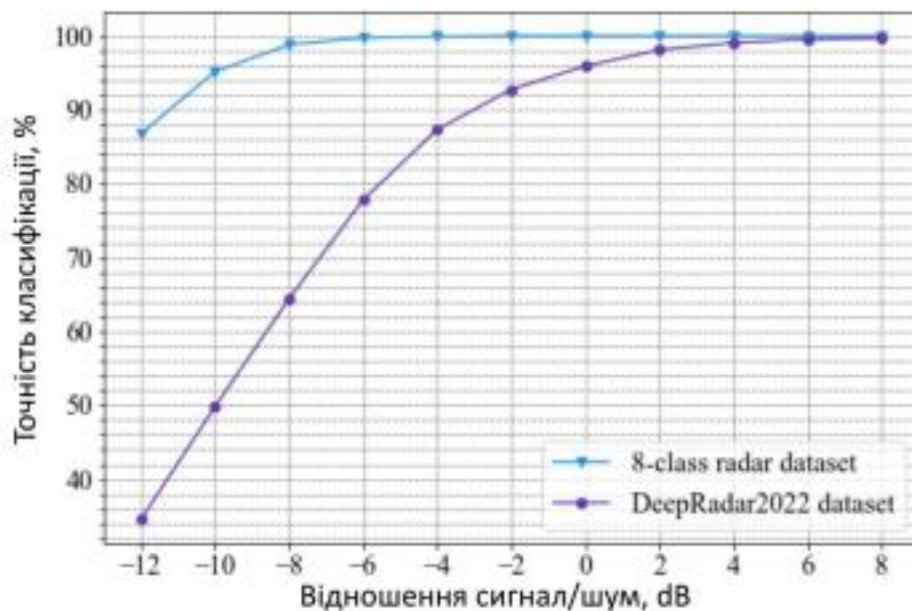


Рисунок 4.6. - Порівняння середньої точності класифікації для послідовностей у часовому домені за допомогою DeepRadar2022 та радарного набору даних з 8 класами Крім того, графік чутливості на рис 4.7 має певні піки для високорозрядних неперервних хвиль PSK (4PSK та 8PSK).

Рисунок 4.7. - Чутливість при точності класифікації 90% для кожної модуляції сигналу з використанням набору даних DeepRadar2022

Ця ідея також відображена в матриці помилок на рис. 4.8, де 4PSK та 8PSK помилково класифікуються як інші.

Рисунок 4.8. - Матриця плутанини для набору даних DeepRadar2022 при відношенні сигналшум -2 дБ, що показує помилкову класифікацію фазових модуляцій високого порядку

55

Це обмеження можна покращити, класифікуючи їх усі як PSK та визначаючи порядок пізніше. Так само деякі сигнали з фазовими модуляціями за допомогою коду Френка та кодів P1 до P4 неправильно класифікуються.

Модель навчали та тестували за допомогою набору даних RadioML 2018.01A з 24 типами модуляцій. Було запропоновано мережу з накопиченими стеками. Подібно до цього, порівнювалася середня точність класифікації з результатами, отриманими GGCNN [35] та SE-MSFN [36] (рис. 4.9).

Рисунок 4.9. - Середня точність класифікації моделі порівняно з GGCNN та SE-MSFN за допомогою набору даних RadioML 2018.01A

Результати показали, що для досягнення 90% точності класифікації потрібно співвідношення сигнал/шум 6 дБ. Це значення високе через складнощі класифікації високорозрядних PSK та QAM та розрізнення між AM-DSB та AM-SSB з несучою (WC) та пригніченою несучою (SC). Порівняно з іншими пропозиціями, продуктивність моделі є вищою, але подібною до SE-MSFN. Однак з точки зору складності модель є простішою, уникаючи кроки витягування ознак та зменшуючи кількість шарів.

Аналізуючи результати подібних досліджень при класифікації лише синтетичних сигналів, деякі з сигналів (64QAM, AM-DSB-SC, AM-SSB-SC та 256QAM) не досягають 90% точності на найвищому оціненому співвідношенні сигнал/шум (20 дБ). Натомість експерименталі дані моделі LSTM показують, що всі сигнали, крім AMSSB-SC, досягають 90% точності класифікації для співвідношення сигнал/шум менше 10 дБ (рис. 4.10).

