

**МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
СУМСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ АГРАРНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
ФАКУЛЬТЕТ ЕКОНОМІКИ І МЕНЕДЖМЕНТУ**

Кафедра кібернетики та інформатики

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА

освітній ступінь - «Бакалавр»

**на тему: ІНТЕЛЕКТУАЛЬНА ІНФОРМАЦІЙНА СИСТЕМА
ІДЕНТИФІКАЦІЇ БЕЗПЛОТНИХ ЛІТАЛЬНИХ АПАРАТІВ**

Виконав:

студент спеціальності

126 «Інформаційні системи та технології»

Олефіренко Дмитро Володимирович

Керівник:

Шелехов Ігор Володимирович

к.т.н., доцент кафедри кібернетики та інформатики

Рецензент:

Москаленко Альона Сергіївна

к.т.н., доцент кафедри комп'ютерних наук СумДУ

СУМСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ АГРАРНИЙ УНІВЕРСИТЕТ

Факультет	<u>Економіки і менеджменту</u>
Кафедра	<u>Кібернетики та інформатики</u>
Освітній ступінь	<u>«Бакалавр»</u>
Спеціальність	<u>126 «Інформаційні системи та технології»</u> <u>ОП «Інформаційні системи та технології»</u>

Затверджую:
Завідувач кафедри Світлана АГАДЖАНОВА

«_____» «_____» 202_____ р.

ЗАВДАННЯ НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ СТУДЕНТУ *Олефіренку Дмитру Володимировичу*

1. Тема роботи: Інтелектуальна інформаційна система ідентифікації безпілотних літальних апаратів

2. База практичного дослідження: проблемна науково-дослідна лабораторія інтелектуальних систем кафедри комп'ютерних наук Сумського державного університету м. Суми.

керівник роботи Шелехов Ігор Володимирович к.т.н., доцент

затверджена наказом по університету від «04» листопада 2024р. № 3717/ос

3. Строк подання студентом закінченого проєкту (роботи)

«23» червня 2025 року

4. Вихідні дані до проєкту (роботи):

Результати аналітичних досліджень зарубіжних та вітчизняних вчених, інтернет-джерела, нормативні документи за чинним законодавством.

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

- виконати постановку задачі;
- вибрати середовище для реалізації;
- розробити програмний продукт відповідно до поставлених задач;
- провести тестування системи.

6. Дата видачі завдання:

«04» листопада 2024 р.

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№ з/п	Назва етапів кваліфікаційної роботи	Строк виконання етапів проєкту	Примітка
1	Визначення об'єкту, предмету дослідження, формулювання мети та задач кваліфікаційної роботи, складання плану	січень 2025 р.	
2	Підбір та вивчення літературних джерел, технічної документації	лютий 2025 р.	
3	Розробка системи	лютий-квітень 2025 р.	
4	Оформлення пояснювальної записки	до 30 травня 2025 р.	
5	Оформлення презентації	до 1 червня 2025 р.	
6	Опрацювання зауважень керівника, перевірка на автентичність	5 червня 2025 р.	
7	Підготовка доповіді та її попередній захист	9 червня 2025 р.	
8	Перевірка з академічної доброчесності кваліфікаційної роботи	9 червня 2025 р.	
9	Представлення кваліфікаційної роботи на кафедрі, деканат	13 червня 2025 р.	
10	Захист кваліфікаційної роботи	27 червня 2025р.	
Студент			Дмитро ОЛЕФІРЕНКО

(підпис)

Керівник роботи

(підпис)

Ігор ШЕЛЕХОВ

Перевірку на автентичність проведено

(підпис)

Надія БАРАННИК

Кваліфікаційна робота допущена до захисту

(підпис)

Світлана ЛУКАШ

АНОТАЦІЯ

Олефіренко Д.В. Інтелектуальна інформаційна система ідентифікації безпілотних літальних апаратів.

Кваліфікаційна робота зі спеціальності 126 «Інформаційні системи та технології» ОП Інформаційні системи та технології Сумського національного аграрного університету. Суми, 2025 р. – Рукопис.

Кваліфікаційна робота присвячена розробці інтелектуальної інформаційної системи для автоматизованої ідентифікації безпілотних літальних апаратів (БПЛА) на основі аналізу їх мережевого трафіку. В роботі розглянуто сучасні методи виявлення та класифікації БПЛА, обґрунтовано вибір інформаційно-екстремальної технології машинного навчання для побудови ефективного класифікатора типів дронів.

Об'єктом дослідження є інформаційні процеси, пов'язані з передачею даних між БПЛА та наземною станцією управління. Предмет дослідження — методи автоматизованої ідентифікації типів БПЛА на основі аналізу мережевого трафіку з використанням інтелектуальних алгоритмів

Метою роботи є розробка інтелектуальної системи, здатної розпізнавати тип безпілота за статистичними характеристиками його трафіку. У процесі роботи створено математичну модель, реалізовано алгоритми навчання та тестування, оптимізовано геометричні параметри класифікаторів та систему контрольних допусків. Програмна реалізація здійснена у середовищі MATLAB.

Система була протестована на даних трьох типів дронів (Parrot Bebop, DBPower UDI, DJI Spark), досягнута загальна точність класифікації — 83%. Застосування послідовної оптимізації дозволило підвищити ефективність розпізнавання.

Ключові слова: безпілотні літальні апарати, ідентифікація, машинне навчання, мережевий трафік, інформаційно-екстремальна технологія.

SUMMARY

Olefrenko D.V. Intelligent information system for identifying unmanned aerial vehicles.

Qualification work in specialty 126 "Information systems and technologies" of the Information Systems and Technologies Department of the Sumy National Agrarian University. Sumy, 2025 - Manuscript.

The qualification work is devoted to the development of an intelligent information system for automated identification of unmanned aerial vehicles (UAVs) based on the analysis of their network traffic. The paper considers modern methods of detecting and classifying UAVs, and justifies the choice of information-extreme machine learning technology for building an effective classifier of drone types.

The object of the study is information processes associated with data transfer between the UAV and the ground control station. The subject of the study is methods of automated identification of UAV types based on network traffic analysis using intelligent algorithms

The aim of the work is to develop an intelligent system capable of recognizing the type of UAV based on the statistical characteristics of its traffic. In the process of work, a mathematical model was created, training and testing algorithms were implemented, the geometric parameters of classifiers and the control tolerance system were optimized. The software implementation was carried out in the MATLAB environment.

The system was tested on data from three types of drones (Parrot Bebop, DBPower UDI, DJI Spark), the overall classification accuracy was achieved - 83%. The use of sequential optimization allowed to increase the recognition efficiency.

Keywords: unmanned aerial vehicles, identification, machine learning, network traffic, information and extreme technology.

ЗМІСТ

ВСТУП.....	7
РОЗДІЛ 1 АНАЛІТИЧНИЙ ОГЛЯД.....	9
1.1 Методи та засоби детектування та ідентифікації безпілотних літальних апаратів.....	9
1.2 Постановка задачі.....	17
РОЗДІЛ 2 МОДЕЛЮВАННЯ ТА ПРОЄКТУВАННЯ.....	18
2.1 Основні визначення.....	18
2.2 Математичні моделі ІЕІ-технології та критерій функціональної ефективності.....	20
2.3 Алгоритми.....	24
РОЗДІЛ 3 ПРОГРАМНА РЕАЛІЗАЦІЯ.....	31
3.1 Архітектура інтелектуальної системи.....	31
3.2 Опис програмної реалізації.....	35
3.3 Тестування.....	39
ВИСНОВКИ.....	46
СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ.....	48
ДОДАТКИ.....	52
ДОДАТОК А ЛІСТИНГ ПРОГРАМИ.....	53
ДОДАТОК Б КОПІЇ ПУБЛІКАЦІЙ.....	56

ВСТУП

Актуальність теми. Останніми роками безпілотні літальні апарати (БПЛА) набули широкого застосування у багатьох сферах: від розважальної та цивільної до військової. Вони використовуються для зйомки, моніторингу територій, доставлення вантажів, розвідки та навіть ударних операцій. З одного боку, це відкриває великі можливості, з іншого — створює нові ризики, пов'язані з безпекою, незаконним використанням, шпигунством чи навіть терористичними загрозами.

Класичні методи виявлення дронів, такі як радіолокація, відеоспостереження або тепловізійне сканування, не завжди є ефективними. Деякі моделі БПЛА мають малі розміри, слабкий тепловий слід і можуть літати на низькій висоті, що робить їх складними для фіксації стандартними засобами.

Водночас кожен дрон, керований дистанційно, має особливості в мережевому трафіку, що передається між самим апаратом та наземною станцією управління. І ці цифрові сліди можна перехоплювати, аналізувати та використовувати як джерело даних для автоматичної ідентифікації типу БПЛА.

У цьому контексті виникає ідея розробки інтелектуальної системи, яка аналізує саме мережевий трафік безпілотної й на його основі визначає тип апарата. Це сучасний підхід, який поєднує в собі методи машинного навчання, обробку даних та застосування інформаційно-екстремальних технологій, що дозволяє створити ефективну, гнучку та адаптивну систему розпізнавання.

Мета і завдання дослідження. Метою дипломної роботи є розробка інтелектуальної системи, яка здатна автоматично ідентифікувати тип безпілотної літальної апарата за даними його мережевого трафіку з використанням інформаційно-екстремального методу машинного навчання.

Для досягнення цієї мети були поставлені такі основні завдання:

- провести аналітичний огляд наявних методів виявлення та ідентифікації БПЛА;

- обґрунтувати вибір інформаційно-екстремального підходу до навчання класифікатора;
- розробити математичну модель і програмні алгоритми ідентифікації;
- реалізувати прототип системи в середовищі MATLAB;
- провести навчання та тестування системи на реальних даних;
- оцінити ефективність системи та проаналізувати отримані результати.

Об'єктом дослідження є інформаційні процеси, пов'язані з передачею даних між БПЛА та наземною станцією управління.

Предметом дослідження є методи і засоби автоматизованої ідентифікації типів безпілотників на основі аналізу мережевого трафіку із застосуванням інтелектуальних алгоритмів навчання.

Апробація результатів кваліфікаційної роботи. Результати кваліфікаційної роботи апробовані на конференціях: 1) всеукраїнській науковій конференції студентів і аспірантів, присвяченій міжнародному дню студента (18-22 листопада 2024 р.), Суми; 2) IX міжнародній науково-практичній конференції «Research of young scientists: from idea generation to project implementation». (28-30 жовтня 2024 р.), Ліон.

Публікації. За матеріалами кваліфікаційної роботи опубліковано 2 тези наукових конференцій.

Структура і обсяг роботи. Кваліфікаційна робота складається із вступу, трьох розділів, висновків, списку використаних джерел з 27 найменувань, додатків. Основний текст викладений на 51 сторінках комп'ютерного тексту, робота містить, 15 рисунків, 2 додатки.

РОЗДІЛ 1

АНАЛІТИЧНИЙ ОГЛЯД

1.1 Методи та засоби детектування та ідентифікації безпілотних літальних апаратів

Радіолокаційний метод. Радіолокаційні станції (РЛС) є одним із найпоширеніших засобів для виявлення літальних апаратів. Ця технологія дозволяє фіксувати об'єкти на великих відстанях (до десятків кілометрів), при цьому погодні умови практично не впливають на дальність дії та ключові технічні характеристики станцій. Висока надійність та універсальність радіолокаційних засобів обумовлює їх широке застосування у системах протиповітряної оборони, а також у цивільному моніторингу повітряного простору.

Для контролю повітряного простору розроблено широкий спектр радіолокаційних систем, здатних працювати з об'єктами, що мають значну ефективну площу розсіювання (ЕПР) [1]. Проте стандартні РЛС малопридатні для виявлення безпілотних літальних апаратів (БПЛА), через те, що вони мають малі розміри та особливі характеристики відбитого сигналу. Через це виникає необхідність адаптації або створення нових технічних рішень, орієнтованих саме на виявлення об'єктів із низькою ЕПР. Для ефективного спостереження за такими об'єктами створено спеціалізовані радіолокаційні системи, що здатні розрізняти БПЛА та схожі на них цілі, наприклад, птахів. У класичних РЛС можливості ідентифікації та класифікації об'єктів обмежені, тоді як у спеціалізованих станціях ці функції є основними, оскільки саме на них покладається завдання не лише виявлення, а й точного визначення типу загрози.

РЛС, призначені для виявлення БПЛА, працюють за принципом активного випромінювання зондуючих сигналів та аналізу відбитого від об'єкта сигналу. Для цього використовуються різні типи зондування – імпульсне або безперервне.

Кожен з цих типів має свої переваги, зокрема імпульсне зондування забезпечує високу точність визначення дальності, тоді як безперервне дозволяє досягати кращої чутливості до малорухомих об'єктів. Станції можуть здійснювати моніторинг простору за допомогою різних методів огляду, зокрема паралельного або послідовного (у випадку кругового огляду). Залежно від архітектури системи та алгоритмів обробки, забезпечується різний рівень деталізації інформації про цілі у зоні покриття.

Однією з ключових характеристик сигналів, що застосовуються в РЛС для виявлення БПЛА, є мікродоплерівська сигнатура (МДС). Вона дозволяє класифікувати різні типи повітряних об'єктів, зокрема визначати безпілотники за характерними особливостями їхнього руху. Мікродоплерівські ефекти виникають унаслідок коливальних або обертальних рухів частин об'єкта, що детально відображається у частотній структурі відбитого сигналу. Статистичні параметри МДС відображають такі процеси, як обертання лопатей гвинта БПЛА, роботу реактивних турбін або помах крил птахів. Велику кількість методів обробки сигналів, що використовуються для отримання сигнатур, виділення інформативних ознак та класифікації цілей містить наукова література. Активне вивчення цих підходів свідчить про зростаючий інтерес наукової спільноти до проблематики надійного розпізнавання малогабаритних повітряних цілей.

У роботах [2, 3] було запропоновано використовувати спектрограму для формування МДС, застосовуючи методи короткочасного перетворення Фур'є (STFT) [2] та кепстрограму [3]. Основна увага була приділена побудові ознак, що дають змогу визначати з радіолокаційного сигналу такі параметри, як швидкість обертання та кут нахилу лопатей, а також розміри та кількість гвинтів, що дозволяє класифікувати гвинтові БПЛА. Такий підхід значно підвищує точність розпізнавання та зменшує кількість хибних тривог. У дослідженні [4] також застосовували STFT, проте як ознаки для навчання трьох класифікаторів (лінійного, нелінійного SVM та байєсівського) використовували власні вектори кореляційної матриці МДС. Це дозволило розрізняти десять різних типів

гвинтових БПЛА та птахів, що демонструє потенціал методів машинного навчання в аналізі радіолокаційних сигналів.

Методика, подібна до описаної у [4], була застосована в [5], однак додатково використовувалася декомпозиція сингулярних значень (SVD) спектрограми. У цій роботі автори запропонували три ключові функції, що допомагають у класифікації цілей, зокрема швидкості руху, періодичності та ширини спектра. Такий підхід є прикладом ефективної багатокритеріальної обробки сигналу, яка дозволяє виявляти навіть слабо помітні особливості у структурі сигналу, характерні саме для БПЛА. Дослідження [6] пропонує вдосконалений підхід, заснований на двовимірному регуляризованому комплексному логарифмічному перетворенні Фур'є, а також методику об'єктно-орієнтованого зменшення розмірності сигналу. Це підвищує інформативність і надійність підпростору, оптимізованого для розпізнавання БПЛА на тлі птахів, що особливо актуально у складних умовах фонових завад.

У свою чергу, в [7] був використаний метод емпіричної модової декомпозиції, що дозволив розкласти сигнал на набір осцилюючих компонентів. На їх основі формувалося вісім ознак статистичного та геометричного характеру. У якості класифікатора застосовувався нелінійний SVM, який показав вищу ефективність у виявленні БПЛА порівняно з методом, запропонованим у [4]. Це ще раз підтверджує доцільність використання складних математичних апаратів для підвищення точності класифікації в системах РЛС нового покоління.

РЛС кругового огляду з обертовою антеною ефективно виявляє та визначає координати БПЛА, забезпечуючи широкі пошукові можливості. Завдяки круговому огляду можна охопити значні площі, що особливо важливо для стратегічних об'єктів. Однак через специфіку її роботи час опромінення цілей є досить коротким, що унеможливорює формування МДС. У цьому випадку класифікація об'єктів здійснюється на основі характеристик їхнього руху, тобто траєкторної інформації. Такі підходи базуються на аналізі швидкості, напрямку та маневреності об'єктів у повітрі. Визначення аномальної траєкторії може слугувати непрямою ознакою БПЛА, особливо у разі застосування автономних

або напівавтономних алгоритмів управління. Поєднання даних про траєкторію та ймовірнісних моделей поведінки дозволяє суттєво підвищити ефективність виявлення навіть у ситуаціях, коли сигнальні характеристики маловиразні.

Оптичний метод. У багатьох публікаціях розглядається проблема виявлення БПЛА за допомогою відеокамер, що працюють у видимому спектрі. Для прийняття рішення про виявлення та розпізнавання БПЛА зазвичай використовуються алгоритми глибокого навчання та нейронні мережі. Це зумовлено значними досягненнями у сфері класифікації зображень, зокрема на основі набору даних ImageNet. Навчання нейронних мереж, як правило, здійснюється з використанням зображень БПЛА з цієї загальнодоступної бази [8]. Автори численних експериментальних досліджень застосовували глибокі нейронні мережі (DNN), і найкращі результати продемонструвала архітектура VGG-16 [9, 10]. Однак експерименти показали, що присутність птахів у кадрі спричиняє зростання кількості хибних спрацьовувань. Тому, щоб підвищити ефективність алгоритмів, рекомендується не виключати з навчальних відеозаписів фрагменти з птахами. Це дасть змогу системі краще навчитися розрізняти БПЛА та птахів, мінімізуючи рівень помилок.

У роботі [11] була запропонована модель, побудована на основі згорткової нейронної мережі VGG у поєднанні з регіональними пропозиціями (RPN) для виявлення та класифікації БПЛА і птахів. Автори сформували обширну базу зображень, яка містила фотографії птахів, безпілотників і фонові сцени, зібрані з відкритих джерел в Інтернеті. Навчивши модель на цьому датасеті, вони дійшли висновку, що застосування більш різноманітного набору зображень сприяє підвищенню точності розпізнавання об'єктів.

У дослідженні [12] запропоновано розмістити U-мережу перед основним класифікатором, яка виконує попередню обробку послідовних кадрів, виділяючи області руху, що можуть містити БПЛА. Після цього отримані області аналізуються основною мережею, яка приймає остаточне рішення.

У роботі [13] також використовується модуль попередньої обробки зображень, побудований на базі глибокої нейронної мережі з методом SISR

(Single Image Super-Resolution). Цей підхід дозволяє значно підвищити роздільну здатність кадрів, отриманих із відеокамери, що сприяє покращенню якості виявлення та збільшенню максимальної дальності, на якій може бути розпізнаний БПЛА.

Інфрачервоний метод. Інфрачервоні відеокамери або тепловізійні датчики працюють у невидимому спектрі електромагнітних хвиль, зазвичай у довгохвильовому інфрачервоному діапазоні (9–14 мкм), реєструючи випромінювання, що виходить від нагрітих об'єктів або їхніх окремих елементів. В основі роботи таких пристроїв лежить здатність будь-якого тіла, температура якого перевищує абсолютний нуль, випромінювати інфрачервону енергію. Таким чином, тепловізійні системи дозволяють виявляти об'єкти за їхнім тепловим фоном, незалежно від їхньої видимості у традиційному спектральному діапазоні.

Головна перевага таких камер – здатність візуалізувати об'єкти незалежно від рівня освітленості, навіть у повній темряві та за несприятливих погодних умов [14]. Це робить тепловізійні сенсори незамінними в умовах, коли традиційні оптичні прилади втрачають свою ефективність – наприклад, уночі, за густого туману, дощу чи диму. Тепловізори дозволяють «бачити» об'єкти, які залишаються невидимими для звичайних камер або людського ока.

