

УДК 004.8, 004.93'1;004.932, 623.746-519, 681.518:004.93.1'

УКПП

№ держреєстрації 0120U102000

Інв. №

Міністерство освіти та науки України
Сумський державний університет (СумДУ)
40007, м. Суми, вул. Римського-Корсакова, 2
тел. (0542) 33-41-08 факс (0542) 33-40-49

ЗАТВЕРДЖУЮ

Проректор з наукової роботи
д-р фіз.-мат. наук, професор

_____ А.М. Черноус

ЗВІТ
ПРО НАУКОВО-ДОСЛІДНУ РОБОТУ

**БОРТОВА СИСТЕМА БЕЗПЛОТНОГО ЛІТАЛЬНОГО АПАРАТУ ДЛЯ
АВТОНОМНОГО РОЗПІЗНАВАННЯ НАЗЕМНИХ МАЛОГАБАРИТНИХ
ОБ'ЄКТІВ
(остаточний)**

Науковий керівник НДР
д-р. техн. наук, професор

(підпис)

А.С. Довбиш

2021

Рукопис закінчено 20 грудня 2021р.

Результати цієї роботи розглянуто науковою радою СумДУ, протокол від 23.12.2021 р. № 7

СПИСОК АВТОРІВ

Керівник НДР, д-р техн. наук, гол. наук. співроб.	(17.12.2021)	А.С. Довбиш (вступ, висновки)
Відповідальний виконавець: канд. техн. наук, старш. наук. співроб.	(17.12.2021)	І.В. Шелехов (підрозділ 2.2)
Виконавці: Д-р. техн. наук, виконавець договору	(17.12.2021)	Є. А. Лавров (підрозділ 1.1)
Канд. техн. наук, виконавець договору	(17.12.2021)	В.В. Москаленко (підрозділ 1.3)
Канд. ф.-м. наук, виконавець договору	(17.12.2021)	О. О. Дрозденко (підрозділ 1.2)
Провідний інженер, виконавець договору	(17.12.2021)	Ю. В. СИМОНОВСЬКИЙ (підрозділ 1.3)
Провідний інженер	(17.12.2021)	Г.В. Токаренко (підрозділ 1.4)
Інженер 1 кат.	(17.12.2021)	Н. М. Бровко (підрозділ 1.2)
Виконавець договору	(17.12.2021)	Д. В. Прилепа (підрозділ 1.4)
Аспірант, молодш. наук. співроб.	(17.12.2021)	М. І. Мироненко (підрозділи 2.1, 2.2)
Студент, лаборант, виконавець договору	(17.12.2021)	Т. Р. Савченко (підрозділи 2.3, 2.4)
Студент, виконавець договору	(17.12.2021)	О. В. Гриненко (підрозділ 2.4)
Студент, виконавець договору	(17.12.2021)	В. Р. Татарінов (підрозділ 2.1)

РЕФЕРАТ

Звіт про НДР: 122 с., 40 рис., 2 додатки, 96 джерел.

БЕЗПІЛОТНИЙ АВІАЦІЙНИЙ КОМПЛЕКС, БОРТОВА СИСТЕМА РОЗПІЗНАВАННЯ, МАШИННЕ НАВЧАННЯ, ІНФОРМАЦІЙНО-ЕКСТРЕМАЛЬНА ІНТЕЛЕКТУАЛЬНА ТЕХНОЛОГІЯ, ФУНКЦІОНАЛЬНА КАТЕГОРІЙНА МОДЕЛЬ, ІНФОРМАЦІЙНИЙ КРИТЕРІЙ; НАЗЕМНИЙ ПРИРОДНИЙ ОБ'ЄКТ, НАЗЕМНИЙ ІНФРАСТРУКТУРНИЙ ОБ'ЄКТ, НАЗЕМНИЙ ТРАНСПОРТНИЙ ЗАСІБ.