Рисунок 4.10. - Порівняння чутливості при точності класифікації 90% структури та авторів набору даних RadioML 2018.01A

Отже, чутливість моделі LSTM, здається, більш стійкою для більшості сигналів.

4.5 Висновки

Було досліджено модель архітектури на основі LSTM для класифікації комунікаційних та радарних сигналів. Експерименти показують, що ця структура досягає результатів, які є сучасним стандартом ефективності для обох типів сигналів.

Ці класифікатори на основі LSTM пропонують вищу чутливість та стійкість у порівнянні з поточними глибокими навчальними АКРЛС з простішою структурою та, отже, зменшеною кількістю навчальних параметрів.

57

ВИСНОВКИ ДО ДИПЛОМНОЇ РОБОТИ

Підводячи підсумки виконаної дипломної роботи можна зробити кілька ключових висновків щодо використання штучного інтелекту та машинного навчання у керуванні радіолокаційними ресурсами.

Застосування радіолокаційних технологій у різноманітні сфери, включаючи цивільну авіацію, свідчить про неупинний розвиток цих систем. Зростаючі вимоги до точності, ефективності та безпеки вимагають нових підходів, серед яких важливе місце займає застосування штучного інтелекту та машинного навчання.

Аналіз існуючої системи авіаційного контролю підкреслив необхідність трансформації цього важливого компонента авіаційної інфраструктури. Прогноз розвитку ринку радіолокаційних систем вказує на збільшення їхнього значення і розширення функціоналу в майбутньому.

Використання ШІ в авіації визнається ключовим елементом оптимізації процесів та підвищення рівня безпеки. Системи, які використовують методи ШІ, здатні адаптуватися до змінних умов та навіть передбачати їх, що є критичним у сфері авіаційного контролю та радіолокації.

Вивчені методи, такі як нечітка логіка, теоретико-інформаційні методи, алгоритми динамічного програмування та машинне навчання, показали свою ефективність в управлінні радіолокаційними ресурсами. Результати дослідження можуть слугувати основою для реалізації нових систем та покращення існуючих.

Дослідження використання методу Long Short-Term Memory (LSTM) для обробки радіолокаційних сигналів підтверджує його високу ефективність. Результати свідчать, що для досягнення точності класифікації на рівні 90%, необхідне встановлення співвідношення сигнал/шум на рівні 6 дБ. Це значення високе через складнощі класифікації PSK та QAM, а також відокремлення AM-DSB від AM-SSB з несучою (WC) та пригніченою несучою (SC). У порівнянні з іншими підходами, продуктивність моделі виявляється вищою, але схожою до SE-MSFN. Однак з точки зору складності модель виявляється більш простою, оскільки уникнула кроків витягування ознак та зменшила кількість шарів. Узагальнюючи, можна сказати, що ця дипломна робота демонструє великий потенціал використання штучного інтелекту та машинного навчання для оптимізації управління радіолокаційними ресурсами в цивільній авіації. Розроблені моделі та методи можуть сприяти подальшому розвитку цієї області та покращенню безпеки та ефективності авіаційних систем.

58

ПЕРЕЛІК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. *Richards, M.A. (ed.). Principles of Modern Radar: Basic Principles. Institution of Engineering and Technology (2010). Radar, Sonar & Navigation.*
2. *Moo, P., DiFilippo, D.: Multifunction RF systems for naval platforms. Sensors J. 18(7), 2076 (2018). <https://doi.org/10.3390/s18072076>*
3. *Charlish, A., et al.: The development from adaptive to cognitive radar resource management. IEEE Aero. Electron. Syst. Mag. 35(6), 8–19 (2020). Метод доступу: <https://doi.org/10.1109/maes.2019.2957847>*
4. *Miranda, S.L.C., et al.: Comparison of scheduling algorithms for multifunction*