Хоча тепловізійні камери мають нижчу роздільну здатність порівняно з камерами видимого спектра, вони більш стійкі до змін освітлення. Це пов'язано з тим, що тепловізійні зображення формуються не завдяки відбитому світлу, а завдяки власному тепловому випромінюванню об'єкта. Проте варто зазначити, що подібні системи є доволі дорогими, особливо ті, які здатні забезпечити високу чутливість і точність вимірювання. Їхня вартість значно вища, що може бути обмеженням для широкого розгортання подібних систем у масових або мобільних сценаріях спостереження.

У дослідженні [15] розглядалася можливість виявлення БПЛА у складних умовах, зокрема на тлі дерев із рухомим листям. Цей контекст важливий, оскільки природне середовище часто створює велику кількість теплових шумів,

які ускладнюють процес розпізнавання. Однак дослідження свідчать, що навіть за складних умов тепловізійні системи здатні успішно виявляти дрони завдяки різниці в температурному профілі та характеру їхнього руху.

У роботі [16] проведено порівняльний аналіз ефективності детекції дронів за допомогою тепловізійних камер, що працюють у різних діапазонах інфрачервоного спектра: довгохвильовому (LWIR), середньохвильовому (MWIR) та короткохвильовому (SWIR). Результати цього дослідження дозволяють зробити висновок про оптимальні конфігурації апаратури для виявлення БПЛА залежно від середовища, типу апарата та цільового завдання. Зокрема, камери MWIR, які забезпечують кращу просторову роздільність, виявилися ефективнішими в умовах середньої температурної контрастності.

У дослідженні [17] оцінювалася можливість визначення кутових координат БПЛА у просторі за допомогою кількох тепловізійних камер. Такий підхід дозволяє не лише виявити присутність об'єкта, а й простежити його переміщення у тривимірному просторі. Методика передбачає використання багатопозиційного спостереження та триангуляції на основі тепловізійних зображень, що дозволяє підвищити точність визначення траєкторії руху.

Загалом кількість досліджень, присвячених виявленню БПЛА із застосуванням тепловізійних камер, є порівняно невеликою. Однак інтерес до цієї тематики зростає у зв'язку зі зростанням кількості випадків використання дронів у нічний час або в умовах, де інші типи сенсорів виявляються неефективними. Водночас у науковій літературі часто розглядаються можливості тепловізійних систем для вирішення інших завдань, зокрема виявлення та розпізнавання осіб. Цей досвід може бути частково адаптований для задач детектування БПЛА, з урахуванням відмінностей у їхній динаміці та тепловому профілі.

Методи глибокого навчання, в тому числі CNN - згорткові нейронні мережі, активно використовуються для обробки тепловізійних зображень у різноманітних завданнях аналізу [18]. Такі підходи дозволяють автоматизувати процеси класифікації та розпізнавання об'єктів, підвищуючи точність і

знижуючи потребу в ручному аналізі. Навчання моделей проводиться на великих обсягах даних, що дозволяє їм виділяти навіть складні шаблони або ознаки, неочевидні для людського спостерігача. У контексті тепловізійного спостереження за БПЛА CNN-архітектури демонструють високу ефективність, особливо в умовах, коли інші сенсори дають недостатньо чітку або шумну інформацію.

Отже, хоча тепловізійні системи поки що не є домінуючим інструментом у сфері виявлення БПЛА, вони мають значний потенціал і перспективи розвитку, особливо за умови їх поєднання з методами глибокого навчання та мультисенсорного підходу.

Акустичний метод. Акустичний інформаційний канал відіграє важливу роль у завданні ідентифікації та визначення координат БПЛА, що підтверджується численними науковими дослідженнями [19]. На відміну від інших методів, таких як радіолокаційний чи оптичний, акустичний підхід базується на фіксації звукових хвиль, що виникають під час польоту безпілотного літального апарата. Завдяки цьому з'являється можливість створювати маловитратні системи виявлення, які не потребують випромінювання сигналу, працюючи за принципом пасивного моніторингу навколишнього середовища.

Акустичний сигнал, випромінюваний БПЛА, залежить від типу літального апарата, його конструктивних особливостей, кількості двигунів і несучих гвинтів. Наприклад, багатовітрові системи, такі як квадрокоптери чи октокоптери, генерують характерний шум внаслідок обертання великої кількості лопатей. Ці особливості зумовлюють необхідність адаптації апаратури до специфічного звукового профілю об'єктів. Відповідно, акустична локаційна станція (содар) має проектуватися з урахуванням специфіки прийнятого сигналу. Дослідженням характеристик акустичних сигналів, які випромінюють БПЛА, присвячена робота [20].

Експериментальні дослідження акустичного поля квадрокоптера показали, що його спектр випромінювання містить виражені гармонічні складові, частоти

яких кратні частоті обертання гвинтів. Це означає, що акустичний сигнал має періодичну природу, що дає змогу виявляти і відрізняти БПЛА серед інших джерел звуку. Основний тон знаходиться у діапазоні 80–240 Гц, тоді як загальна кількість гармонік може варіюватися від 10 до 40. Спектр сигналу поширюється до частот понад 10–12 кГц, що забезпечує широкий спектр акустичних ознак, придатних для аналізу.

Під час польоту спектральні лінії випромінювання квадрокоптера розмиваються через зміни частоти обертання двигунів, викликані автоматичною компенсацією дестабілізуючих факторів. Це пов'язано із системами стабілізації польоту, що постійно коригують потужність моторів у відповідь на зміну умов польоту (наприклад, пориви вітру чи зміну напрямку руху). Така мінливість сигналу, хоч і ускладнює процес детектування, водночас створює додаткову інформативну ознаку, яка може бути застосована для класифікації. Зокрема, ці коливання сигналу можуть бути характерними саме для БПЛА та відрізняти їх від інших джерел шуму, таких як транспортні засоби або природні джерела звуку. Розширення спектральних ліній проявляється сильніше з ростом порядкового номера гармоніки [20], що свідчить про складну акустичну природу сигналів, які можна ефективно аналізувати методами цифрової обробки сигналів.

Крім того, для підвищення ефективності ідентифікації БПЛА акустичні системи можуть бути інтегровані з іншими сенсорними платформами, наприклад з інфрачервоними або відеокамерами. Така мультисенсорна інтеграція дозволяє знизити ймовірність хибних тривог та забезпечити більш надійну оцінку параметрів об'єкта. В окремих дослідженнях застосовуються методи машинного навчання, вони дозволяють класифікувати об'єкти за звуковими ознаками, використовуючи спектральні характеристики сигналу як вхідні дані.

Таким чином, акустичний метод детектування БПЛА продовжує залишатися актуальним напрямом наукових досліджень, особливо в контексті побудови дешевих, енергоефективних та мобільних систем охорони периметра або захисту об'єктів критичної інфраструктури. Поєднання цієї технології з

іншими відкриває нові перспективи для точного виявлення та класифікації загроз у складних реальних умовах.

1.2 Постановка задачі

Здійснений аналіз підтверджує важливість і практичну цінність проблеми виявлення та розпізнавання безпілотних авіаційних систем. Мета цього дослідження полягає у створенні та програмній реалізації системи, здатної навчатися класифікації типів БПЛА на основі аналізу переданих ними даних до наземного центру керування. Перспективним підходом для вирішення цього завдання є застосування інформаційно-екстремальної інтелектуальної технології у процесі побудови класифікатора.

Основні етапи роботи включають:

1. Розробка математичного опису вхідних даних для інтелектуальної системи ідентифікації типу БПЛА на основі аналізу його трафіку.
2. Вибір математичної моделі машинного навчання розпізнаванню виду БПЛА.
3. Вибір критерію функціональної ефективності параметрів навчання.
4. Розробка алгоритмів удосконалення функціональних характеристик інтелектуальної системи. Програмна реалізація розроблених алгоритмів.
5. Перевірка ефективності роботи інтелектуальної системи при розв'язанні задачі розпізнавання трьох видів БПЛА за даними їхнього трафіку.

РОЗДІЛ 2

МОДЕЛЮВАННЯ ТА ПРОЄКТУВАННЯ

2.1 Основні визначення

Наведемо основні визначення, що використовує інформаційно-екстремальна інтелектуальна технологія (ІЕІ-технологія).

Клас або образ X_k^o – це відображення характеристик або ознак k -тої групи подібних БПЛА, що розпізнаються, або реалізацій класу [21].

Множина класів формують алфавіт класів розпізнавання $\{X_k^o | k = \overline{1, M}\}$, де M – потужність алфавіту. Множина ознак або словник формує простір ознак розпізнавання W , в якому клас визначається як область $X_k^o \in W$. Множина реалізацій кожного класу формує його навчальну вибірку $\{Y_{k,i}^{(j)} | k = \overline{1, M}, i = \overline{1, N}, j = \overline{1, n}\}$, де N – потужність словника ознак, n – об'єм вибірки.

ІЕІ-технологія для відтворення вирішальних правил класів розпізнавання БПЛА під час навчання застосовує редуційований бінарний простір ознак розпізнавання W_B , в якому ознаки здані приймати значення 0 або 1. Метрикою такого простору є кодова відстань:

$$d(x_1, x_2) = \sum_{i=1}^N (x_{1,i} \oplus x_{2,i}) \quad (2.1)$$

де $x_{1,i}$ – i -та координата бінарного вектора $x_1 \in \Omega_B$; $x_{2,i}$ – i -та координата бінарного вектора $x_2 \in \Omega_B$; $\oplus$ – операція складання за модулем два.

Для переходу з простору ознак W до W_B застосовується механізм системи контрольних та нормованих допусків на ознаки розпізнавання, які описують поведінкові та конструктивні характеристики БПЛА. Поля нормованого і контрольного допусків для i -тої ознаки розпізнавання складаються з верхнього і

нижнього допусків, які задаються шляхом визначення центру поля допусків та його ширини $\{\delta_{H,1}|i = \overline{1,N}\}$ для нормованих та $\{\delta_{K,1}|i = \overline{1,N}\}$ для контрольних допусків. Центр поля обчислюється як математичне сподівання значень ознак розпізнавання одного з класів, що визначається як базовий X_1^0 . Ширина поля нормованих допусків $\{\delta_{H,1}|i = \overline{1,N}\}$ визначається за максимальним відхилення значення ознаки від центру поля. Контрольні допуски включають значення ознаки з імовірністю $0 < p_i < 1$ за умови, що реалізація належить до базового класу X_1^0 . При цьому виконується нерівність $|\delta_{K,i}| \leq |\delta_{H,i}|$ і система контрольних допусків (СКД) є сталою для всіх класів алфавіту.

Після формування та застосування системи контрольних допусків навчальна вибірка $\{Y_{k,i}^{(j)}|k = \overline{1,M}, i = \overline{1,N}, j = \overline{1,n}\}$ перетворюється на бінарну навчальну вибірку $\{X_{k,i}^{(j)}|k = \overline{1,M}, i = \overline{1,N}, j = \overline{1,n}\}$. Реалізаціями класу X_k^0 в такій вибірці є структурований бінарний вектор $x_k^{(j)} = \langle x_{k,1}^{(j)}, \dots, x_{k,1}^{(j)}, \dots, x_{k,N}^{(j)} \rangle$, де $x_{m,1}^{(j)}$ - i -та координата вектора, яка приймає значення 1, якщо значення i -ї ознаки належить полю контрольних допусків $\delta_{K,i}$, або 0, якщо значення виходить за верхній або нижній допуск цього поля.

Основною задачею етапу навчання за ІЕІ-технологією є формування вирішальних правил всіх класів в просторі Ω_B , за бінарною навчальною вибіркою $\{x_{k,i}^{(j)}\}$ деяким оптимальним в інформаційному розумінні способом, що на етапі екзамєну забезпечить прийняття рішень з наближеною до максимальної асимптотичної достовірності. Такі правила формуються у вигляді роздільних гіперсфер, для яких під час навчання визначаються центр і радіус.

Центр роздільної гіперсфери або еталонний вектор $x_k = \langle x_{k,1}, \dots, x_{k,1}, \dots, x_{k,N} \rangle$ - це математичне сподівання бінарних реалізацій класу X_k^0 .

Радіус роздільної гіперсфери формується за ітераційною процедурою $d_k^* = \arg \max_{\{d\}} E_k^{(d)}$, де $d = \overline{0,N}$ - множина радіусів гіперсфери, $E_k^{(d)}$ - значення критерію

оптимізації, що характеризують функціональну ефективність роздільної гіперсфери з параметрами $\tilde{\mathfrak{R}}^{[M]} = (x_k, d_k^*)$.

Як критерій оптимізації процесу навчання системи за ІЕІ-технологією використовується інформаційний статистичний критерій, який є природною мірою подібності (або різноманітності) класів і при цьому сформований у вигляді функціоналу від асимптотичних точносних характеристик.

При цьому функціональними параметрами вважається будь-яка характеристика системи, яка безпосередньо або опосередковано впливає на функціональну ефективність системи. В цій роботі функціональними параметрами є геометричні параметри роздільних гіперсфер і ширина поля контрольних допусків.

На відміну від класичних методів розпізнавання образів ІЕІ-технологія приймає гіпотезу нечіткої компактності розпізнавання образів, тобто дозволяє роздільним гіперсферам $\tilde{\mathfrak{R}}^{[M]} = \{x_k, d_k^*\}$ перетинатися в просторі W_B при виконанні таких умов:

$$\begin{aligned}
 &1) \quad (\forall X_m^o \in \tilde{\mathfrak{R}}^{[M]}) [X_m^o \neq \emptyset]; \\
 &2) \quad (\exists X_k^o \in \tilde{\mathfrak{R}}^{[M]}) (\exists X_l^o \in \tilde{\mathfrak{R}}^{[M]}) [X_k^o \neq X_l^o \rightarrow X_k^o \cap X_l^o \neq \emptyset]; \\
 &3) \quad (\forall X_k^o \in \tilde{\mathfrak{R}}^{[M]}) (\forall X_l^o \in \tilde{\mathfrak{R}}^{[M]}) [X_k^o \neq X_l^o \rightarrow \text{Ker} X_k^o \cap \text{Ker} X_l^o \neq \emptyset]; \\
 &4) \quad \bigcup_{X_k^o \in \tilde{\mathfrak{R}}} X_k^o \subseteq \Omega_B; k \neq l; k, l = \overline{1, M}.
 \end{aligned} \tag{2.2}$$

2.2 Математичні моделі ІЕІ-технології та критерій функціональної ефективності

В циклу робіт розглядаються дві базові моделі навчання та екзамену за ІЕІ-технологією.

Діаграма на рисунку 2.1 [21, 22] ілюструє математичну у вигляді відображення множин, які залучені у процес навчання відповідно до базового алгоритму ІЕІ-технології в умовах апріорно нечіткого поділу.

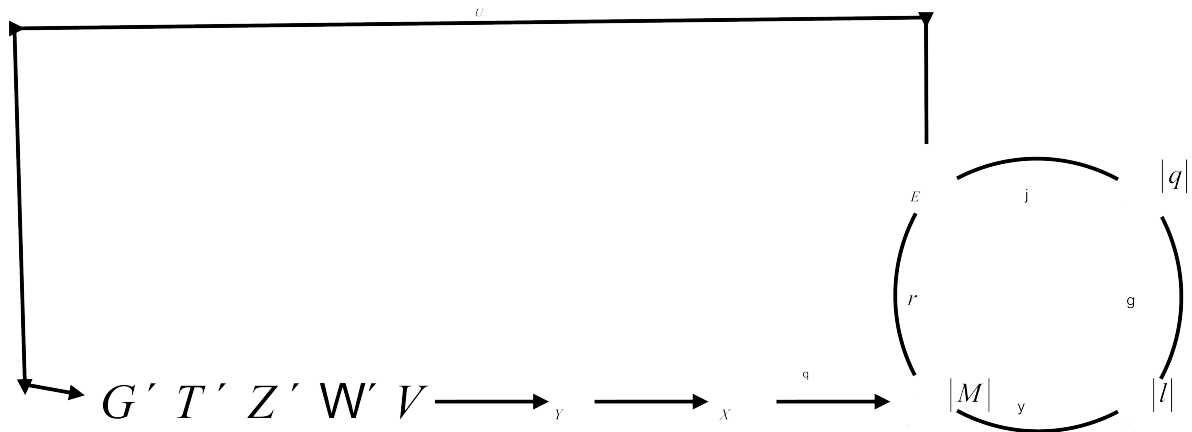


Рисунок 2.1 – Категорійна модель, що використовується для оптимізації геометричних параметрів роздільних гіперсфер

Джерело: запропоновано автором

На рисунку 2.1 прийнято такі позначення:

G - простір параметрів трафіку який характеризує тип БПЛА;

T - множина моментів часу моніторингу трафіку;

Ω - простір характеристик трафіку;

Z – множина типів БПЛА, що здатна ідентифікувати система;

V – множина типів правил ідентифікації БПЛА;

$\Phi: G' \times T' \times \Omega' \times Z' \rightarrow Y$ - оператор формування навчальної вибірки Y .

Y - навчальна вибірка;

X - бінеаризована навчальна вибірка;

$U: E \times G' \times T' \times \Omega' \times Z' \times V$ – оператор, який регулює процес навчання та забезпечує оптимізацію параметрів його плану, таких як обсяг і структура випробувань, порядок ідентифікації типів БПЛА.

Оператор θ виконує допустимі перетворення навчальної матриці Y у вирішальні правила $\theta:Y \rightarrow \tilde{\mathfrak{R}}^{|M|}$, за якими ідентифікуються M типів БПЛА. Перетворення відбуваються в бінеаризованому просторі характеристик мережевого трафіку БПЛА Ω_B . При прийнятті рішення щодо типу БПЛА висуваються l гіпотез $I^{|l|} = \{\gamma_1, \gamma_2, \dots, \gamma_l\}$. Оператор класифікації $\Psi: \tilde{\mathfrak{R}}^{|M|} \rightarrow I^{|l|}$ перевіряє кожну з них за допомогою сформованих вирішальних правил $\tilde{\mathfrak{R}}^{|M|}$, а оператор $\gamma: I^{|l|} \rightarrow \mathfrak{Z}^{|q|}$ обчислює точності характеристики вирішальних правил (першу і другу достовірність та помилки першого і другого роду). Таким чином кількість точних характеристик буде $q = l^2$. Оператор $\phi: \mathfrak{Z}^{|q|} \rightarrow E$ перетворює q точносних характеристик на єдине значення критерію функціональної ефективності (КФЕ). Оператор r утворює контур оптимізації параметрів вирішальних правил $\tilde{\mathfrak{R}}^{|M|}$.

На рисунку 2.2 утворено категорійну модель для пошуку оптимальних параметрів системи контрольних допусків (СКД) на характеристики мережевого трафіку БПЛА [22].