Мета роботи – підвищення функціональної ефективності автономної бортової системи безпілотного літального апарату для розпізнавання наземних природних та інфраструктурних об'єктів і транспортних засобів на основі машинного навчання, що дозволяє системі набути властивості адаптивності до довільних початкових умов формування цифрового зображення наземного об'єкту та гнучкості при перенавчанні через розширення потужності алфавіту класів розпізнавання.

Об'єктом дослідження є процес машинного навчання автономної бортової системи розпізнавання наземних природних та інфраструктурних об'єктів і транспортних засобів.

Предмет дослідження – категорійні функціональні моделі та методи інформаційно-екстремального машинного навчання автономної бортової системи безпілотного літального апарату для розпізнавання наземних природних та інфраструктурних об'єктів і транспортних засобів.

За результатами моделювання на випробувально-налагоджувальному стенді автономної бортової системи безпілотного літального апарату природних, інфраструктурних об'єктів і транспортних засобів розроблено за оптико-електронною системою спостереження вхідний математичний опис та розроблено методи інформаційно-екстремального машинного навчання бортової системи для розпізнавання наземних об'єктів.

ЗМІСТ

РЕФЕРАТ	3
ПЕРЕЛІК СКОРОЧЕНЬ, УМОВНИХ ПОЗНАК, ОДИНИЦЬ І ТЕРМІНІВ.....	6
ВСТУП.....	7
1. ФОРМУВАННЯ ВХІДНОГО МАТЕМАТИЧНОГО ОПИСУ АВТОНОМНОЇ БОРТОВОЇ СИСТЕМИ БЕЗПІЛОТНОГО ЛІТАЛЬНОГО АПАРАТУ ДЛЯ РОЗПІЗНАВАННЯ НАЗЕМНИХ ПРИРОДНИХ ТА ІНФРАСТРУКТУРНИХ ОБ’ЄКТІВ І ТРАНСПОРТНИХ ЗАСОБІВ	9
1.1 Сучасний стан і тенденції застосування автономних безпілотних літальних апаратів.....	9
1.2 Структура, функції та засоби створення випробувально-налагоджувального стенду кіберзахищеної бортової системи для розпізнавання наземних природних та інфраструктурних об’єктів і транспортних засобів за оптико-електронним каналом спостереження	12
1.3 Інформаційно-екстремальне машинне навчання бортової системи розпізнавання з оптимізацією RGB-складових цифрових зображень наземних об’єктів	18
1.4 Інформаційно-екстремальне машинне навчання бортової системи розпізнавання наземних природних та інфраструктурних об’єктів з оптимізацією базового класу розпізнавання	42
2 ОПТИМІЗАЦІЯ ПАРАМЕТРІВ ІНФОРМАЦІЙНО-ЕКСТРЕМАЛЬНОГО МАШИННОГО НАВЧАННЯ АВТОНОМНОЇ БОРТОВОЇ СИСТЕМИ РОЗПІЗНАВАННЯ ПРИРОДНИХ ТА ІНФРАСТРУКТУРНИХ ОБ’ЄКТІВ І ТРАНСПОРТНИХ ЗАСОБІВ	60
2.1 Інформаційно-екстремальне машинне навчання бортової системи розпізнавання наземних рухомих об’єктів	60
2.2 Глибоке інформаційно-екстремальне машинне навчання автономної бортової системи розпізнавання транспортного засобу на автомагістралі	74
2.3 Визначення швидкості наземного об’єкту за оптико-електронною системою спостереження автономної бортової системи розпізнавання.....	91

2.4 Автономна бортова система безпілотної літальної апарату в режимі корегування ракетного та артилерійського вогню	93
ВИСНОВКИ.....	97
ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ.....	101
ДОДАТОК А.....	114
ДОДАТОК Б	121

ПЕРЕЛІК СКОРОЧЕНЬ, УМОВНИХ ПОЗНАК, ОДИНИЦЬ І ТЕРМІНІВ

БАК – безпілотний авіаційний комплекс;

БПЛА – безпілотний літальний апарат;

БСР – бортова система розпізнавання;

ІЕІТ – інформаційно-екстремальна інтелектуальна технологія;

КФЕ – критерій функціональної ефективності;

НПК – наземний пункт керування

НТР – науково-технічна розробка;

СКД – система контрольних допусків.