- radar. IET Radar, Sonar Navig. 1(10), 414–424 (2007). Метод доступу: <https://doi.org/10.1049/iet-rsn:20070003>
5. *Charlish, A., et al.*: Cognitive radar management. *Novel Radar Techniq. Appl.* 2, 157–193 (2017)
 6. *Moo, P., Ding, Z.*: Adaptive Radar Resource Management. Academic Press (2015)
 7. *Charlish, A., Woodbridge, K., Griffiths, H.*: Phased array radar resource management using continuous double auction. *IEEE Trans. Aero. Electron. Syst.* 51(3), 2212–2224 (2015). Метод доступу: <https://doi.org/10.1109/taes.2015.130558>
 8. *Noyes, S.P.*: Calculation of next time for track update in the MESAR phased array radar. *IET Conf. Proc.* (1), 2 (1998)
 9. *Sinha, A., et al.*: Track quality based multitarget tracking algorithm. *Sig. Data Proc. Small Targ.* 6236, 623609 (2006). International Society for Optics and Photonics
 10. *Llinas, J., et al.*: Revisiting the JDL Data Fusion Model II (2004)
 11. *Charlish, A., Katsilieris, F.*: Array Radar Resource Management. Institution of Engineering and Technology (2017)
 12. *DARPA Contract to Apply Machine Learning to the Radio Frequency Spectrum.* (2018). ref. No. 151/2018
 13. Інтернет посилання. метод доступу: <https://www.fortunebusinessinsights.com/>
 14. *S. L. Brunton et al.*, “Data-Driven Aerospace Engineering: Reframing the Industry with Machine Learning,” *AIAA J.*, pp. 1–26, Jul. 2021, doi: 10.2514/1.J060131.
 15. Інтернет посилання. «Optimal sizing» метод доступу: <https://www.safran-group.com/news/machine-learning-key-optimizing-aircraft-manufacturing-processes-2020-07-03>
 16. Інтернет посилання. «Computer - Aided Design/ New Design Techniques» метод доступу: <https://www.mura.org/websites/me39c.me.berkeley.edu/Spring97/Projects/b777/catia.html#:~:text=Computer - Aided Design%2F New Design,full-scale mock-up.>
 17. Інтернет посилання. *Boeing.* Метод доступу: <https://www.boeing.com/commercial/737max/737-maxsoftware-updates.page>
 18. Інтернет посилання. *Artificial Intelligence in aviation.* Метод доступу: <https://www.precedenceresearch.com/artificial-intelligencein-aviation-market>
 - 19.

- Moo, P., DiFilippo, D.:* Multifunction RF systems for naval platforms. *Sensors J.* 18(7), 2076 (2018). Метод доступа: <https://doi.org/10.3390/s18072076> 20.
- Charlish, A., Katsilieris, F.:* Array Radar Resource Management. Institution of Engineering and Technology (2017)
21. *Shaghghi, M., Adve, R.S., Ding, Z.:* Multifunction cognitive radar task scheduling using Monte Carlo tree search and policy networks. *IET Radar, Sonar Navig.* 12(10), 1437–1447 (2018).
22. *Haykin, S.:* Cognitive radar: a way of the future. *IEEE Signal Process. Mag.* 23(1), 30–40 (2006).
23. *Miranda, S.L.C., et al.:* Fuzzy logic approach for prioritisation of radar tasks and sectors of surveillance in multifunction radar. *IET Radar, Sonar Navig.* 1(10), 131–141 (2007).
24. *Charlish, A., et al.:* The development from adaptive to cognitive radar resource management. *IEEE Aero. Electron. Syst. Mag.* 35(6), 8–19 (2020).
25. *Kreucher, C., Hero, A.O., Kastella, K.:* A comparison of task driven and information driven sensor management for target tracking. In: *Proceedings of the 44th IEEE Conference on Decision and Control*, pp. 4004–4009 (2005)
26. *La Scala, B.F., Moran, B.:* Optimal target tracking with restless bandits. *Digit. Signal Process.* 16(5), 479–487 (2006). special Issue on DASP 2005.
27. *Интернет посилання. Метод доступу:*
https://uk.wikipedia.org/wiki/Багаторукий_бандит
28. *Wintenby, J.:* ‘Resource Allocation in Airborne Surveillance Radar’, PhD dissertation, Chalmers University of Technology, Sweden, (2003)
29. *Kershaw, D.J., Evans, R.J.:* Waveform selective probabilistic data association. *IEEE Trans. Aero. Electron. Syst.* 33(4), 1180–1188 (1997).
30. *Koch, W.:* Adaptive parameter control for phased-array tracking. In: *Signal and Data Processing of Small Targets 1999*, vol. 3809, pp. 444–455. International Society for Optics and Photonics (1999)
31. *Zhechen Zhu and Asoke K. Nandi.* 2015. *Automatic Modulation Classification: Principles, Algorithms and Applications* (1st. ed.). Wiley Publishing. 2015.
32. *O. A. Dobre, A. Abdi, Y. Bar-Ness, and W. Su,* “Survey of automatic modulation classification techniques: Classical approaches and new trends,” in *IET.* 1. 137 - 156.
33. *T. J. O’Shea, T. Roy and T. C. Clancy,* “Over-the-Air Deep Learning Based Radio Signal Classification,” in *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, vol. 12, no. 1, pp. 168-179, Feb. 2018.