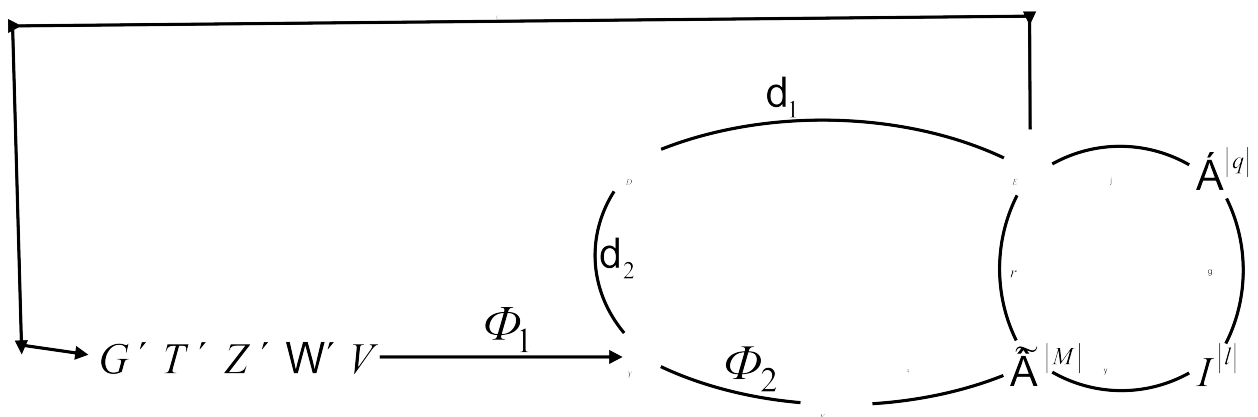


Рисунок 2.2 – Категорійна модель пошуку оптимальних параметрів (СКД)

Джерело: запропоновано автором

На рисунку 2.2 оператори δ_1 оцінює ефективність поточної СКД, а δ_2 формує нові варіанти СКД для їх оцінки.

На рисунку 2.3 представлено контур операторів, відповідальних за

оптимізацію СКД, який охоплює також оптимізацію геометричних параметрів розбиття $\tilde{\mathcal{R}}^{|M|}$.

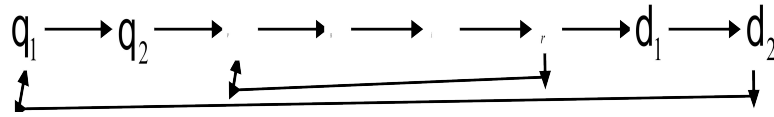


Рисунок 2.3 – Контур оптимізації контрольних допусків

Джерело: запропоновано автором

Отже, оптимізація геометричних параметрів контейнерів класів виконується на кожному етапі оптимізації СКД та входить до складу внутрішнього циклу інформаційно-екстремального алгоритму навчання системи.

Логарифмічна статистична інформаційна міра Кульбака оперує ймовірностями прийняття системою правильних (P_t) і неправильних рішень (P_f).

$$P_t = \frac{D_1 + D_2}{2}$$

$$P_f = \frac{\alpha + \beta}{2}$$

$$E = \log_2 \left(\frac{P_t}{P_f} \right) [P_t - P_f] = 0,5 \log_2 \left(\frac{D_1 + D_2}{\alpha + \beta} \right) [(D_1 + D_2) - (\alpha + \beta)] \quad (2.3)$$

де, D_1 – перша достовірність (ймовірність того, що ми будемо приймати правильні рішення при ідентифікації поточного типу БПЛА), D_2 – друга достовірність (ймовірність того, що ми будемо приймати правильні рішення при ідентифікації найближчого «сусіднього» типу БПЛА). α – помилка першого роду, β – помилка другого роду.

Таким чином, задача оптимізації полягає в підборі таких параметрів системи ідентифікації БПЛА, щоб критерій функціональної ефективності набував свого максимального значення.

На рисунку 2.4 наведено діаграму, що ілюструє використання множин, які застосовуються під час екзамену в межах ІЕІ-технології [22-23].

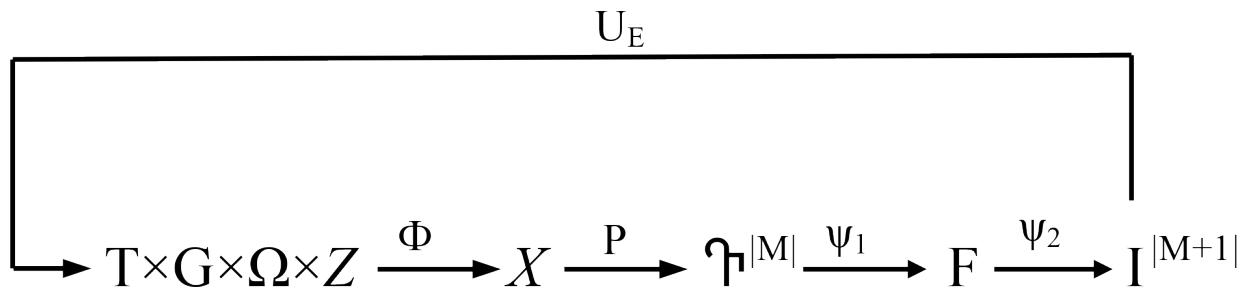


Рисунок 2.4 – Діаграма множин при функціонуванні системи у режимі екзамену

Джерело: запропоновано автором

У діаграмі (рисунок 2.4) множина F містить значення функцій належності екзаменаційної реалізації до кожного з класів розпізнавання, що обчислюється за формулою:

$$\mu_k = 1 - \frac{d(x_k \oplus x_e)}{d_k^*} \quad (2.4)$$

де x_e – бінеаризована екзаменаційна реалізація.

2.3 Алгоритми

Подано базовий алгоритм навчання за ІЕІ-технології у вигляді набору блоксхем. На першому етапі формується так звана система контрольних допусків на статистичні характеристики мережевого трафіку БПЛА. Ця система складається з верхнього та нижнього допусків для кожної характеристики. Для того, щоб знайти ці значення ми від усередненого по характеристиці значення відкладаємо

вверх і вниз, тобто додаємо і віднімаємо ширину поля допусків $\delta_{K,i}$. Подамо цей процес у вигляді блок-схем (рисунок 2.5).

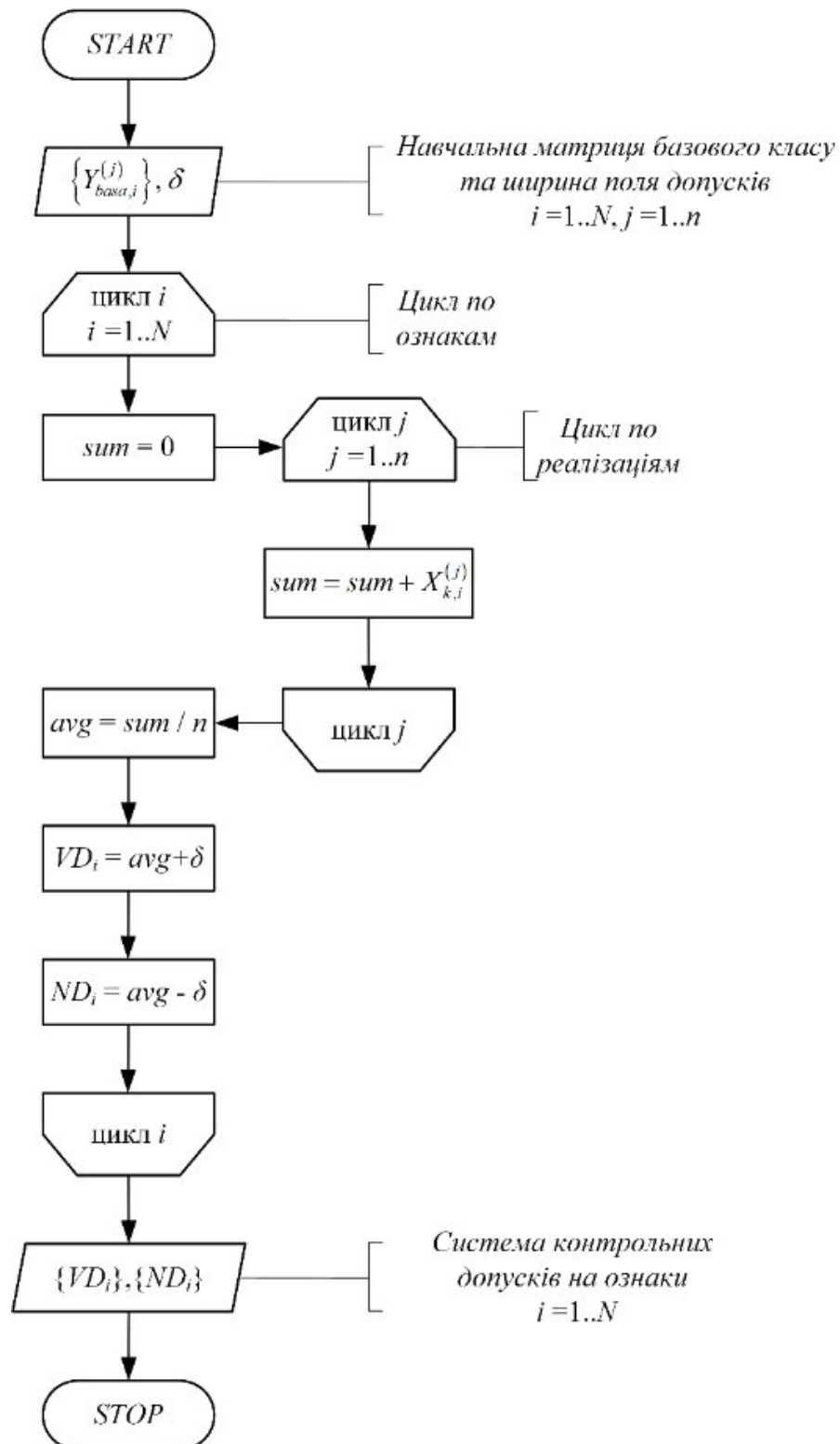


Рисунок 2.5 – Блок-схема алгоритму SKD

Джерело: запропоновано автором

На рисунку 2.6 подано блок-схему алгоритму ВМ, який є важливим етапом попередньої обробки даних у системі розпізнавання безпілотних літальних апаратів. Його головна мета — перетворення навчальної інформації про БПЛА у зручну для обробки бінарну форму, яка відображає наявність або відсутність певних характерних ознак у кожного зразка.

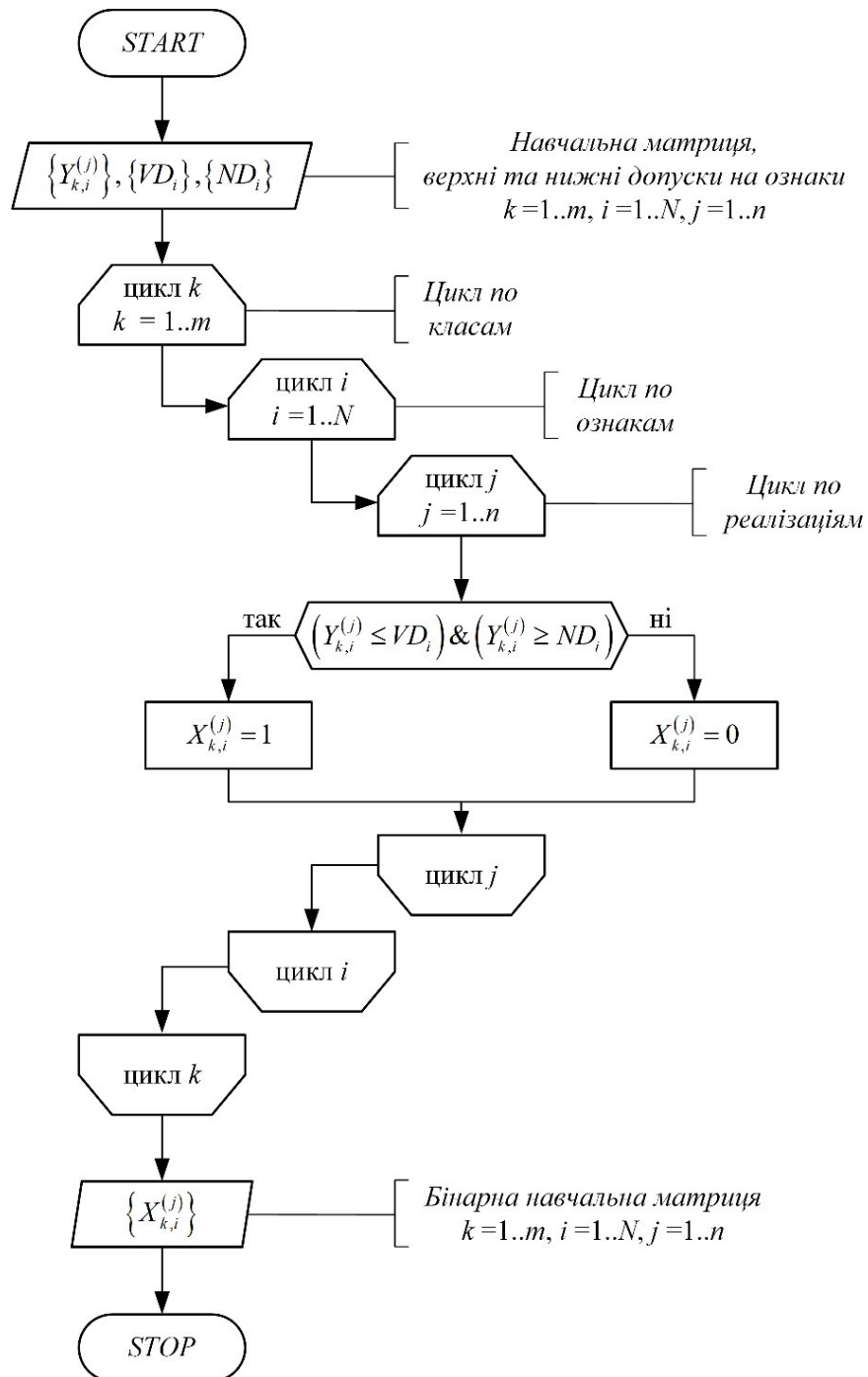


Рисунок 2.6 – Блок-схема алгоритму ВМ

Джерело: запропоновано автором

Перед запуском алгоритму у систему вводяться такі вхідні дані:

- Навчальна матриця, яка містить опис об'єктів спостереження — безпілотників. Кожен безпілотник представлений значеннями певного набору ознак. Наприклад, це можуть бути такі параметри, як вага, розмір, швидкість, висота польоту, частота передачі сигналу, тип двигуна та інші характеристики, що мають значення для розпізнавання типу БПЛА.
- Для кожної ознаки задаються межі допустимих значень. Це так звані верхні і нижні допуски. Вони визначають, у якому діапазоні значення ознаки вважається типовим або допустимим для конкретного класу БПЛА.

Алгоритм починає роботу з послідовного перебору усіх класів безпілотників, які є в навчальному наборі даних. Кожен клас відповідає певному типу БПЛА, наприклад: ударні, розвідувальні, комерційні тощо.

Для кожного класу програма переходить до обробки окремих зразків — тобто конкретних реалізацій БПЛА, які належать до цього класу. Ці зразки можуть бути зібрані на основі реальних польотних даних, телеметрії або інших засобів спостереження.

Далі, для кожного такого зразка аналізуються всі доступні ознаки. Для кожної ознаки програма перевіряє, чи її значення входить у допустимий діапазон, заданий для відповідного класу. Іншими словами, перевіряється, чи значення ознаки не є занадто малим або занадто великим. Якщо ознака знаходиться в межах допусків, це свідчить про те, що вона є характерною і значущою для об'єкта даного типу.

У такому випадку в бінарну матрицю заноситься одиниця — тобто ознака підтверджується. Якщо ж значення ознаки виходить за допустимі межі — вона вважається нехарактерною, і в бінарній матриці фіксується нуль.

Такий підхід дозволяє не тільки стандартизувати дані, але й зменшити їх складність, виділивши лише ті ознаки, які справді мають значення при класифікації та розпізнаванні БПЛА.

Після завершення обробки всіх класів, усіх зразків та всіх ознак, алгоритм формує бінарну навчальну матрицю. У цій матриці кожен елемент відображає

лише два стани: ознака характерна (тобто є одиниця) або нехарактерна (тобто нуль).

Алгоритм EV (еталонних векторів) – зображений на рисунку 2.7, він є наступним логічним етапом після формування бінарної навчальної матриці в алгоритмі ВМ. Його мета — на основі оброблених даних побудувати еталонні вектори для кожного класу БПЛА. Еталонні вектори використовуються в подальших етапах системи розпізнавання для порівняння з новими об'єктами і визначення їх класу.

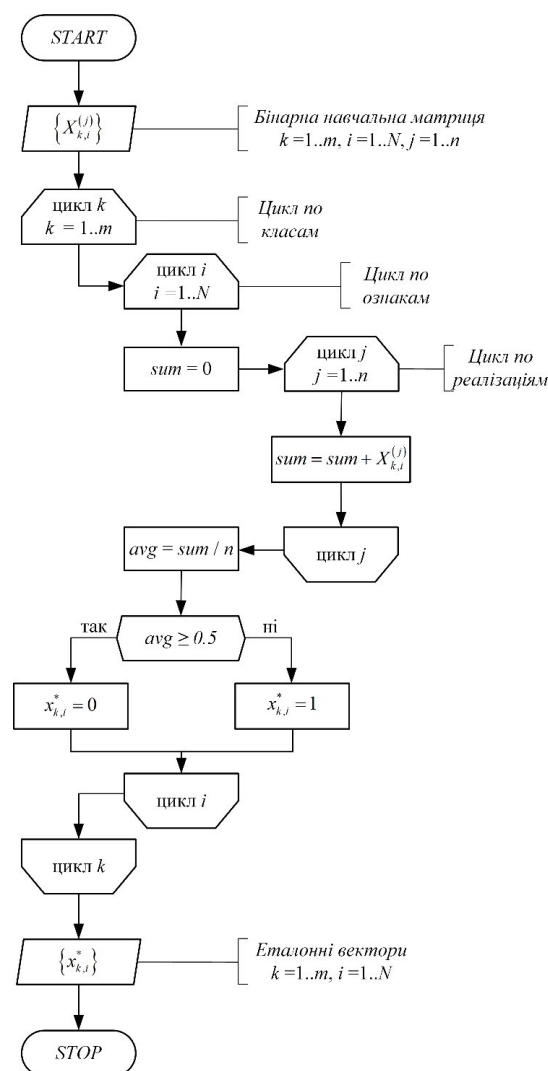


Рисунок 2.7 – Блок-схема алгоритму EV

Джерело: запропоновано автором

На вхід алгоритму подається бінарна навчальна матриця, сформована на попередньому етапі. Вона містить інформацію про те, які ознаки характерні або

нехарактерні для кожного прикладу БПЛА з кожного класу. Значення ознак у матриці представлені у вигляді 0 і 1.

Алгоритм поетапно обробляє кожен клас безпілотних літальних апаратів, таких як ударні, розвідувальні, тактичні тощо. Для кожного з класів аналізується повний набір ознак, які можуть характеризувати БПЛА — наприклад, розмір, швидкість, дальність польоту, тип зв'язку, наявність сенсорів тощо. У процесі аналізу підраховується, скільки прикладів у межах одного класу мають ту чи іншу ознаку, тобто скільки разів ознака є активною. Після цього обчислюється частка реалізацій з активною ознакою — таким чином визначається, наскільки ця ознака є типовою для відповідного класу. Якщо ознака зустрічається у половини або більшої кількості зразків класу, вона вважається характерною (еталонною) і включається до еталонного вектора. Якщо менше половини — така ознака вважається нетиповою і не враховується.

У підсумку для кожного з класів формується еталонний вектор, який містить лише найхарактерніші ознаки. Цей вектор виступає в ролі узагальненого представлення класу і використовується для подальшого розпізнавання БПЛА, що дозволяє ефективно порівнювати нові об'єкти з наявними класами.

На рисунку 2.8 представлено структурну схему алгоритму екзамену, який використовується для нечіткого поділу простору ознак розпізнавання, що характерно для загального випадку класифікації. На вхід до алгоритму подається такі дані: $\{x_{k,i}^*\}$ масив еталонних векторів; $\{d_k^*\}$ - цілий масив оптимальних радіусів контейнерів класів розпізнавання у кодовій відстані Хеммінга; $\{y_i^{(j)}\}$ - реалізація образу, що розпізнається; $\{VD_i\}, \{ND_i\}$ - масиви нижніх і верхніх контрольних допусків на ознаки розпізнавання.