ВСТУП

Однією із важливих задач автономної бортової системи безпілотного літального апарату (БПЛА) для розпізнавання наземних природних та інфраструктурних об'єктів і малогабаритних транспортних засобів є застосування ідей і методів машинного навчання та розпізнавання образів. При цьому достовірність сегментації, тобто пошуку зон інтересу на електронному зображенні регіону, залежить від адекватності вхідного математичного опису бортової системи ідентифікації кадрів цифрового зображення регіону реальним умовам та від функціональної ефективності машинного навчання бортової системи розпізнавання (БСР).

В теперішній час існують всі технічні можливості для оброблення і оперативного аналізу цифрових зображень. При цьому основним стримуючим фактором впровадження автономних БСР є науково-методологічні ускладнення, пов'язані в першу чергу з побудовою інформативної навчальної матриці за довільних початкових умов формування цифрових зображень наземних об'єктів і апріорно нечіткого розбиття простору ознак на класи розпізнавання. Тому актуальною проблемою, на вирішення якої спрямовано науково-технічну розробку (НТР), що виконується на кафедрі комп'ютерних наук Сумського державного університету, є підвищення функціональної ефективності машинного навчання автономної БСР. Складність вирішення цієї надскладної проблеми обумовлена жорсткими вимогами до високої повної ймовірності правильного прийняття класифікаційних рішень і оперативності прийняття класифікаційних рішень в режимі безпосереднього виконання польотного завдання. Особливо актуальною тема проекту є для України, де існує високий попит на багатофункціональні безпілотні авіаційні комплекси з боку військових, правоохоронних, природоохоронних прикордонних та інших державних структур.

Досягнення поставленої мети в НТР здійснюється шляхом подальшого розвитку створеної в Сумському державному університеті так званої інформаційно-екстремальної інтелектуальної технології (ІЕІ-технології) аналізу

даних, яка ґрунтується на максимізації інформаційної спроможності БСР в процесі машинного навчання.

Заключний звіт НТР складається із вступу, двох розділів, висновків, переліку джерел посилання і додатку.

Перший розділ присвячено формуванню вхідного математичного опису автономної бортової системи для розпізнавання наземних природних та інфраструктурних об'єктів та малогабаритних транспортних засобів. При цьому моделювання об'єктів розпізнавання здійснювалося за допомогою випробувально-налагоджувального стенду (ВНС) безпілотного авіаційного комплексу (БАК), створеного на кафедрі комп'ютерних наук в Сумському державному університеті.

Другий розділ згідно з календарним планом НТР присвячено розробленню власної так званої інформаційно-екстремальної інтелектуальної технології (ІЄІТ) машинного навчання БСР на прикладі розпізнавання схожих за пофарбуванням і габаритами наземних транспортних засобів.

Результати наукових досліджень, одержаних виконавцями проекту, опубліковано в працях [1 – 53].

1. ФОРМУВАННЯ ВХІДНОГО МАТЕМАТИЧНОГО ОПИСУ АВТОНОМНОЇ БОРТОВОЇ СИСТЕМИ БЕЗПЛОТНОГО ЛІТАЛЬНОГО АПАРАТУ ДЛЯ РОЗПІЗНАВАННЯ НАЗЕМНИХ ПРИРОДНИХ ТА ІНФРАСТРУКТУРНИХ ОБ'ЄКТІВ І ТРАНСПОРТНИХ ЗАСОБІВ

1.1 Сучасний стан і тенденції застосування автономних безпілотних літальних апаратів