34. *S. Wei, Q. Qu, et al.*, “Self-attention Bi-LSTM Networks for radar signal modulation recognition,” in *IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques*, 69, 11 , pp 5160—5172, 2021.
35. *P. Ghasemzadeh, M. Hempel, H. Wang and H. Sharif*, “GGCNN: An Efficiency Maximizing Gated Graph Convolutional Neural Network Architecture for Automatic Modulation Identification,” *IEEE Transactions On Wireless Communications*. pp. 1-1 (2023)
36. *X. Wu, S. Wei and Y. Zhou*, “Deep Multi-Scale Representation Learning with Attention for Automatic Modulation Classification,”2022 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN), Padua, Italy, 2022, pp. 1-8.

РЕЦЕНЗІЯ

на кваліфікаційну роботу

випускника спеціальності: 123 «Комп'ютерна інженерія»

відділення: комп'ютерної та програмної інженерії

циклова комісія: комп'ютерних систем та мереж

Едуарда АРАКЕЛЯНА

(ім'я, прізвище)

Кваліфікаційна робота на тему «Застосування методів машинного навчання для підвищення ефективності управління радіолокаційними ресурсами в цивільній авіації» присвячена актуальній проблематиці інтеграції штучного інтелекту в системи авіаційного контролю. Зважаючи на зростання обсягів повітряного руху та ускладнення умов експлуатації радіолокаційних систем, використання нейромережесевих моделей для класифікації сигналів відкриває нові можливості підвищення точності та швидкості прийняття рішень. У роботі логічно та послідовно викладено теоретичні передумови, обґрунтовано вибір інструментарію, а також наведено результати практичного експерименту з використанням моделі LSTM.

Особливу увагу приділено перевагам штучного інтелекту, зокрема здатності адаптуватися до змінних умов та ефективно працювати з шумовими сигналами. Автором було продемонстровано високу точність класифікації (90%) при співвідношенні сигнал/шум 6 дБ, що свідчить про конкурентоспроможність розробленого підходу. У роботі також враховано інші підходи, зокрема елементи нечіткої логіки, динамічного програмування та теоретико-інформаційних методів, що в сукупності дозволило досягти високої ефективності системи.

Пояснювальна записка оформлена згідно з чинними стандартами, матеріал викладено грамотно, наведено ілюстративні графіки та обґрунтовано практичну цінність результатів. Робота справляє позитивне враження, демонструє глибоке розуміння теми, здатність автора до самостійного аналізу та експериментальної перевірки гіпотез. Результати можуть бути використані при модернізації систем авіаційного спостереження та в наукових дослідженнях у сфері машинного навчання для обробки радіосигналів.

Враховуючи зміст, структуру, актуальність та якість виконання, кваліфікаційна робота заслуговує на оцінку «відмінно».

Рецензент _____

викладач

(науковий ступінь, посада)

« _____ » _____ 2025 р.

(підпис)

Тетяна РУБАН

(ім'я, прізвище)

З рецензією ознайомлений _____

(підпис)

Едуард АРАКЕЛЯН

(ім'я, прізвище)