Результатом роботи алгоритму є визначення належності реалізації, що підлягає розпізнаванню, до класу k^* з алфавіту класів $\{X_k^o\}$, сформованого на етапі навчання. З цією метою для кожного класу обчислюється функція належності, яка, у випадку застосування гіперсферичного класифікатора, має такий вигляд:

$$\mu_k = 1 - \frac{d_{x_e \ll x_k^*}}{d_k^*} \quad (2.5)$$

Після завершення циклу здійснюється визначення класу, до якого належить реалізація, шляхом знаходження максимального значення функції належності (2.5).

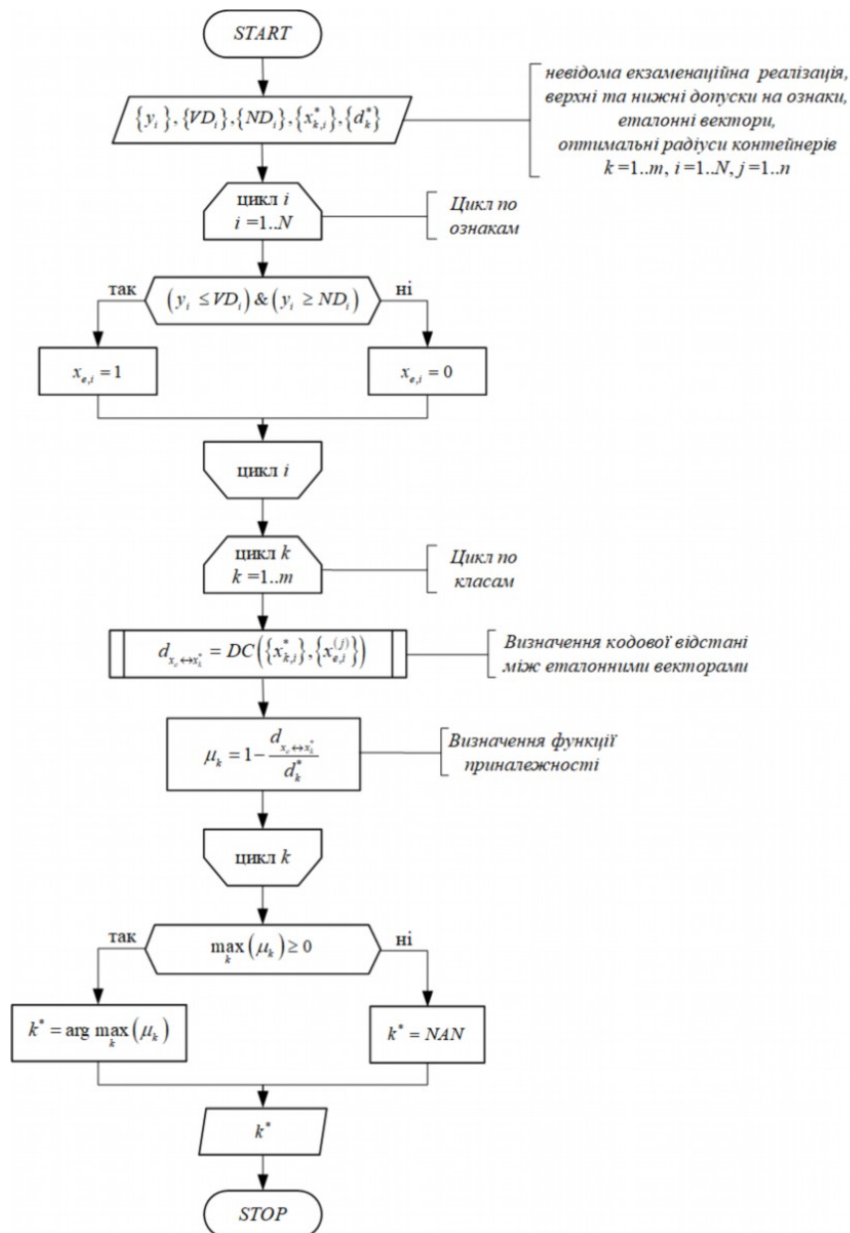


Рисунок 2.8 – Структурна схема алгоритму екзамену

Джерело: запропоновано автором

РОЗДІЛ 3

ПРОГРАМНА РЕАЛІЗАЦІЯ

3.1 Архітектура інтелектуальної системи

Прийняття рішень в інтелектуальній системі здійснюється шляхом оцінки значень параметрів мережевого трафіку. Концептуальна модель інтелектуальної системи для ідентифікації безпілотних літальних апаратів за їх мережевим трафіком представлена на рисунку 3.1.

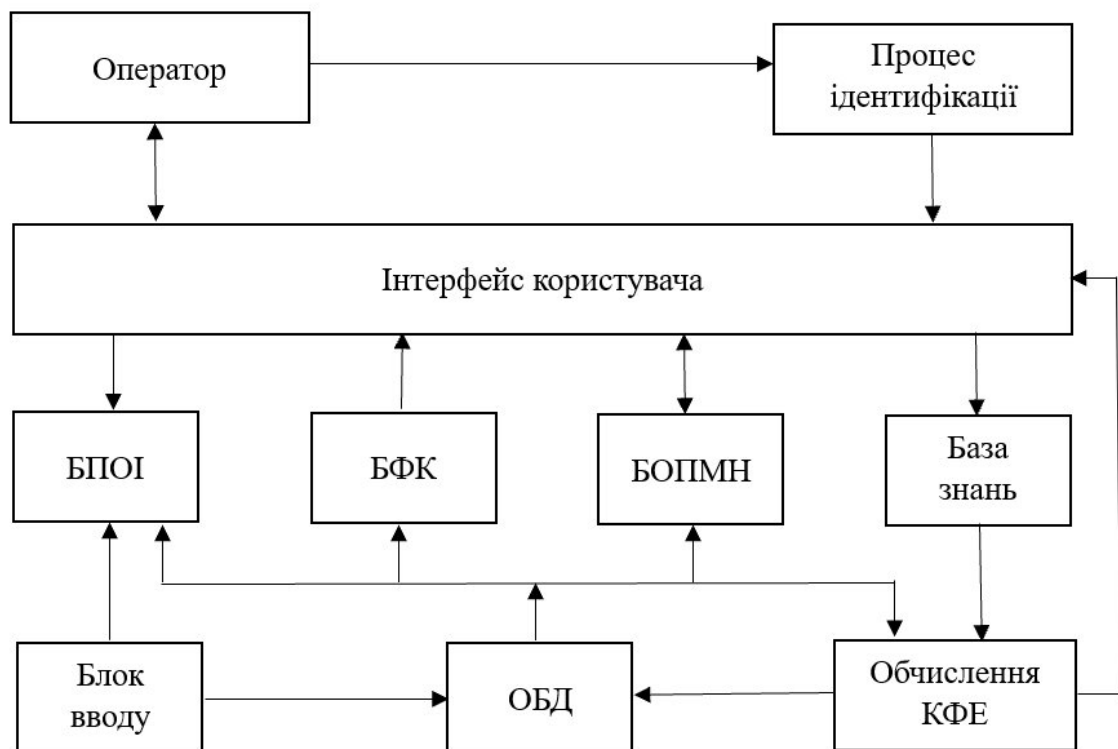


Рисунок 3.1 - Концептуальна модель інтелектуальної системи

Джерело: запропоновано автором

Опис компонентів функціональної схеми інтелектуальної системи ідентифікації БПЛА:

1. Оператор.

Людина-експерт, що здійснює контроль, ініціює запити до системи, переглядає результати ідентифікації, а також має право втручання у процес

прийняття рішень. Його роль – аналітична перевірка та оцінка висновків, сформованих системою.

2. Процес ідентифікації.

Це набір процедур машинного аналізу трафіку між БПЛА та наземною станцією, які дозволяють виявити тип, модель або приналежність апарата на основі характеристик переданих пакетів даних.

3. Інтерфейс користувача (ІК).

Засіб взаємодії між оператором та системою. Через ІК здійснюється введення команд, перегляд результатів, вибір режиму роботи, конфігурацій і перегляд статистики по виявлених БПЛА.

4. Блок первинної обробки інформації (БПОІ).

Виконує попередню обробку захопленого мережевого трафіку: фільтрацію, парсинг, виділення ключових характеристик (частота, розмір, інтервали пакетів тощо), які будуть використані на наступних етапах аналізу.

5. Блок формування контейнерів (БФК).

Реалізує побудову структурованих множин параметрів (контейнерів), що описують класи можливих типів БПЛА. Використовується для навчання системи та формування моделей розпізнавання.

6. Блок оптимізації параметрів машинного навчання (БОПМН).

Здійснює пошук оптимальних конфігурацій алгоритмів розпізнавання шляхом багатоциклічних ітерацій машинного навчання, спрямованих на підвищення точності класифікації типів БПЛА.

7. База знань.

Містить накопичену інформацію про параметри раніше ідентифікованих БПЛА, правила та шаблони класифікації, результати навчання системи. Використовується під час прийняття рішень.

8. Блок обчислення коефіцієнта функціональної ефективності (КФЕ).

Обчислює інформаційну міру різноманітності, що визначає рівень впевненості в ідентифікації. Результати використовуються для остаточного вибору рішення.

9. Оперативна база даних (ОБД).

Містить тимчасові дані поточних сеансів зв'язку з БПЛА, зафіксовані трафіки, параметри ідентифікації. Синхронізується з основною базою, слугує джерелом актуальних вхідних даних для обчислень.

10. Блок вводу.

Приймає вхідні дані — це може бути захоплений трафік з мережевого інтерфейсу, або лог-файли з наземної станції. Забезпечує подачу даних до БПОІ та ОБД.

Аналіз концептуальної моделі (рисунок 3.1) показує, що вона містить три ключові компоненти інтелектуальної системи ідентифікації БПЛА: клієнтську та інформаційну складові, а також модуль прийняття рішень, які приведено на рисунку 3.2.

Клієнтська складова забезпечує взаємодію оператора з системою через користувацький інтерфейс, у межах якого можна ініціювати процес аналізу, переглядати результати та керувати основними модулями системи.

Модуль прийняття рішень об'єднує компоненти, що забезпечують обробку мережевого трафіку БПЛА, формування навчальної матриці, виконання машинного навчання та прийняття рішень на основі вже здобутих знань. Важливим елементом є модуль екзамену, який аналізує вхідні дані, порівнюючи їх із шаблонами в базі знань, та видає ймовірний результат ідентифікації.

Інформаційна складова відіграє роль центрального сховища та джерела знань, необхідних для прийняття рішень. Вона включає буфер вхідних даних, базу знань, моделі формування даних, а також інтерфейс взаємодії з модулем екзамену. Саме цей інтерфейс забезпечує динамічне оновлення вирішальних правил і підтримує механізми перенавчання системи.

Завдяки наявності інтелектуального підходу до управління базою знань, оператор має змогу у діалоговому режимі формувати або змінювати набір правил, встановлювати нові обмеження чи налаштовувати параметри моделей машинного навчання. Це дозволяє системі адаптуватися до нових типів БПЛА та змін у структурі їхнього мережевого трафіку.

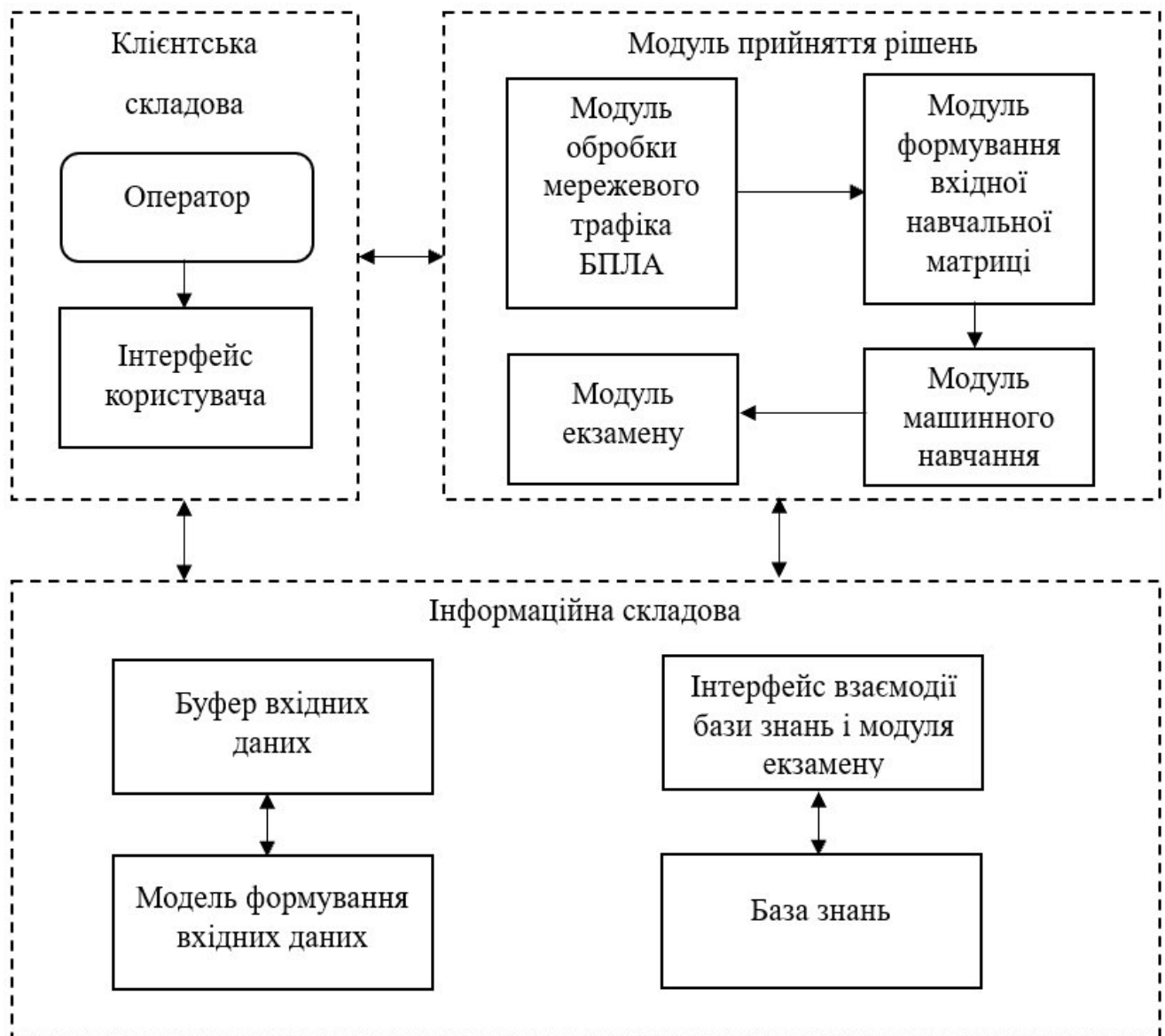


Рисунок 3.2 – Компоненти інтелектуальної системи

Джерело: запропоновано автором

Таким чином, концептуальна модель інтелектуальної системи охоплює всі необхідні функціональні компоненти для забезпечення автоматизованої ідентифікації безпілотних літальних апаратів за характером їхнього мережевого трафіку, з можливістю гнучкого налаштування та оновлення знань.

У підсумку, показана на рисунках 3.1, 3.2 інформаційна структура інтелектуальної системи може використовуватися для ідентифікації БПЛА за результатами аналізу їх трафіку.

3.2 Опис програмної реалізації

Програмну реалізацію запропонованої інтелектуальної системи було виконано з використанням середовища інженерних і наукових розрахунків MATLAB з використанням окремих пакетів розширення, так званих toolbox. Ця реалізація необхідна для дослідження запропонованих алгоритмів машинного навчання при ідентифікації БПЛА та налаштування їх функціональних параметрів. При цьому вона являє собою комплекс скриптів та сценаріїв, що програмно реалізують розроблені в попередніх розділах алгоритми системи ідентифікації БПЛА за результатами аналізу їх мережевого трафіку.

1) навчання системи ідентифікації БПЛА за їх трафіком із використанням базового алгоритму інформаційно-екстремального машинного навчання, оптимізуючи геометричні характеристики контейнерів класів розпізнавання. Даний процес передбачає виконання таких завдань:

- завантаження навчальних матриць;
 - формування початкового варіанту СКД;
 - бінеаризація навчальних матриць;
 - пошук еталонних векторів;
 - визначення кодових відстаней між еталонними векторами;
 - визначення найближчих (сусідніх) класів за мінімальною кодовою відстанню між їх еталонними векторами;
 - обчислення значення КФЕ;
 - визначення робочої області КФЕ;
 - оптимізації геометричних параметрів контейнерів класів розпізнавання.
- 2) оптимізація СКД на характеристики мережевого трафіку;
- 3) реалізація алгоритму екзамену.

Функція `function [Y] = loadingY(m,N,n)` завантажує навчальні матриці. Вхідними параметрами функції являються: m – кількість типів БПЛА що

ідентифікуються, N – кількість характеристик мережевого трафіку, n – обсяг навчальної матриці. Вихідні параметри: Y – навчальна матриця.

Функція `function [VD,ND] = systemcontroldopusk(y,delta)` формує СКД на характеристики мережевого трафіка. Вхідними параметрами функції являються: y – навчальна матриця, δ – ширина поля контрольних допусків. Вихідні параметри: VD , ND – верхній і нижній допуски відповідно.

Функція `function [BM,EV] = binearuzasia(y,vd,nd)` формує бінеаризацію навчальної матриці та пошук координат еталонних векторів. Вхідними параметрами функції являються: y – навчальна матриця, vd , nd – СКД. Вихідні параметри: BM – бінарна матриця, EV – еталонні вектори.

Функція `function [SK] = koddistance(ev,bm,ks,k)` формує масив кодових відстаней. Вхідними параметрами функції являються: ks – номер класу-сусіда, bm – бінарна матриця, ev – еталонні вектори, k – номер базового класу. Вихідні параметри: SK – масив кодових відстаней.

Функція `function [ks,dc] = para(ev)` формує масив номерів найближчих еталонних векторів (сусідів) та відстані до них. Вхідними параметрами функції являються: ev – еталонні вектори. Вихідні параметри: ks , dc – кодова відстань між еталонними векторами, ks – номер класу-сусіда.

Функція `function [k1,k2] = calculationkk(sk,N)` обчислює кількість реалізацій базового та сусіднього класів в побудованому контейнері. Вхідними параметрами функції являються: sk – масив кодових відстаней, N – кількість характеристик мережевого трафіку. Вихідні параметри: $k1$, $k2$ – кількість реалізацій базового та сусіднього класів в побудованому контейнері.

Функція `function [e,d1,d2,alfa,betta] = calculationkfe(k1,k2,n)` обчислює інформаційні міри різноманітності та точносні характеристик. Вхідними параметрами функції являються: $k1$, $k2$ – кількість реалізацій базового та сусіднього класів в побудованому контейнері, n – обсяг навчальної матриці. Вихідні параметри: e – значення інформаційної міри різноманітності, $d1$, $d2$, α , β – значення точносних характеристик.

Функція `function [t]=workspaceD(d1,d2,dc,k)` визначає робочу область інформаційної міри різноманітності. Вхідними параметрами функції являються: `k` – номер класу, `d1`, `d2` – значення точносних характеристик, `dc` – кодова відстань між еталонними векторами. Вихідні параметри: `t` – робоча область.

Функція `function [Emax,Dopt,D1,D2] = optimization(ev,bm,kc,dc,rep)` оптимізує геометричні параметри контейнерів класів розпізнавання. Вхідними параметрами функції являються: `bm` – бінарна матриця, `ev` – еталонні вектори, `dc` – кодова відстань між еталонними векторами, `kc` – номер класу-сусіда, `rep` – змінна що вказує на необхідність формування звіту під час навчання. Вихідні параметри: `Emax` – максимальне значення інформаційної міри різноманітності, `Dopt` – оптимальне значення радіуса контейнера, `D1`, `D2` – значення точнісних характеристик.