Широке використання безпілотних літальних апаратів (БПЛА) для підвищення вогневої ефективності ракетних військ і артилерії одночасно обумовило удосконалення засобів радіоелектронної протодії (РЕП). Сучасні системи РЕП дозволяють переривати зв'язок між дроном та оператором як за допомогою шуму, який передається на частотах, які автоматично визначаються, так і особливо характерними для теперішнього часу системами перехоплення управління. В залежності від класу апарату він може по різному реагувати на втрату сигналу від оператора. Відомі БПЛА, наприклад, MQ-9 Reaper (США), які здатні при застосуванні засобів РЕБ повертатися до місця запуску, використовуючи системи GPS та ГЛОНАСС. При цьому для того, щоб запобігти поверненню апарату до рук ворога необхідно не лише блокувати сигнали на частотах управління, а також і сигнали навігаційних систем.

Аналіз сучасних підходів і тенденцій розвитку БСР показав, що основним шляхом підвищення їх функціональної ефективності є надання їм властивості автономності шляхом застосуванням інтелектуальних технологій аналізу даних на основі машинного навчання та розпізнавання образів. Про складність вирішення цієї проблеми свідчить той факт, що побудову автономної БСР за проектом з умовною назвою GS-2 (США) планується завершити до 2030 року. Застосування традиційних методів інтелектуального аналізу даних Data Mining, включаючи штучні нейронні мережі для інформаційного синтезу БСР, не завжди забезпечує високу функціональну ефективність машинного навчання через такі науково-методологічні обмеження:

- довірливі початкові умови формування цифрових зображень об'єктів на місцевості, що розпізнаються, обумовлених різними ракурсами аерофотозйомки, висотами літального апарату, положенням і місцезнаходженням об'єкту;
- перетин класів розпізнавання, що характеризують зображення об'єктів, в просторі ознак розпізнавання;
- багатовимірність словника ознак і алфавіту класів розпізнавання;
- вплив неконтрольованих факторів, пов'язаних, наприклад, із зміною погодних умов, освітленості, маскуванням тощо.

Одним з перспективних підходів до аналізу та синтезу автономних БСР об'єктів на місцевості є використання ідей та методів розробленої авторським колективом проекту вітчизняної так званої інформаційно-екстремальної інтелектуальної технології (ІЕІ-технології), яка ґрунтується на максимізації інформаційної спроможності системи в процесі її машинного навчання. Основна ідея методів ІЕІ-технології як і в штучних нейронних мережах полягає в адаптації в процесі машинного навчання вхідного математичного опису до максимальної повної ймовірності прийняття правильних класифікаційних рішень. Але основна перевага методів інформаційно-екстремального машинного навчання полягає в тому, що вони на відміну від нейроподібних структур розробляються в рамках функціонального підходу до моделювання когнітивних процесів, притаманних людині при формуванні та прийнятті класифікаційних рішень, тобто безпосередньо моделюють природний механізм прийняття рішень. Такий підхід на відміну від структурних методів дозволяє методам інформаційно-екстремального машинного навчання надати гнучкість при перенавчанні системи через розширення алфавіту класів розпізнавання. Крім того, побудова в рамках геометричного підходу вирішальних правил практично вирішує проблему багатовимірності словника ознак розпізнавання, оскільки сучасні комп'ютерні комплекси здатні обробляти масиви даних, які складаються з достатньо великої кількості ознак розпізнавання.