Функція `function [em, delta_opt, d_opt, D1, D2] = optimizationskd(y,vis)` оптимізує СКД. За допомогою модуля (`oskd.m`) реалізовано алгоритм оптимізації системи контрольних допусків. Базовий метод оптимізації контрольних допусків передбачає наближення до глобального максимуму інформаційної міри різноманітності, тобто до найбільшого її значення в межах області допустимих значень функції. Вхідними параметрами функції являються: `y` - тривимірна навчальна матриця; `vis` - флаг візуалізації результатів (0 – без візуалізації, 1 – відображення залежності усередненої інформаційної міри різноманітності від значення ширини поля контрольних допусків). Вихідні параметри: `em` – масив максимальних значень КФЕ кожного класу, `delta_opt` – оптимальне значення ширини поля допусків, `d_opt` – масив оптимальних значень радіуса контейнерів кожного класу, `D1`, `D2` – масив значень точносних характеристик: перша та друга достовірності.

Інтерфейсна частина, що реалізована для відображення результатів обробки даних мережевого трафіку БПЛА та роботи модулів машинного навчання, представлена на рисунку 3.3.

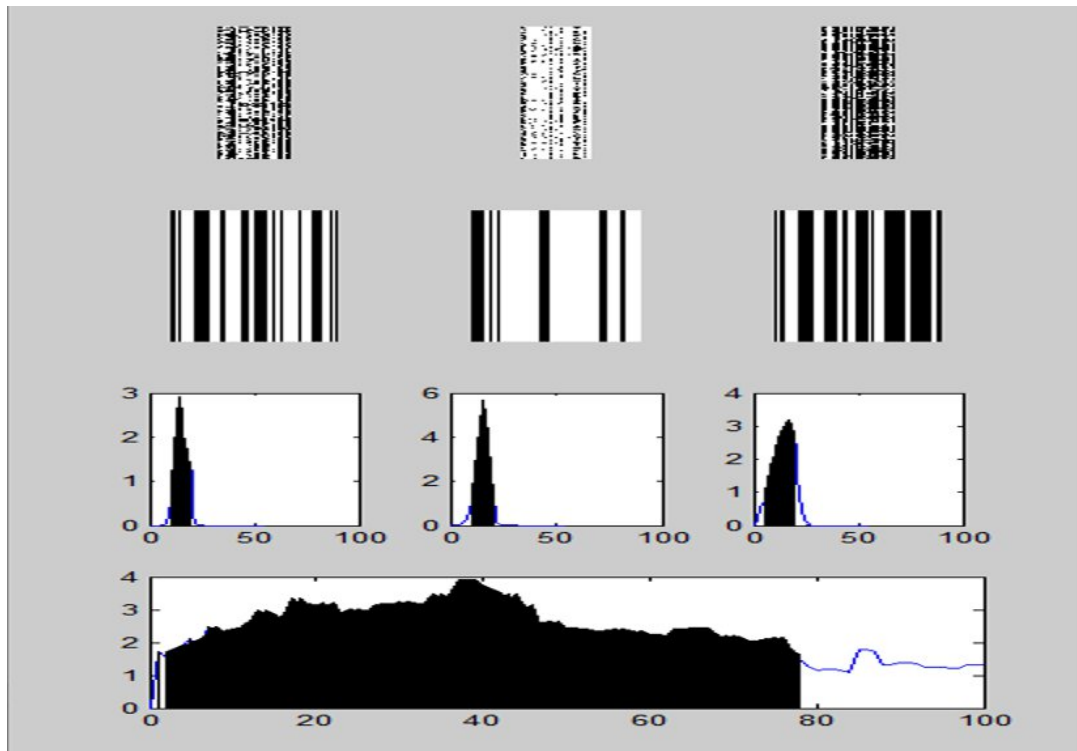


Рисунок 3.3 – Результат машинного навчання в графічному вигляді

Джерело: запропоновано автором

Формування структури вхідної матриці для інформаційно-екстремального машинного навчання здійснюється на основі ключових характеристик мережевого трафіку, таких як розмір пакета, час передачі, джерело, призначення та інші параметри. Кожен з цих параметрів є ознакою, що впливає на розпізнавання класів та прийняття рішень. Загальна кількість ознак залежить від формату даних, проте в рамках даного дослідження їх кількість була приведена до уніфікованого вигляду, що забезпечує стабільну роботу модулів навчання та класифікації.

На рисунку 3.3 також наведено результати оптимізації геометричних параметрів машинного навчання: у першому рядку показано вхідні навчальні матриці для різних типів трафіку, у другому – їх бінаризовані представлення, у третьому – еталонні вектори для класифікації, а у четвертому відображено динаміку зміни інформаційної міри різноманітності при налаштуванні параметрів розпізнавання.

Програмний код наведено в додатку А.

3.3 Тестування

Формування вхідного математичного опису для інтелектуальної системи, здатної навчатися ідентифікувати БПЛА на основі аналізу їх мережевого трафіку, виконувалося на основі даних, розміщених у репозитарії Machine Learning Repository Центру машинного навчання та інтелектуальних систем Каліфорнійського університету в Ірвайні (США) [24]. Реалізація алгоритму машинного навчання здійснювалася на основі вхідної навчальної матриці, сформованої для трьох класів розпізнавання: X_1^0 — у мережевому трафіку, що аналізується, присутні дані, які відповідають характеристикам БПЛА типу Parrot Bebop; X_2^0 — дані, які відповідають характеристикам БПЛА типу DBPower UDI; X_3^0 — дані для БПЛА типу DJI Spark. Навчальна матриця формувалася значень 54 статистичних показників трафіку, таких як обсяг пакетів, середній час затримки, частота передачі, а також інших характеристик мережевої активності.

Кількість реалізацій для кожного класу становила 235, де кожен стовпець матриці відповідав значенню окремого показника, а рядки містили реалізації цих показників для кожного типу БПЛА. Оскільки статистичні характеристики трафіку мають кожна власну область визначення, то доцільно звести їх значення на загальну (зведену) шкалу з використанням перетворення:

$$y_{m,i}^{(j)} = W \frac{y_{m,i}^{(j)} - \min_{\substack{m=\overline{1,M} \\ j=\overline{1,n}}} y_{m,i}^{(j)}}{\max_{\substack{m=\overline{1,M} \\ j=\overline{1,n}}} y_{m,i}^{(j)} - \min_{\substack{m=\overline{1,M} \\ j=\overline{1,n}}} y_{m,i}^{(j)}},$$

де W — максимум показника за зведеною шкалою при відповідному мінімальному значенні 0.

Для заданого алфавіту класів розпізнавання реалізовано алгоритм інформаційно-екстремального машинного навчання, який забезпечує паралельну оптимізацію зведеної до загальної шкали систему контрольних допусків (ЗСКД), де $W = 250$.

На рисунку 3.4 показано графік залежності усередненої інформаційної міри Кульбака (2.3) від параметра δ , який встановлює ширину поля ЗСКД на всі ознаки розпізнавання одночасно.

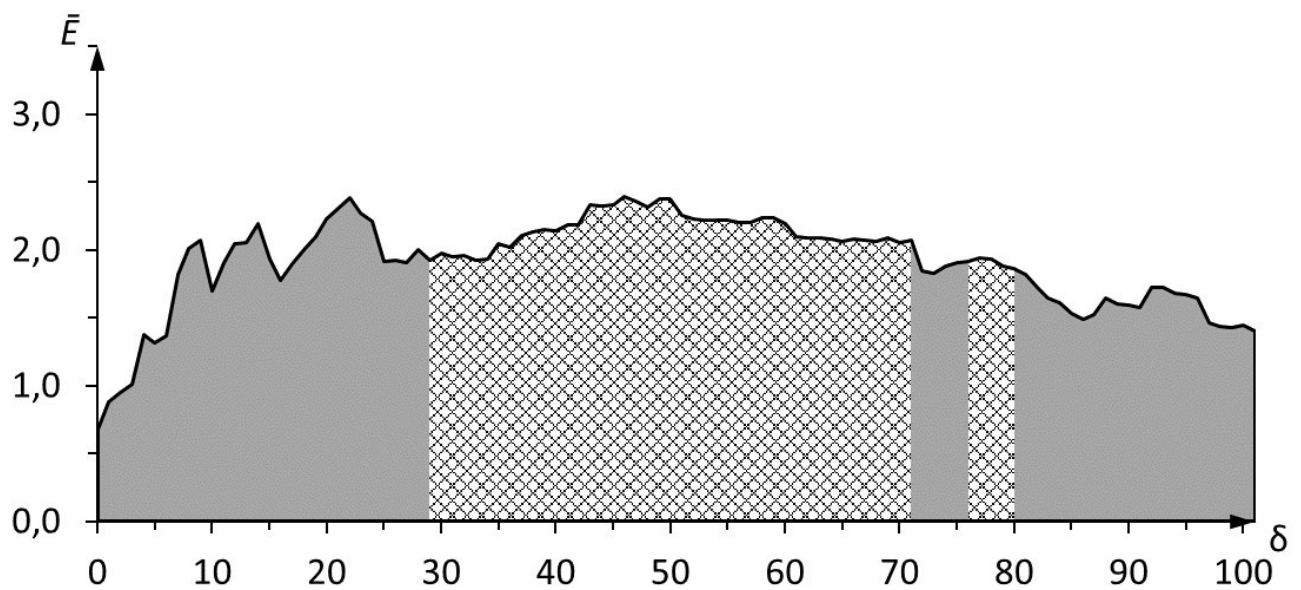


Рисунок 3.4 - Графік залежності УКФЕ від параметрів СКД за зведеною шкалою на характеристики мережевого трафіку

Джерело: [27]

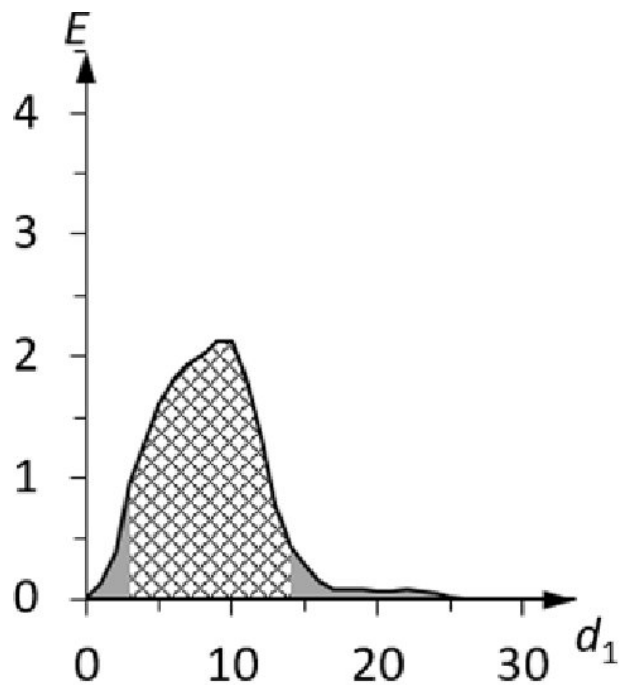
На рисунку 3.4 та далі по тексту заштриховану зону графіка позначено як робочу (допустиму) область визначення функції (2.3), у якій значення похибок першого і другого роду є меншими за значення першої та другої достовірностей відповідно [25, 26].

$$\forall k (D_1^{(k)} > \alpha^{(k)}) \text{ AND } (D_2^{(k)} > \beta^{(k)})$$

Аналіз рисунку 3.4 показує, що максимум УКФЕ був досягнутий на 46 кроці і склало 2,38787, що забезпечує чітке розрізнення між класами розпізнавання.

У процесі побудови вирішальних правил оптимальні радіуси контейнерів класів розпізнавання БПЛА визначалися в межах внутрішнього циклу алгоритму (3.1). Результати машинного навчання за такої СКД подано на рисунку 3.5.

$$d_m^* = \arg \max_{G_E \cap \{d\}} E_m, \quad (3.1)$$



а

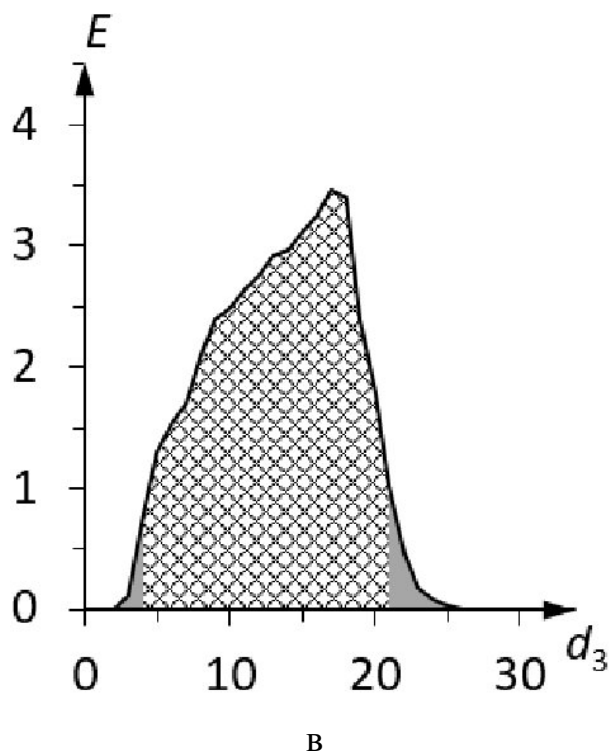
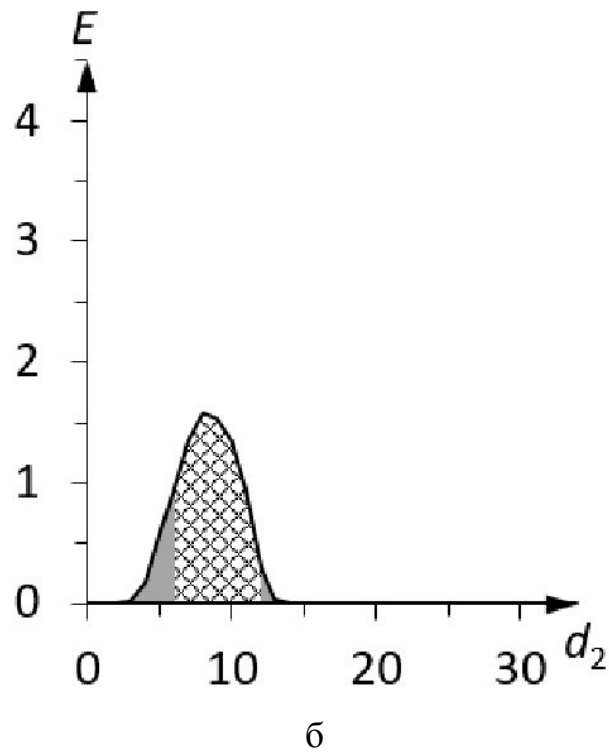


Рисунок 3.5 - Графік залежності КФЕ від геометричних параметрів контейнерів класів:

а) клас X_1^o – «Parrot Bebop», б) клас X_2^o – «DBPower UDI», в) клас X_3^o – «DJI Spark»

Джерело: [27]

Аналіз результатів оптимізації (рисунок 3.5) показує, що оптимальними параметрами контейнера класу x_1^o є радіус $d_1=10$ при міжцентровій відстані $d_c=12$, для класу x_2^o є радіус $d_2=8$ при $d_c=12$, а для класу x_3^o є радіус $d_3=8$ при $d_c=14$. Цим параметрам контейнерів відповідають такі значення критерію функціональної ефективності й точносних характеристик: для класу x_1^o : $E=2.13037$ ($D_1=0,84$; $\beta=0,04$); для класу x_2^o : $E=1.57571$ ($D_1=0.71$; $\beta=0$); для класу x_3^o : $E=3.45754$ ($D_1=0.94$; $\beta=0$) [27].

Результати тестування системи ідентифікації БПЛА, побудованої на основі вирішальних правил, показали, що загальна ймовірність правильної класифікації становить 0,83. Для підвищення точності впроваджено алгоритм інформаційно-екстремального машинного навчання, що реалізує послідовну оптимізацію контрольних допусків. У цьому підході початковими значеннями контрольних допусків слугували результати, отримані під час паралельної оптимізації. На рисунку 3.6 відображено графік динаміки зміни усередненого значення інформаційного критерію в процесі паралельно-послідовної оптимізації допусків.

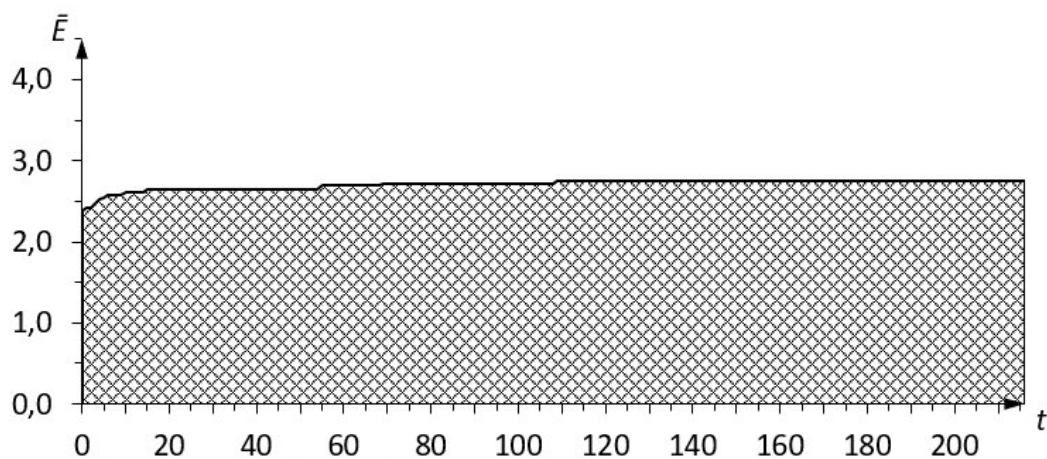
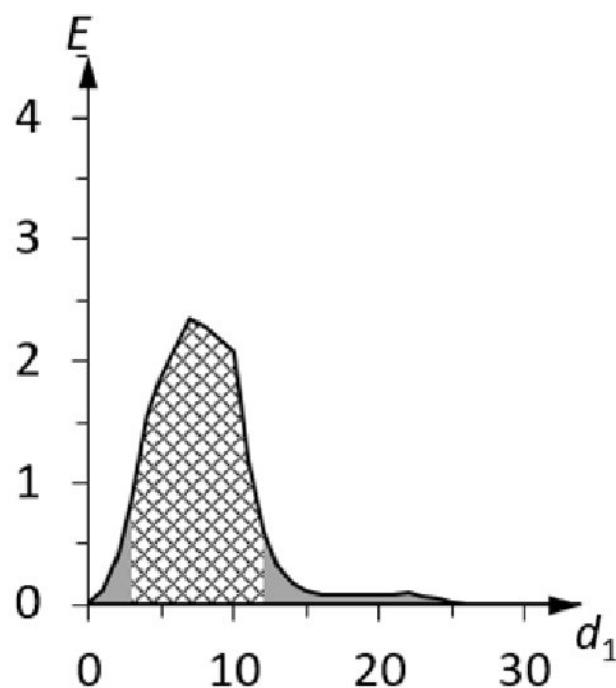


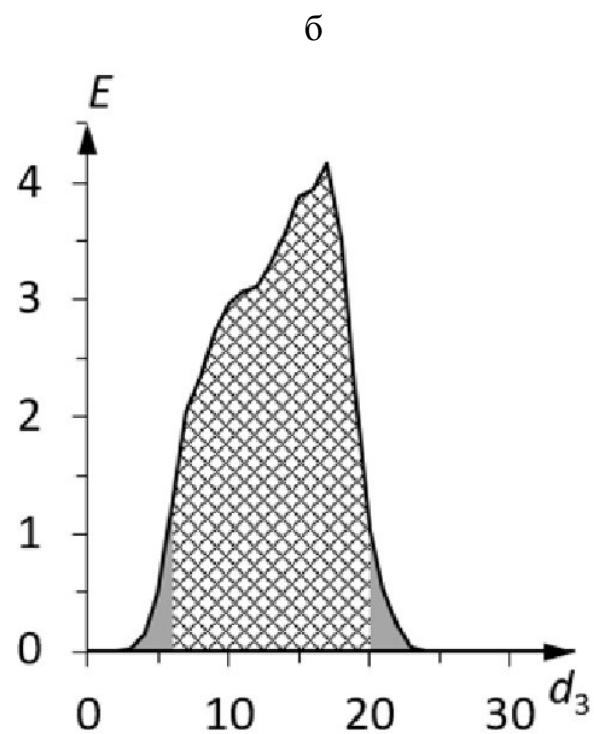
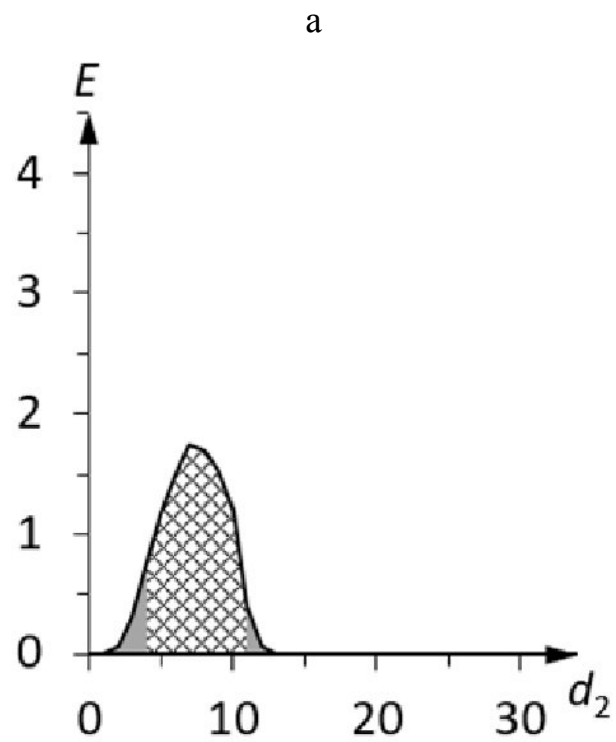
Рисунок 3.6 - Графік залежності УКФЕ в процесі послідовної оптимізації контрольних допусків

Джерело: запропоновано автором

Аналіз рисунка 3.6 показує, що максимум усередненого інформаційного КФЕ досягнуто на 270-й ітерації і дорівнює 2,75138, що покращує ефективність його значення, отримане при паралельній оптимізації. Результати оптимізації геометричних параметрів за такої системи контрольних допусків подано на рисунку 3.7.

Аналіз результатів оптимізації (рисунок 3.7) показує, що оптимальними параметрами контейнера класу x_1^o є радіус $d_1=7$ при міжцентровій відстані $d_c=11$, для класу x_2^o є радіус $d_2=7$ при $d_c=11$, а для класу x_3^o є радіус $d_3=17$ при $d_c=20$. Цим параметрам контейнерів відповідають такі значення критерію функціональної ефективності й точносних характеристик: для класу x_1^o : $E=2.35350$ ($D_1=0,84$; $\beta=0,01$); для класу x_2^o : $E=1.74420$ ($D_1=0.74$; $\beta=0$); для класу x_3^o : $E=4.15644$ ($D_1=1.00$; $\beta=0.01$). Як зазначалося раніше, результати тестування системи ідентифікації БПЛА, побудованої на основі вирішальних правил, показали, що загальна ймовірність правильної класифікації становила 0,83. Після застосування алгоритму послідовної оптимізації контрольних допусків цей показник збільшився до 0,86, що свідчить про підвищення точності класифікації та ефективності запропонованого підходу.





в

Рисунок 3.7 - Графік залежності КФЕ від геометричних параметрів контейнерів класів:

а) клас x_1^o – «Parrot Bebop», б) клас x_2^o – «DBPower UDI», в) клас x_3^o – «DJI Spark»

Джерело: запропоновано автором

Таким чином, запропонований комплекс алгоритмів забезпечує формування високоточних вирішальних правил для системи ідентифікації БПЛА, що дозволяє ефективно ідентифікувати типи безпілотних літальних апаратів на основі аналізу їх мережевого трафіку. Реалізація алгоритмів паралельної та послідовної оптимізації контрольних допусків сприяє підвищенню точності класифікації навіть за умов варіативності характеристик трафіку, забезпечуючи адаптивність системи до змін зовнішнього середовища. Це підкреслює ефективність запропонованого підходу для розв'язання задач моніторингу і контролю БПЛА в реальних умовах експлуатації.

ВИСНОВКИ

У результаті виконаної дипломної роботи було розроблено і протестовано інтелектуальну систему для ідентифікації типів безпілотних літальних апаратів на основі аналізу їхнього мережевого трафіку. Такий підхід є інноваційним і перспективним, адже дозволяє визначати тип БПЛА без необхідності їх прямого візуального або радіолокаційного спостереження.

В ході дослідження:

- проведено детальний огляд існуючих методів виявлення БПЛА, зокрема радіолокаційних, оптичних, інфрачервоних та акустичних;
- розглянуто переваги використання саме мережевого трафіку для ідентифікації типу дронів;
- проаналізовано методи машинного навчання, зосереджено увагу на інформаційно-екстремальному підході, що забезпечує ефективну класифікацію навіть при обмеженій кількості навчальних даних;
- розроблено математичну модель, яка включає в себе алгоритми формування бінарної навчальної матриці, побудови еталонних векторів, оптимізації радіусів контейнерів та системи контрольних допусків;
- реалізовано програмне забезпечення в середовищі MATLAB, що дозволяє повністю автоматизувати процес навчання, ідентифікації та перевірки ефективності системи.

Під час тестування системи було використано реальні дані мережевого трафіку трьох різних типів БПЛА. У результаті експериментів система досягла загальної точності класифікації на рівні 86%, що є достатньо високим показником з огляду на складність задачі та схожість характеристик аналізованих апаратів.

Реалізація паралельної та послідовної оптимізації параметрів дала змогу покращити показники класифікації, а застосування інформаційної міри Кульбака дозволило оцінити точність та надійність прийнятих рішень.

На основі проведеного дослідження можна зробити такі ключові висновки:

1. Мережевий трафік БПЛА містить достатньо інформативні характеристики для ефективної класифікації типу апарата.
2. Інформаційно-екстремальна технологія є ефективним інструментом для навчання системи, особливо в умовах обмеженого обсягу даних.
3. Розроблений прототип може бути адаптований до ширшого кола типів БПЛА або використаний у складі більшої системи кібербезпеки та захисту повітряного простору.

Отже, розроблена система демонструє високу потенційну цінність як для наукових досліджень, так і для практичного застосування у сфері безпеки та моніторингу повітряного простору.

СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. Карташов В.М., Сітнік О.В. Радіотехнічні системи : навч. посібник. Харків : Сміт, 2009. – 448 с.
2. De Wit J.M., Harmanny R., Premel-Cabic G. Micro-Doppler analysis of small UAVs // Proceedings of the 2012 9th European Radar Conference; Amsterdam, The Netherlands. 31 October–2 November 2012. P. 210–213.
3. Harmanny R., De Wit J., Cabic G.P. Radar micro-Doppler feature extraction using the spectrogram and the cepstrogram // Proceedings of the 2014 11th European Radar Conference; Cincinnati, OH, USA. 11–13 October 2014. – P. 165–168.
4. Molchanov P., Harmanny R.I., de Wit J.J., Egiazarain K., Astola J. Classification of small UAVs and birds by micro-Doppler signatures // J. Microw. Wirel. Technol. 2014. 6:435–444.
5. De Wit J., Harmanny R., Molchanov P. Radar micro-Doppler feature extraction using the singular value decomposition // Proceedings of the 2014 International Radar Conference. Lille, France. 13–17 October 2014. P. 1–6.
6. Ren J., Jiang X. Regularized 2D complex-log spectral analysis and subspace reliability analysis of microdoppler signature for UAV detection // Pattern Recognit. 2017. 69:225–237.
7. Oh B.S., Guo X., Wan F., Toh K.A., Lin Z. Micro-Doppler mini-UAV classification using empirical-mode decomposition features // IEEE Geosci. Remote Sens. Lett. 2017. 15:227–231.
8. Freund Y., Schapire R.E. Large margin classification using the perceptron algorithm. Mach. Learn. 1999. 37:277–296.
9. Simonyan K., Zisserman A. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition. arXiv.20141409.1556.
10. Zeiler M.D., Fergus R. Visualizing and understanding convolutional networks // Proceedings of the European Conference on Computer Vision; Zurich, Switzerland. 6–12 September 2014. P. 818–833.

11. Schumann A., Sommer L., Klatte J., Schuchert T., Beyerer J. Deep cross-domain flying object classification for robust UAV detection // Proceedings of the 2017 14th IEEE International Conference on Advanced Video and Signal Based Surveillance (AVSS). Lecce, Italy. 29 August–1 September 2017. P. 1–6.
12. Craye C., Ardjoune S. Spatio-temporal Semantic Segmentation for Drone Detection // Proceedings of the 2019 16th IEEE International Conference on Advanced Video and Signal Based Surveillance (AVSS); Taiwan, China. 18–21 September 2019.
13. Vasileios Magoulanitis D.A., Anastasios Dimou D.Z., Daras P. Does Deep Super-Resolution Enhance UAV Detection // Proceedings of the 2019 16th IEEE International Conference on Advanced Video and Signal Based Surveillance (AVSS); Taiwan, China. 18–21 September 2019.
14. Карташов В.М., Олейников В.Н., Колендовская М.М., Тимошенко Л.П., Капуста А.И., Рыбников Н.В. Комплексирование изображений при обнаружении беспилотных летательных аппаратов // Радиотехника. 2020. Вып. 201. С. 120–129
15. Müller T. Robust drone detection for day/night counter-UAV with static VIS and SWIR cameras // Proceedings of the Ground/Air Multisensor Interoperability, Integration, and Networking for Persistent ISR VIII, International Society for Optics and Photonics; Anaheim, CA, USA. 4 May 2017. P. 1019018.
16. Birch G.C., Woo B.L. Counter unmanned aerial systems testing: Evaluation of VIS SWIR MWIR and LWIR passive imagers. Sandia Rep. 2017.
17. Thomas A., Cotinat A., Gilber M. UAV localization using panoramic thermal cameras // Proceedings of the 12th International Conference on Computer Vision Systems (ICVS); Thessaloniki, Greece. 23–25 September 2019.
18. Samaras S., Diamantidou E., Ataloglou D., Sakellariou N., Vafeiadis A., Magoulanitis V., Lalas A., Dimou A., Zarpalas D., Votis K., Daras P., Tzovaras D. Deep Learning on Multi Sensor Data for Counter UAV Applications // A

- Systematic Review. *Sensors* (Basel). 2019 Nov 6. 19(22): 4837. Published online 2019, Nov 6.
19. Massey K., Gaeta R. Noise Measurements of Tactical UAVs. // Georgia Inst. of Technology / GTRI / ATAS, Atlanta. 16th AIAA / CEAS Aeroacoustics Conference. American Institute of Aeronautics and Astronautics, 2010. P. 1–16.
 20. Marino L. Experimental analysis of UAV-propellers noise // 16th AIAA/CEAS Aeroacoustics Conference. University La Sapienza, Rome, Italy, American Institute of Aeronautics and Astronautics, 2010. P. 1–14.
 21. Основи теорії розпізнавання образів навч. посіб. у 2 ч. / А. С. Довбиш, І. В. Шелехов. – Суми, 2012. – Ч. 1.
 22. Довбиш А. С. Інтелектуальні інформаційні технології в електронному навчанні: монографія / А. С. Довбиш, А. В. Васильєв, В. О. Любчак. – Суми: Сумський державний університет, 2013. – 177 с.
 23. Москаленко, В.В. Вступ до інформаційного аналізу і синтезу інфокомунікаційних систем: навч. посіб. / В.В. Москаленко, А.С. Довбиш. Суми: СумДУ, 2016. – 226 с.
 24. Center for Machine Learning and Intelligent Systems, University of California, Irvine. Unmanned Aerial Vehicle (UAV) Intrusion Detection [Dataset]. Machine Learning Repository. Available from: <https://archive.ics.uci.edu/ml/datasets/Unmanned+Aerial+Vehicle+%28UAV%29+Intrusion+Detection>.
 25. Dovbysh A.S., Shelehov I.V., Olefirenko D.V. Optimization of control tolerances for recognition features in information-extremal methods of automatic classification. - Abstracts of IX International Scientific and Practical Conference «Research of young scientists: from idea generation to project implementation». – October 28-30, 2024, Lyon, France. – p. 228-235.
 26. Prylepa, D. V. (2023). Information-extreme intellectual technology for diagnosing the emotional and mental state of a person [Electronic resource]: Dissertation ... Candidate of Technical Sciences: specialty 05.13.06: branch of knowledge 12. Sumy State University; National Technical University “Kharkiv

Polytechnic Institute.” Kharkiv, 188 p. Available at <https://repository.kpi.kharkov.ua/items/6d53bd36-af3d-41dc-83f8-bca813bcac3d>

27. Олєфіренко Д. В. Інтелектуальна система ідентифікації безпілотних літальних апаратів. *Матеріали Всеукраїнської наукової конференції студентів і аспірантів, присвяченої Міжнародному дню студента*, м. Суми, 18–22 листоп. 2024 р. Суми, 2024. С. 426.

ДОДАТКИ

ДОДАТОК А

ЛІСТИНГ ПРОГРАМИ

```

function [BM,EV] = binearuzasia(y,vd,nd);
[m,N,n]=size(y);
for i=1:N
    BM(:,i,:)=(y(:,i,:)<=vd(i))&(y(:,i,:)>=nd(i));
end;
EV=round(mean(BM,3));

function [VD,ND] = systemcontroldopusk(y,delta);
sr=mean(y(2,:,:),3);
VD=sr+delta;
ND=sr-delta;
function [e,d1,d2,alfa,betta] = calculationkfe(k1,k2,n);
d1=k1./n; %перша достовірність
betta=k2./n; %помилка другого роду
alfa=1-d1; %помилка першого роду
d2=1-betta; %друга достовірність
warning off;
e1=(k1./(k1+k2).*log2(k1./(k1+k2))); e1(find(isnan(e1)))=0;
e2=(k2./(k1+k2).*log2(k2./(k1+k2))); e2(find(isnan(e2)))=0;
e3=((n-k1)./(2*n-k1-k2)).*log2((n-k1)./(2*n-k1-k2)); e3(find(isnan(e3)))=0;
e4=((n-k2)./(2*n-k1-k2)).*log2((n-k2)./(2*n-k1-k2)); e4(find(isnan(e4)))=0;
warning on;
e=1+0.5*(e1+e2+e3+e4);
function [k1,k2] = calculationkk(sk,N);
for d=1:N
    k1(d)=length(find(sk(1,:)<=d)); %k1 - кількість своїх реалізацій в контейнері
    k2(d)=length(find(sk(2,:)<=d)); %k2 - кількість сусідніх реалізацій в контейнері
end;
function [SK] = koddistance(ev,bm,kc,k);
n=size(bm,3);
for j=1:n
    SK(1,j)=sum(xor(ev(k,:),bm(k,:,j))); %поточного класу
    SK(2,j)=sum(xor(ev(k,:),bm(kc(k),:,j))); %його сусіда
end;
function [Y] = loadingY(m,N,n);
for k=1:m
    fid = fopen([int2str(k) '.txt']);

```

```

Y(k, :, :) = fscanf(fid, '%g', [N n]);
fclose(fid);
end;
function [Emax,Dopt,D1,D2]= optimization(ev,bm,kc,dc,rep);
[m,N,n]=size(bm);
for k=1:m
[sk] = koddistance(ev,bm,kc,k);
[k1,k2]= calculationkk(sk,N);
[e,d1,d2,alfa,betta]= calculationkfe(k1,k2,n);
t= workspaceD(d1,d2,dc,k);
if isempty(t)
    Emax(k)=max(e);
else Emax(k)=max(e(t));
end;
d_o=find(e==Emax(k)); %декілька радіусів, за яких КФЕ максимальний
Dopt(k,:)=d_o(1); %серед них обираємо перший, тобто найменший
D1(k)=d1(Dopt(k));
D2(k)=d2(Dopt(k));
if rep
    fidd = fopen([int2str(k),'res.txt'],'w');
    for d=1:N
        fprintf(fidd,'%3d %6.5f %3.2f %3.2f\n',d, e(d), d1(d), d2(d));
    end;
    fprintf(fidd,'\n %3d %6.5f %3.2f %3.2f %3d %3d\n',d_o(1), Emax(k), D1(k),
D2(k), kc(k), dc(k));
    fclose(fidd);
end;
end;
function [EmaxS,VDopt,NDopt,Emax,Dopt,D1,D2]=optDelta(y,deltaMax);
fid = fopen('delta.txt','w');
for delta=1:deltaMax
    [vd,nd]= systemcontroldopusk(y,delta);
    [bm,ev]= binearuzasia(y,vd,nd);
    [kc,dc]=para(ev);
    [Emax,Dopt,D1,D2]= optimization(ev,bm,kc,dc,0);
    Esr(delta)=mean(Emax);
    ws(delta)=all(and(D1>0.5,D2>0.5));
    %[delta, Esr(delta), ws(delta)]
    fprintf(fid,'%3d %6.5f %1d \n',delta, Esr(delta), ws(delta));
end;
plot(Esr);

```

```

wss=find(ws);

if isempty(wss)
    deltas=find(Esr==max(Esr));
else deltas=find(Esr==max(Esr(wss)));
end;
deltas=find(Esr==max(Esr(wss)));
deltaOpt=deltas(1);
[VDopt,NDopt]= systemcontroldopusk(y,deltaOpt);
[bm,ev]= binearuzasia(y,VDopt,NDopt);
[kc,dc]=para(ev);
[Emax,Dopt,D1,D2]=opt(ev,bm,kc,dc,1);
EmaxS=mean(Emax);
fclose(fid);
function [kc,dc] = para(ev);
m=size(ev,1);
for k=1:m
    %знаходимо сусідній клас
    for k_c=1:m
        if k==k_c para_k(k_c)=NaN; %до самого себе відстань не обчислюємо
        else
            para_k(k_c)=sum(xor(ev(k,:),ev(k_c,:)));
        end;
    end;
    dc(k)=min(para_k);
    kc_mas=find(para_k==dc(k)); %таких класів може бути декілька
    kc(k)=kc_mas(1);
end;
function [t]= workspaceD(d1,d2,dc,k);
t=find(d1(1:dc(k)-1)>0.5&d2(1:dc(k)-1)>0.5);

```

ДОДАТОК Б
КОПІЇ ПУБЛІКАЦІЙ

ЗМІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
СУМСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ АГРАРНИЙ УНІВЕРСИТЕТ

**МАТЕРІАЛИ
ВСЕУКРАЇНСЬКОЇ НАУКОВОЇ
КОНФЕРЕНЦІЇ СТУДЕНТІВ
ТА АСПІРАНТІВ, ПРИСВЯЧЕНОЇ
МІЖНАРОДНОМУ ДНЮ СТУДЕНТА**

(18-22 листопада 2024 р., м. Суми)