Розпізнавання наземних рухомих і нерухомих об'єктів автономною БСР вирішується у два етапи. Спочатку БСР за оптико-електронною системою спостереження визначає кадр зони інтересу, в якому з великою ймовірністю може

знаходиться шуканий об'єкт. На другому етапі кожний об'єкт, який знаходиться в кадрі зони інтересу, порівнюється з об'єктами, сформованими на етапі машинного навчання БСР. Далі за криптозахищеним каналом необхідна інформація про об'єкт, що розпізнано, про його координати або результати ведення вогню передається на наземний пункт керування. При цьому функціональна ефективність машинного навчання БСР, основними складовими якої є достовірність і оперативність вирішальних правил, суттєво залежить від метода машинного навчання БСР. Накопичений досвід застосування методів інформаційно-екстремального машинного навчання систем розпізнавання різного призначення показав, що при формуванні навчальної матриці необхідно враховувати специфічність вхідних даних у тому числі можливість зміни ознак розпізнавання, наприклад, шляхом оптимізації вагових коефіцієнтів RGB-компонентів цифрового зображення наземного об'єкту розпізнавання, розмірів кадрів зображення та параметрів зчитування, оброблення і фільтрації вхідних даних.

Подальшою перспективою підвищення захищеності БПЛА є застосування інформаційних інтелектуальних технологій для автономної навігації за наземними природними та інфраструктурними орієнтирами без виходу в глобальну мережу GPS. Вирішення цієї проблеми також пов'язано з розпізнаванням наземних об'єктів і визначенням методами проективної геометрії місцезнаходження БПЛА.

Поява нового класу автономних БПЛА обумовлює суттєву зміну структури і функцій НПК. Однією із нових функцій НПК є необхідність перенавчання БСР за оперативними результатами авіарозвідки у випадку виявлення нового об'єкту в зоні бойових дій. Для можливості перенавчання БСР структура НПК повинна включати так званий випробувально-налагоджувальний стенд (ВНС), який складається із монітора симулятора 3D-зображень рельєфу регіону бойових дій, комп'ютерно-інтегрованих об'єктів розпізнавання і натурної моделі БСР та необхідної інфраструктури. Основною вимогою до ВНС є перенавчання БСР за умов, максимально наближених до реальних. При цьому вирішальну роль відіграють достовірність і оперативність перенавчання, що є принципово можливо при застосуванні методу машинного навчання в рамках функціонального підходу до

модельовання когнітивних процесів природного інтелекту. Розроблена в Сумському державному університеті ІЕІ-технологія, яка ґрунтується на максимізації інформаційної спроможності системи в процесі її машинного навчання, відкриває перспективний напрям інформаційного аналізу та синтезу кіберзахисених БСР об'єктів на місцевості.

Таким чином, подальший розвиток методів машинного навчання в рамках ІЕІ-технології аналізу даних відкриває напрям створення перспективної альтернативи нейроподібним структурам, що дозволяє вирішувати надскладну проблему інформаційного синтезу системи керування кіберзахистом складної інфокомунікаційної системи на основі машинного навчання та розпізнавання кібератак.

1.2 Структура, функції та засоби створення випробувально-налагоджувального стенду кіберзахисеної бортової системи для розпізнавання наземних природних та інфраструктурних об'єктів і транспортних засобів за оптико-електронним каналом спостереження

Машинне навчання автономної БСР з комп'ютерно-інтегрованою інтелектуальною системою керування кіберзахистом (СККЗ) здійснюється на наземному пункті керування. Для практичної реалізації СККЗ в Сумському державному університеті створено випробувально-налагоджувальний стенд (ВНС), який складається із інфокомунікаційної системи, роль якої виконує реальна бортова система БПЛА, оснащена пристроями радіокерування і автопілотом із виходом в глобальну мережу GPS, наземного пункту керування із серверною та іншою інфраструктурою, необхідною для аналізу ретрансльованих зображень та керування БПЛА, та з двох симуляторів:

- 1) рельєфу місцевості і наземних природних, інфраструктурних та інших малогабаритних об'єктів, які формують за оптико-електронною системою спостереження навчальну матрицю;

2) моделювання кібератак, з'єднаного радіоканалом з бортовою системою БПЛА;

У Додатку А приведено змодельовані на симуляторі рельєфу місцевості зображення прифронтової ділянки на лінії розмежування з окупованими районами Донецької області. При цьому симулятор має опції «Ясно», «Туман», «Дощ», «Сніг», «Хмарно», «Пора року», Що дозволяє моделювати зображення до реальних поточних умов.

Головним призначенням багатфункціонального симулятора динамічного оточення є перевірка функціональної ефективності бортової системи безпілотного літального апарату. Одним із можливих варіантів використання симулятора є здатність моделювати динамічні події, зокрема, артилерійський обстріл (рис. 1.1).



Рисунок 1.1 – Демонстрація вибуху біля окопів

Іншою важливою особливістю цього програмного забезпечення можна вважати створення довільного оточення та природних особливостей місцевості, які здатні наблизити комп'ютерну симуляцію до реальних умов. Наприклад, було відтворено декілька локацій серед яких є: передмістя; спальний район міста; військово-опорний пункт. При цьому усі використанні об'єкти симулятора створювалися власноруч, що дає можливість відтворення будь-якої місцевість.



Рисунок 1.2 – Приклад відтворених територій

Багатофункціональний симулятор динамічного оточення використовувався при відпрацюванні алгоритму корегування артилерійського вогню. Для отримання вхідного математичного опису було створено окрему карту (рис. 1.3). Корегування ракетного та артилерійського вогню здійснюється шляхом обчислення усереднених координат визначених об'єктів спостереження, у нашому випадку – це кратери від вибухів та воєнна техніка.

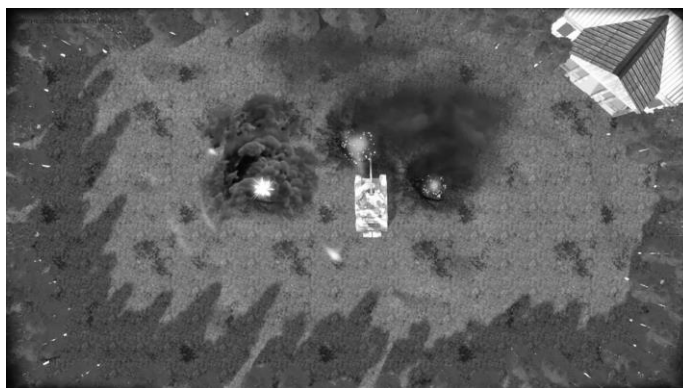


Рисунок 1.3 – Карта відпрацювання алгоритму корегування артилерійського
ВОГНЮ

Додатково у рамках роботи над симулятором розглядалося питання автономного конвоювання транспортного засобу (рис. 1.4), та аналізу неперервних інфраструктурних мереж (наприклад, автоматичний пошук пошкоджень дороги, залізничних колій, системи водопостачання тощо).



Рисунок 1.4 – Процес трекінгу автомобіля

При виконанні згаданих алгоритмів розроблена система ідентифікує відео отримане з борту безпілотної літака шляхом розбиття його на окремі фрейми. За допомогою цього підходу в пам'яті бортової системи розпізнавання вже зберігається час протягом якого ведеться зйомка. Це дозволило додатково розробити алгоритм визначення швидкості наземного об'єкту, опис якого буде приведено в підрозділі 2.4.

У склад ВНС входить також інтелектуальна багатоагентна СККЗ, яка працює в режимах машинного навчання і екзамену, основною задачею якого є перевірка функціональної ефективності машинного навчання шляхом виявлення змодельованих кібератак з метою вироблення захисних команд на виконуючі пристрої.