Дегтяренко О.І., Могильна Л.М. СИСТЕМИ УПРАВЛІННЯ ЛЮДСЬКИМИ РЕСУРСАМИ ПРОМИСЛОВИХ ПІДПРИЄМСТВ	414
Шкатуленко А.В., Стоянець Н.В. СТРАТЕГІЧНЕ УПРАВЛІННЯ В УМОВАХ ГЛОБАЛЬНОЇ ЕКОНОМІЧНОЇ НЕВИЗНАЧЕНОСТІ	415
Ребрей К.С., Ткаченко В.В. УПРАВЛІННЯ ПЕРСОНАЛОМ ПІДПРИЄМСТВА ЯК ФАКТОР ПІДВИЩЕННЯ ЕФЕКТИВНОСТІ ДІЯЛЬНОСТІ	416
ЛЕБІДЬ Ю.В. ХРОМУШИНА Л.А. ІННОВАЦІЙНІ СТРАТЕГІЇ УПРАВЛІННЯ	417
Дегтяр А.В., Могильна Л.М. ІННОВАЦІЙНИЙ МЕНЕДЖМЕНТ І РОЗВИТОК ІННОВАЦІЙНОЇ КУЛЬТУРИ НА ПІДПРИЄМСТВІ.....	418
ТІЩЕНКО М.О., ХАРЧЕНКО Т.М. ОСОБЛИВОСТІ МЕНЕДЖМЕНТУ В ТУРБУЛЕНТНИХ УМОВАХ.....	419
Бондар А.В. ПРІОРИТЕТНІ НАПРЯМИ СТРАТЕГІЇ РОЗВИТКУ СІЛЬСЬКОГОСПОДАРСЬКИХ ПІДПРИЄМСТВ СУМСЬКОЇ ОБЛАСТІ	420
Березов І.А. АСПЕКТИ ФОРМУВАННЯ ЕКОНОМІЧНОЇ ЕФЕКТИВНОСТІ АГРАРНИХ ПІДПРИЄМСТВ.....	421
Скорпан С.І. АГРАРНИЙ СЕКТОР УКРАЇНИ ЯК ДРАЙВЕР ЕКОНОМІЧНОГО РОЗВИТКУ	422
Мартинченко С.В. ІНТЕЛЕКТУАЛЬНІ МЕТОДИ ОБРОБКИ ТА КАТЕГОРИЗАЦІЇ МУЛЬТИМЕДІЙНОГО КОНТЕНТУ ПРЕЗЕНТАЦІЙ.....	423
Обуховська В.В. АНАЛІЗ ЧИННИХ СИСТЕМ ОБЛІКУ УСПІШНОСТІ СТУДЕНТІВ: ПРОБЛЕМИ ТА РІШЕННЯ	424
Анцібор А.Е. АНАЛІТИЧНИЙ ОГЛЯД СУЧАСНИХ ІНФОРМАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ.....	425
Олефіренко Д.В. ІНТЕЛЕКТУАЛЬНА СИСТЕМА ІДЕНТИФІКАЦІЇ БЕЗПІЛОТНИХ ЛІТАЛЬНИХ АПАРАТІВ.....	426
Бабуров Д.В. МЕТОДИ ОБРОБКИ ТА АНАЛІЗУ ЗОБРАЖЕНЬ У РЕАЛЬНОМУ ЧАСІ ДЛЯ ПІДВИЩЕННЯ ТОЧНОСТІ РОЗПІЗНАВАННЯ ОБ'ЄКТІВ БЕЗПІЛОТНИМ ЛІТАЛЬНИМ АПАРАТОМ	427
Яковчук Д.О. ІНТЕЛЕКТУАЛЬНІ ТЕХНОЛОГІЇ ВИЯВЛЕННЯ ЛІСОВИХ ПОЖЕЖ	428
Богдановський Д.В. РОЛЬ ГЕОІНФОРМАЦІЙНИХ СИСТЕМ (GIS) У СУЧАСНОМУ ЗЕМЛЕРОБСТВІ ДЛЯ ПЛАНУВАННЯ ВРОЖАЙНОСТІ ТА ОПТИМІЗАЦІЇ ВИКОРИСТАННЯ РЕСУРСІВ.....	429
Курило І.М. ДЕЯКИ АСПЕКТИ ТЕХНОЛОГІЇ РОЗРОБКИ TELEGRAM-БОТУ ДЛЯ МОНІТРОНИГУ ПРОДАЖІВ	430
Поляков Є.В. ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ ТА ПРОЕКТУВАННЯ ВЕБ-ОРІЄНТОВАНОЇ ІНФОРМАЦІЙНОЇ СИСТЕМИ СУПРОВОДЖЕННЯ ДІЯЛЬНОСТІ СУМСЬКОЇ БІЗНЕС-ШКОЛИ	431
Сергієнко В.Ю. МЕТОДИ КЛАСТЕРИЗАЦІЇ ТА РЕГРЕСІЇ У АНАЛІЗІ ВРОЖАЙНОСТІ	432
Прокопенко Б. В. СУЧАСНІ ТЕХНОЛОГІЇ У КЕРУВАННІ СКЛАДСЬКИМ ГОСПОДАРСТВОМ	433
Харченко Є.В. ОСОБЛИВОСТІ ПОШУКУ ІНФОРМАЦІЇ У НЕСТРУКТУРОВАНИХ ДАНИХ	434
Богдановський Д.В. ВИКОРИСТАННЯ BIG DATA ДЛЯ ПРОГНОЗУВАННЯ ВРОЖАЙНОСТІ СІЛЬСЬКОГОСПОДАРСЬКИХ КУЛЬТУР	435
Пронь Я.С. МЕНЕДЖМЕНТ ПЕРСОНАЛУ В ДІЯЛЬНОСТІ СІЛЬСЬКОГОСПОДАРСЬКОГО ПІДПРИЄМСТВА	436
Рудиченко З.Ш. ФІНАНСОВІ АСПЕКТИ ДІЯЛЬНОСТІ ЗАКЛАДІВ ФАХОВОЇ ОСВІТИ	437
Хижняк І.М. МОДЕЛІ ФІНАНСУВАННЯ ЗАКЛАДІВ ФАХОВОЇ ОСВІТИ	438
Басенкова Т.Г. ДІАГНОСТИКА ДЕРЖАВНОЇ ПРОГРАМИ ПІЛЬГОВОГО КРЕДИТУВАННЯ «ДОСТУПНІ КРЕДИТИ 5-7-9%» В УКРАЇНІ	439
Шкатуленко А.В. СТРАТЕГІЧНЕ УПРАВЛІННЯ В УМОВАХ ГЛОБАЛЬНОЇ ЕКОНОМІЧНОЇ НЕВИЗНАЧЕНОСТІ	440
Соколов М. В. МЕХАНІЗМИ ЗАПРОВАДЖЕННЯ КОНТРОЛЮ ЯКОСТІ ПРОДУКЦІЇ В АГРАРНОМУ ПІДПРИЄМСТВІ	441
Рубан С. І. СУЧАСНІ СТРАТЕГІЇ ПІДВИЩЕННЯ КОНКУРЕНТОСПРОМОЖНОСТІ СІЛЬСЬКОГОСПОДАРСЬКОГО ПІДПРИЄМСТВА	442
Міхно В. В. МЕТОДИ І МОДЕЛІ ОЦІНКИ ЕКОНОМІЧНИМИ РИЗИКАМИ В ДІЯЛЬНОСТІ ПРИВАТНОГО АГРАРНОГО ПІДПРИЄМСТВА	443
Кузнецов В. І., ІННОВАЦІЙНІ ПІДХОДИ ДО ФОРМУВАННЯ ПІДПРИЄМНИЦЬКОЇ СТРАТЕГІЇ В АГРАРНОМУ СЕКТОРІ.....	444
Забара Д. В., Максименко Д. В. РОЗШИРЕННЯ АСОРТИМЕНТУ ПРОДУКЦІЇ ЯК ІНСТРУМЕНТ ПІДВИЩЕННЯ ТОРГОВЕЛЬНОГО ПОТЕНЦІАЛУ ПІДПРИЄМСТВА.....	445
Гулько С. Є. СТРАТЕГІЧНЕ ПЛАНУВАННЯ РОЗВИТКУ ВИРОБНИЧОГО ПІДПРИЄМНИЦТВА В УМОВАХ СУЧАСНОЇ ЕКОНОМІКИ.....	446
Леоненко Р. В., Максименко Д. В. СПЕЦИФІКА ФОРМУВАННЯ БРЕНДУ КОМУНАЛЬНОЇ УСТАНОВИ	447
Рудявка Є. І. ПРОБЛЕМНІ ПИТАННЯ БАНКІВСЬКОГО КРЕДИТУВАННЯ МАЛИХ АГРАРНИХ ПІДПРИЄМСТВ В СУЧАСНИХ УМОВАХ ГОСПОДАРЮВАННЯ	448
Хрін Д. І. АКТУАЛЬНІСТЬ ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ ФІНАНСОВОЇ СТІЙКОСТІ БУДІВЕЛЬНИХ КОМПАНІЙ ПІД ЧАС ДІЇ ВОЄННОГО СТАНУ	449

ІНТЕЛЕКТУАЛЬНА СИСТЕМА ІДЕНТИФІКАЦІЇ БЕЗПІЛОТНИХ ЛІТАЛЬНИХ АПАРАТІВ

Олефіренко Д.В., студ. 4 курсу ФЕМ, спец. «Інформаційні системи та технології»

Радько Є. О., учень 11 класу Стецьківської ЗЗСО СМР I-III ступенів

Науковий керівник: к.т.н., доц. Шелехов І.В.

Сумський НАУ

В роботі розглянуто актуальну та практично значущу задачу ідентифікації безпілотних літальних апаратів (БПЛА) за результатами аналізу трафіку, який передається ними на наземну станцію керування [1]. При цьому використовуються алгоритми машинного навчання перспективної інформаційно-екстремальної інтелектуальної технології [2], що дозволили оптимізувати базові генотипні та фенотипні параметри системи ідентифікації БПЛА, а саме геометричні параметри контейнерів класів розпізнавання та системи контрольних допусків (СКД) на ознаки розпізнавання. Як критерій функціональної ефективності (КФЕ) застосовано інформаційну міру Кульбака. Навчальна матриця формувалася зі значень 54 статистичних показників трафіку БПЛА Parrot Bebop, DBPower UDI, DJI Spark. Кількість реалізацій для кожного БПЛА становила 235.

Результати застосування алгоритму паралельної оптимізації системи контрольних допусків (рис. 1). При цьому ширина поля допусків (δ) змінювалась з кроком 1 в інтервалі від 0 до 100.

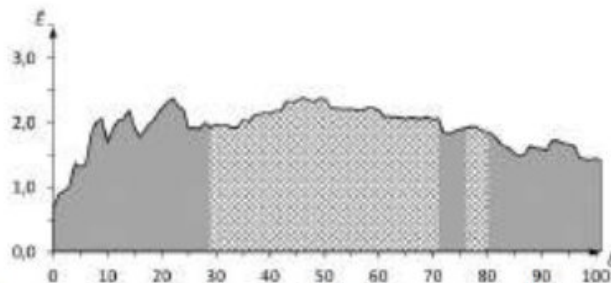


Рисунок 1 – Графік залежності усередненого КФЕ від параметрів СКД на ознаки розпізнавання

Аналіз рис. 1 показує, що максимальне значення усередненого КФЕ було досягнуто на 46 кроці та склало 2,38787. Результати оптимізації геометричних параметрів за такої СКД подано на рисунку 2.

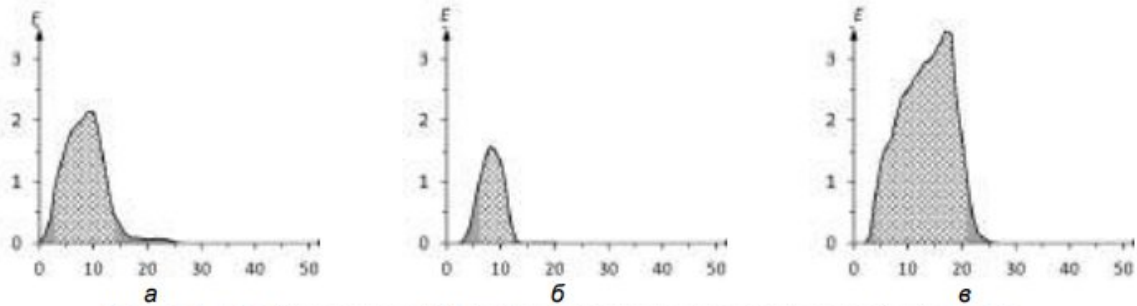


Рисунок 2 – Графік залежності КФЕ від геометричних параметрів контейнерів класів:
а) клас «Parrot Bebop», б) клас «DBPower UDI», в) клас «DJI Spark»

Аналіз результатів оптимізації показує, що оптимальними параметрами контейнера класу «Parrot Bebop» є радіус $d_1=10$ при міжцентровій відстані $d_c=12$, класу «DBPower UDI» є радіус $d_2=8$ при $d_c=12$, класу «DJI Spark» є радіус $d_3=8$ при $d_c=14$. Цим параметрам контейнерів відповідають такі значення КФЕ і точносних характеристик (D_1 – перша достовірність, β – помилка 2-го роду): для класу «Parrot Bebop» є $E=2.13037$ ($D_1=0.84$; $\beta=0.04$); для класу «DBPower UDI» є $E=1.57571$ ($D_1=0.71$; $\beta=0$); для класу «DJI Spark» є $E=3.45754$ ($D_1=0.94$; $\beta=0$). Таким чином, запропонований комплекс алгоритмів дозволяє сформулювати високоточні вирішальні правила системи ідентифікації БПЛА.

Список використаних джерел

1. Jalil H. H., Cao Y., Li S., Hu Y., Wang J., Wang S. Real-Time Collaborative Intrusion Detection System in UAV Networks Using Deep Learning. - IEEE Internet of Things Journal, 2024. - 10.1109/JIOT.2024.3426511
2. Dovbysh A.S., Shelekhov I.V., Olefirenko D.V. Optimization of control tolerances for recognition features in information-extremal methods of automatic classification. - Abstracts of IX International Scientific and Practical Conference «Research of young scientists: from idea generation to project implementation». – October 28-30, 2024, Lyon, France. – p. 228-235.

RESEARCH OF YOUNG SCIENTISTS: FROM IDEA GENERATION TO PROJECT IMPLEMENTATION

Abstracts of IX International Scientific and Practical Conference

Lyon, France
(October 28-30, 2024)

RESEARCH OF YOUNG SCIENTISTS: FROM IDEA GENERATION TO PROJECT
IMPLEMENTATION

59.	Дев'яткін А.М., Кокареєва А.М. ВПЛИВ ІНДИВІДУАЛЬНО-ПСИХОЛОГІЧНИХ ВЛАСТИВОСТЕЙ ОСОБИСТОСТІ НА ПОСТТРАВМАТИЧНЕ ЗРОСТАННЯ В УМОВАХ ВОЄННОГО СТАНУ	204
60.	Директоренко Л.О., Шаповал І.М. ДОСЛІДЖЕННЯ СУБ'ЄКТИВНОГО БЛАГОПОЛУЧЧЯ ОСОБИСТОСТІ В УМОВАХ ВІЙНИ	207
61.	Задерака С.Ю. КОМУНІКАТИВНА КОМПЕТЕНТНІСТЬ ЯК ІНСТРУМЕНТ ПСИХОЛОГІЧНОЇ ДІЯЛЬНОСТІ	212
62.	Марущак О.О., Музичко Л.Т. ПСИХОЛОГО-ПЕДАГОГІЧНІ УМОВИ ЗАПОБІГАННЯ ТА ПРОФІЛАКТИКИ ПРОЯВІВ НАСИЛЬСТВА У СЕРЕДОВИЩІ ВІЙСЬКОВОГО НАВЧАЛЬНОГО ЗАКЛАДУ	215
63.	Забеліна О. ПСИХОЛОГІЧНІ УСТАНОВКИ ЯК ПРЕДИКТОРИ БЛАГОПОЛУЧЧЯ ПОДРУЖНИХ СТОСУНКІВ МОЛОДИХ ЛЮДЕЙ	217
TECHNICAL SCIENCES		
64.	Babich S., Glukhov A., Zhiguts Y. APPLICATION OF THE LINEARIZED THEORY OF ELASTICITY FOR DETERMINING THE DYNAMICS OF TORSION WAVES IN LAYERED COMPOSITE INCOMPRESSIBLE MATERIALS	222
65.	Dovbysh A.S., Shelehov I.V., Olefirenko D.V. OPTIMIZATION OF CONTROL TOLERANCES FOR RECOGNITION FEATURES IN INFORMATION-EXTREMAL METHODS OF AUTOMATIC CLASSIFICATION	228
66.	Farafonova A.D. СТРАТЕГІЧНЕ ПЛАНУВАННЯ В ПРОЕКТІ КОМП'ЮТЕРИЗАЦІЇ ЦЕНТРУ АДОПЦІЇ БЕЗПРИТУЛЬНИХ ТВАРИН	236
67.	Mammadova M. H., Jafarova V.A., Sadigova A. A. EFFECTIVE STERILIZATION OF HAZELNUTS (CORYLUS AVELLANA) AS A KEY STAGE OF INTRODUCTION TO THE CULTURE IN VITRO.	239

TECHNICAL SCIENCES
RESEARCH OF YOUNG SCIENTISTS: FROM IDEA GENERATION TO PROJECT
IMPLEMENTATION

OPTIMIZATION OF CONTROL TOLERANCES FOR RECOGNITION FEATURES IN INFORMATION- EXTREMAL METHODS OF AUTOMATIC CLASSIFICATION

Dovbysh Anatoliy Stepanovych

Professor of Computer Science Department, Prof., Dr.Sc.,
Sumy State University

Shelehov Igor Volodymyrovych

Ass.prof. of Cybernetics and Informatics Department, ass.prof., PhD,
Sumy National Agrarian University

Olefrenko Dmytro Volodymyrovych

Student
Sumy National Agrarian University

Introduction. Increase of the effectiveness and the efficiency of the industrial process' control is organically concerned with the development and application of the intellectual informational technologies which are based on the ideas and methods of machine learning. The application of learnable (self-learnable) control systems (CS) in industry allows to turn the subjective control methods to intellectual informational technologies of the weakly formalized processes' and objects' control which functionate under conditions of indetermination. The main barriers on the way of the intensive application of adaptive learning CS are still caused by the gap between machine learning theory and practice needs. The main disadvantage of known methods for machine learning of recognition systems is ignoring in practice tasks of recognition classes' intersection in recognition features' space that cause a need of preliminary normalization of images on purpose of approach to pattern.

For known methods image normalization in bounds of information-extremal intellectual technology (IEIT) of learning CS analysis and synthesis [1] is accomplished directly in learning process by goal-seeking transformation of a priori indistinct features space's division into recognition classes to distinct equivalence's division which allows defining an error-free by the learning matrix classifier. This transfer is accomplished by the possible transformations in discrete paraceptual space between which optimization (in informational meaning here and later) of control tolerances (CT) for the recognition features plays an important role. In [1, 2] optimization of control tolerances was studied both by parallel algorithm when tolerances were changed for all features simultaneously and by serial algorithm. Parallel algorithm of optimization which is usually applied, for example, for processing large arrays of video information during image recognition allows raising learning efficiency but gives less precision for calculated global maximum of the informational

TECHNICAL SCIENCES
RESEARCH OF YOUNG SCIENTISTS: FROM IDEA GENERATION TO PROJECT
IMPLEMENTATION

criterion of functional effectiveness (CFE) for system learning. Serial algorithm of CT optimization in contrary is less efficient but often allows to define, for example, for 2D images error-free classifier even without optimization of other space-time parameters of functioning. The weak spot of existing serial optimization algorithms for CT [2] is unformalized choice of start tolerances for recognition features. Unsuccessful choice of these tolerances may take the system out of the work (acceptable) range of calculating of learning CFE at the beginning of the optimization that cause the increase of the optimization time for CT

The purpose of the article is development of the parallel-serial algorithm of CT optimization which allows raising the learning efficiency and provides a high precision for global maximum calculation of learning CFE in work range of definition of its function.

Target setting. Under condition of substantiation of indistinct hypothesis of compactness of image realizations in general case CT let consider optimization in IEIT bounds for hyperspherical classifier in which recognition classes' containers are restored on each learning step in radial basis of discrete Hemming space. Let's have the alphabet of recognition classes $\{X_m^o | m = \overline{1, M}\}$, learning matrix of "object-feature" type $\|y_{m,i}^{(j)}\|$, $i = \overline{1, N}$, $j = \overline{1, n}$ where N , n is quantity of recognition features and vector-realizations correspondingly. Let's define a structured vector of functioning parameters for learning system $g = \langle x_1, d_1, \delta \rangle$ which consists of pattern vector-realization x_1 , the most desired (basic) class X_1^o , geometric parameter d_m is code distance between container hypersurface K_1^o of class X_1^o and vertex of pattern vector $x_1 \in X_1^o$ which is calculated in Hemming space by the equation:

$$d_1 = \sum_{i=1}^N (x_{1,i} \oplus \lambda_i), \quad (1)$$

where $x_{1,i}$ – i -th vector coordinate x_1 ; λ_i – i -th coordinate of some vector λ vertex of which is situated on the container's hypersurface $K_1^o \in X_1^o$ and parameter of symmetric limits' range δ . Later code distance (1) between vectors x_1 and λ will be conditionally called by radius of pseudosphere and denoted for simplification by $d_m = d(x_m \oplus \lambda)$. We have acceptable value areas for corresponding parameters: $x_1 \in \Omega_B^{[N]}$ where $\Omega_B^{[N]}$ is binary features' space of capacity N ; $d_1 \in [0; d(x_1 \oplus x_c) - 1]$, where x_c is pattern vector-realization of neighbor (nearest) class X_c^o and for parameter $\delta \in [0; \delta_H / 2]$, where δ_H is normed (operating) tolerance range for recognition features.

On the stage of learning we need to define by a priori classified realizations of indistinct images optimum in informational meaning distinct division $\mathfrak{R}^{[M]}$ of discrete features' space Ω_B into M recognition classes by iterative maximization of averaged by the alphabet $\{X_m^o\}$ value of informational CFE of CS learning:

$$\bar{E}^* = \frac{1}{M+1} \sum_{m=1}^{M+1} \max_{\{d\}} E_m \quad (2)$$

where E_m is informational CFE of system's learning to recognize class X_m^o ; $\{d\}$ is ensemble of learning steps.

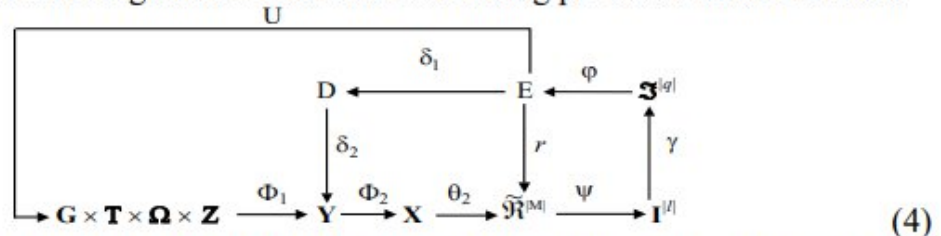
TECHNICAL SCIENCES
RESEARCH OF YOUNG SCIENTISTS: FROM IDEA GENERATION TO PROJECT
IMPLEMENTATION

Mathematical model. Let input math description of learning CS has structure:

$$\Delta_B = \langle G, T, \Omega, Z, V, X; \Phi \rangle, \quad (3)$$

where G is a space of input signals (factors) which affect upon the CS; T is an ensemble of getting output data points of time; Ω is recognition features' space; Z is a space of possible functional CS states; V is an ensemble of decision rules; X is a sample ensemble which create binary learning matrix of "object-property" type; $\Phi: G \times T \times \Omega \times Z \rightarrow X$ is an operator which forms sample ensemble X at CS input. As universe of trials we shall consider Cartesian product of given in (3) ensembles: $W = G \times T \times \Omega \times Z \times V$.

Then categorical model as a diagram with ensembles which are used for optimization of CL for recognition features in CS learning process will take a form:



According to IEIT on the stage of CS learning operator $\theta: X \rightarrow \tilde{\mathcal{R}}^{[M]}$ restores on each learning step in general case indistinct division $\tilde{\mathcal{R}}^{[M]}$. Classification operator $\Psi: \tilde{\mathcal{R}}^{[M]} \rightarrow I^{[l]}$ checks up the main statistical hypothesis $\gamma_1: y_{m,i}^{(j)} \in X_m^o$ where $I^{[l]}$ is an ensemble of statistical hypotheses. Operator γ defines ensemble of precision characteristics of learning process $\tilde{\mathcal{S}}^{[q]}$ where $q = l^2$ and operator ϕ calculates term-ensemble E of informational optimization criterion values. Operator r corrects division $\tilde{\mathcal{R}}^{[M]}$ by iterative search of global maximum of criterion (1) in work range of definition of its function. On the diagram (4) the circuit of operators

realizes the basic learning algorithm which on each learning step calculates value of criterion $E_m \in E$, accomplishes search of its global maximum in work range of definition and optimizes geometry division parameters $\tilde{\mathcal{R}}^{[M]}$. Operator $U: E \rightarrow G \times T \times \Omega \times Z$ regulates learning process and allows optimizing parameters of its level. They may define, for example, size of trial structure, queue of recognition class examination, etc. Circuit of CL optimization which create term-ensemble D is closed in series with operator $\delta_1: E \rightarrow D$ and with operator $\delta_2: D \rightarrow Y$ which changes image realizations in process of criterion $E_m \in E$ maximization.

Optimization criterion. Among logarithmical statistical informational values entropy Shannon measure is the most commonly used and is integral measure. With this studying of differential Kulback's measure's features is paid insufficient attention. In work [1, 2] for two-alternative grade system we obtain the next modification of Kulback's measure

$$E = 0,5 \log_2 \left(\frac{D_1 + D_2}{\alpha + \beta} \right) * [(D_1 + D_2) - (\alpha + \beta)] = \log_2 \left(\frac{2 - (\alpha + \beta)}{\alpha + \beta} \right) * [1 - (\alpha + \beta)] \quad (5)$$

TECHNICAL SCIENCES
RESEARCH OF YOUNG SCIENTISTS: FROM IDEA GENERATION TO PROJECT
IMPLEMENTATION

where α , β , D_1 , D_2 are precision characteristics: errors of first and second kind, first and second certainty correspondently.

Algorithm of control limits' optimization. Let's consider the method of optimization of control limits for recognition features in IEIT bounds. In figure 2 we have shown symmetric limits' range for value of i -th feature $y_{m,i}^{(j)}$, $i = \overline{1, N}$.

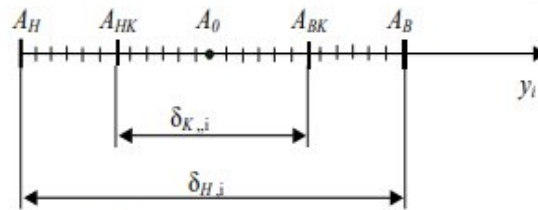


Fig. 1. Symmetric limits' range for value of recognition feature

In figure 1 we introduce such denotations: A_0 – nominal value of feature y_i ; A_H , A_B – lower and upper normed limits correspondently; A_{HK} , A_{BK} – lower and upper control limits correspondently; $\delta_{H,i}$ – normed limits' range; $\delta_{K,i}$ – control limits' range.

The task of optimization of control limits for recognition features is partial task of informational synthesis in which it's necessary to calculate extremal values of limits range parameter:

$$\delta^* = \arg \max_{G_\delta} \{ \max_{G_\alpha} \{ \max_{G_d} \bar{E} \} \},$$

where G_δ , G_α , G_d are allowable value ranges of parameters δ , x_1 and d_1 correspondently.

Algorithm of control limits' optimization as for other parameters of CS learning in IEIT bounds lies in approaching of global maximum of informational optimization criterion to its limit value in value area of criterion function. In work [1] convergence of serial optimization algorithm of control limits for recognition features is proved. It have such a structure of iterative optimization procedure:

$$\{\delta_{K,i}^*\} = \arg \{ \max_{G_{\delta_i}} \{ \max_{G_E} \left[\bigotimes_{l=1}^L \max_{G_{d_l}} E_1^{(l)} \right] \} \}, i = \overline{1, N}, \quad (6)$$

where G_{δ_i} , G_E , G_{d_l} are allowable value ranges for control limits' field for i -th feature, optimization criterion and code distance d_1 correspondently; $\bigotimes$ is symbol of repetition operation; L is quantity of running of iterative procedure for control limits' serial optimization; $E_1^{(l)}$ is a value of criterion (3) during optimization of control field of limits for the i -th recognition feature on the l -th running of optimization procedure.

Let's consider a realization of the serial optimization algorithm of tolerances for recognition features according to the procedure (6). The input data: an array of image realizations $\{y_m^{(j)} \mid m = \overline{1, M}; j = \overline{1, n}\}$; the start control tolerances $\{\delta_{K,i}\}$ and normed tolerances $\{\delta_{H,i}\}$ which defines value area for control tolerances. Preliminarily for each feature we must define a scale value Δ_i which replaces the i -th feature.

The scheme of serial optimization algorithm of control tolerances:

TECHNICAL SCIENCES
RESEARCH OF YOUNG SCIENTISTS: FROM IDEA GENERATION TO PROJECT
IMPLEMENTATION

1. Nullification of the running counter of optimization procedure of learning parameters: $l:=0$.
2. For the start tolerances calculating the value of function $E_{\max,1}^{(l)}$ according to the basic learning algorithm (4).
3. Forming of the running counter: $l: l+1$.
4. Nullification of the recognition feature counter: $i:=0$.
5. Forming of the recognition feature counter: $i: i+1$.
6. Defining of the extremal value of the tolerance parameter $\hat{\delta}_{K,i}^{(l)}$ according to the procedure (6) in which internal optimization cycle realizes the basic learning algorithm.
7. $\hat{\delta}_{K,i}^{(l)} := \max_{\delta_{K,i} \in \delta_H} \delta_{K,i}^{(l)}$.
8. If $i \leq N$ then we turn to the point 5 else turn to point 9.
9. If $|E_{\max,1}^{(l-1)} - E_{\max,1}^{(l)}| \leq \varepsilon$ where ε – any small positive number then we turn to point 10 else turn to point 3.
10. $\{\delta_{K,i}^*\} := \{\hat{\delta}_{K,i}^{(l)}\}$ and “STOP”.

For the forming of start control tolerances let's use parallel optimization algorithm which optimize control tolerances for all features simultaneously. Input data is the same as for serial optimization algorithm but as for value area of parameter δ we consider the range $[1; \delta_H / 2]$ where δ_H is the width of normed tolerances.

Let's consider the realization steps of the parallel optimization algorithm:

1. Nullification step counter of changing parameter $\delta: l:=0$.
2. Running the counter: $l:=l+1$ and calculating lower and upper control tolerances for all features: $\{A_{HK,i}[l] := y_{m,i} - \delta[l]\}$ and $\{A_{BK,i}[l] := y_{m,i} + \delta[l]\}$, $i = \overline{1, N}$, correspondingly.
3. Realizing of basic learning algorithm.
4. If $E_1^*[l] \geq E_1^*[l-1]$ then we turn to point 5 else turn to point 6.
5. If $\delta \leq \delta_H / 2$ then we turn to point 2 else turn to 6.
6. $\{A_{HK,i}^* := A_{HK,i}[l-1]\}$; $\{A_{BK,i}^* := A_{BK,i}[l-1]\}$, $i = \overline{1, N}$; $E_1^* := E_1^*[l-1]$ and “STOP”.

The example of parallel-serial optimization algorithm realization. Let's demonstrate the realization of the CT optimization algorithm in IEIT bounds with an example of DMS learning which is a component of system of manufacture of complex mineral fertilizer NKP (nitrogen – potassium – phosphorus). For obviousness let's examine a priori indistinct division optimization for tree classes: X_1^o , X_2^o and X_3^o which are differ one from another by the chemical components content. Here X_1^o class characterizes the best technological mode which provides a correspondence of the product with established standard, other classes characterize a violation of technological process which leads to deviation of nitrogen and phosphorus content from the standard. Learning matrix consists of forty realization-vectors for each class. Structured realization-vectors of classes had forty one recognition features (among them twenty eight are technological parameters values of which are shown in the visual monitor and thirteen are the results of current chemical analysis which were introduced into the system by the operator according to the schedule). For the analysis of the optimization algorithm effectiveness for CT for recognition features first we realize

TECHNICAL SCIENCES
RESEARCH OF YOUNG SCIENTISTS: FROM IDEA GENERATION TO PROJECT
IMPLEMENTATION

basic learning algorithm according to IEIT which optimize the class containers without CT optimization. In figures 2 we have shown the graphs of CFE function (5) dependence from the corresponding classes containers radiuses.

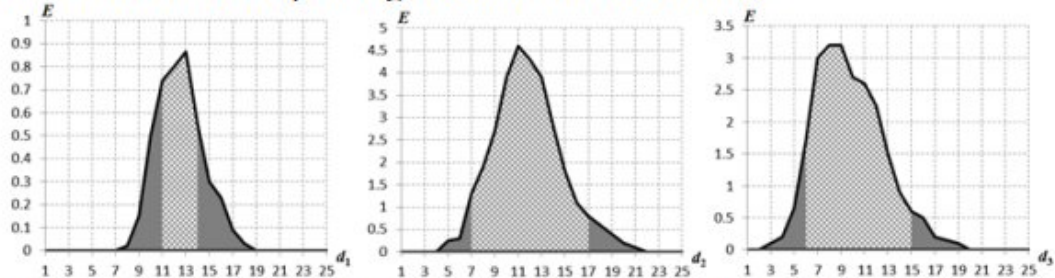


Fig. 2. Optimization of container for classes according to the basic learning algorithm

Here and later the light area of the graph means the work range of definition of the informational learning CFE. Analysis of the figures 2 shows that optimum container radiuses in code distances equal correspondingly: $d_1^* = 13$, $d_2^* = 11$ i $d_3^* = 9$.

During serial optimization algorithm realization for defining of start tolerances we run the parallel optimization algorithm for tolerances. In the figure 3 is shown the dynamics of learning CFE changing in process of optimization of tolerance parameter δ according to the parallel algorithm.

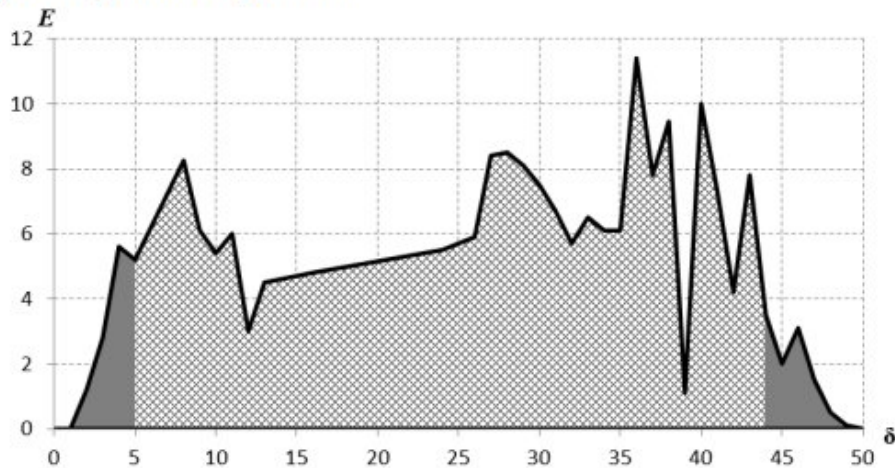


Fig. 3. Optimization of parameter δ according to the parallel algorithm

As it is shown in the fig. 3 the optimum value of parameter δ of start tolerances which guarantees being of the system in work range of definition of the criterion function (5) equals $\delta^* = \pm 36$ comparative units for all recognition features. Besides the averaged value of learning CFE for three classes is greatly higher ($\bar{E}^* = 11,32$) in comparison with basic learning algorithm (fig.2) but it doesn't reach the limit CFE value ($\bar{E}^* = 13,96$ if $n=40$ and $r=2$).

After defining of the start CT we ran the serial optimization algorithm (6) with the same criterion (5). At the fig. 4 we have shown the graphs CFE dependence from

TECHNICAL SCIENCES
RESEARCH OF YOUNG SCIENTISTS: FROM IDEA GENERATION TO PROJECT
IMPLEMENTATION

container radiuses of corresponding classes after CT optimization by the serial algorithm.

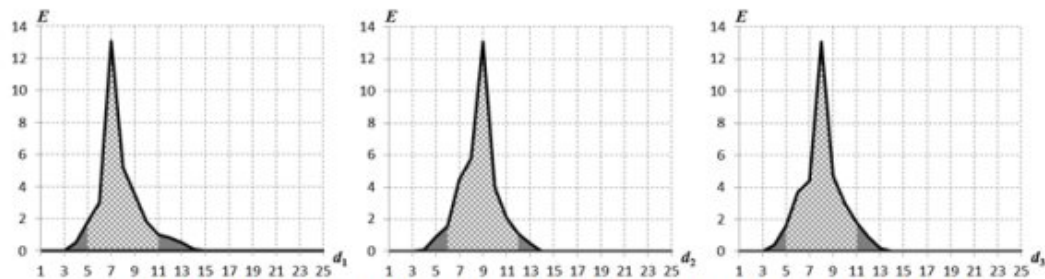


Fig. 4. Container optimization for classes by the serial algorithm

Analysis of the fig. 4 shows that the optimum radiuses for corresponding recognition class containers equal: $d_1^* = 7$, $d_2^* = 9$, $d_3^* = 8$. At the same time average value of container radiuses equals 5,33 which greatly smaller than corresponding average value for basic learning algorithm (11). This is the evidence of decrease of the class intersection extent during CT optimization process. Analysis of average CFE values changing in CT optimization process shows that during basic learning algorithm realization $\bar{E} = 2,90$, during parallel optimization algorithm $\bar{E} = 11,32$, and during serial optimization algorithm $\bar{E} = 13,07$. Thus application of serial CT optimization algorithm provides approximation of CFE value to limit value (13,96).

Prospects of research development. Subsequent development of the offered in IEIT bounds method for CS learning for purpose of defining error-free by the learning matrix classifier it is expedient to accomplish by the optimization of other space-time parameters of CS functioning, for example selection levels of binary pattern realization-vector coordinates what allows to increase average center-to-center code distance for given class alphabet, dictionary parameters which influence on the information density of the recognition features, parameters of influence on the controlled process of external environment etc.

The promising sphere of obtained results application is controlled weakly formalized processes in different branches of social-economic spheres of society: oil-chemical and metallurgical industry, medical diagnosis etc.

Summary. The offered parallel-serial CT optimization algorithm allows to define decision rules certainty of which approaches to asymptotic (limit) certainty. Parallel CT optimization realization allows choosing the start tolerances what provides being of learning CS in work range of definition for informational learning CFE. Integration of parallel and serial optimization algorithms allows to increase the learning efficiency and to provide the approach of decision-making certainty to asymptotic certainty on the test stage.

TECHNICAL SCIENCES
RESEARCH OF YOUNG SCIENTISTS: FROM IDEA GENERATION TO PROJECT
IMPLEMENTATION

References

1. Dovbysh, A.S., Budnyk, M.M., Piatachenko, V.Y., Myronenko, M.I. Information-Extreme Machine Learning of On-Board Vehicle Recognition System. *Cybernetics and Systems Analysis*, 2020, 56(4), pp. 534–54.
2. Dovbysh, A.S., Zimovets, V.I., Zuban, Y.A., Prihodchenko, A.S. Machine Training of the System of Functional Diagnostics of the Shaft Lifting Machine. *Problems of the Regional Energetics*, 2019, (2), pp. 88–102.