Показана на рисунку 1.5 СККЗ має централізовано-розподілену багатоагентну структуру. Джерелом інформації для СККЗ є вхідний / вихідний та внутрішні системні трафіки, аналізовані інтелектуальними агентами (ІА) хостів. Вхідні повідомлення надходять в аналізатор вхідного трафіку, що формує вектори структурованих ознак розпізнавання. У разі функціонування СККЗ в режимі самонавчання, вектори ознак вхідного трафіку із заданим часовим періодом надходять на входи агентів машинного навчання та виявлення атак. Агент машинного навчання способом кластеризації вхідних даних визначає їх належність до навчальної матриці для попередньо сформованого алфавіту класів розпізнавання. Якщо з'являється новий кластер автоматично формується його

навчальна матриця, що після досягнення репрезентативного обсягу додається до основної навчальної матриці, і запускається алгоритм машинного навчання.

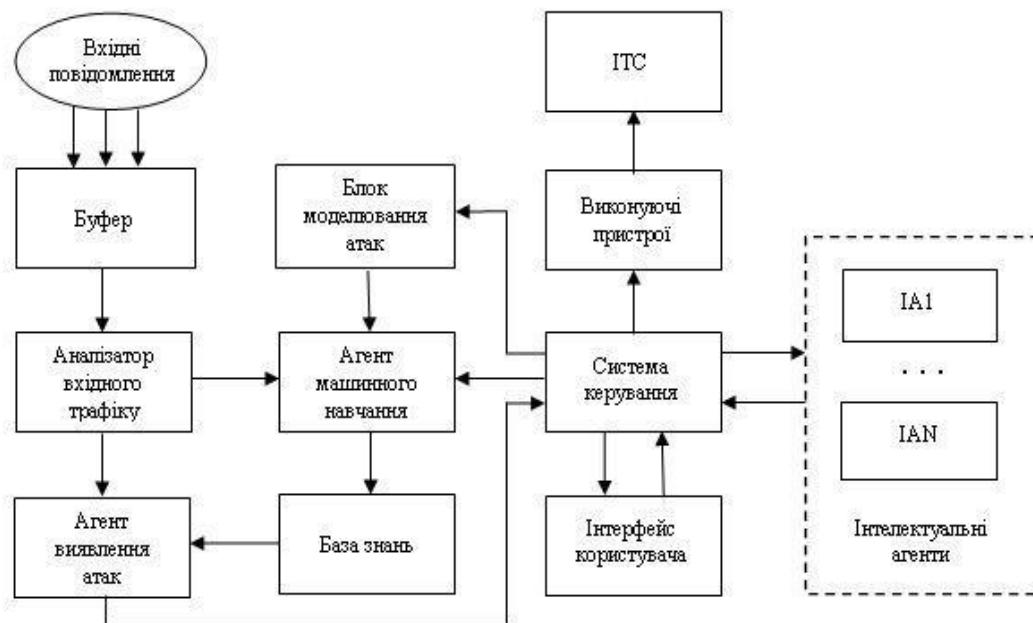


Рисунок 1.5 – Структурна схема інтелектуальної СККЗ

Основним завданням агента машинного навчання є побудова детермінованих вирішальних правил. Оскільки загалом навчальна матриця є нечіткою, то агент машинного навчання дефазифікує нечіткі дані. Побудовані за результатами машинного навчання вирішальні правила надходять в базу знань, із якої вони за запитами передаються агенту виявлення атак, що класифікує поточний вхідний трафік і передає в блок керування відповідне повідомлення. Блок керування залежно від змісту повідомлення формує керуючі команди і через виконуючі пристрої може впливати на інфраструктуру та програмне забезпечення БАК для усунення кіберзагрози. Крім того, у блок керування надходить інформація від інтелектуальних агентів хостів для формування відповідних керувальних команд. Щоб накопичити вирішальні правила для розпізнавання аномальної поведінки, СККЗ має змогу здійснювати машинне навчання способом використання результатів моделювання атак. Блок моделювання атак є підсистемою СККЗ і

містить симулятор ІКС, базу даних, що накопичує моделі (сигнатури) атак, та апаратно-програмні засоби генерування атак.

На рисунку 1.6 зображено структурну схему інтелектуального агента, що так само має власну комп'ютерно-інтегровану СВА на хост.

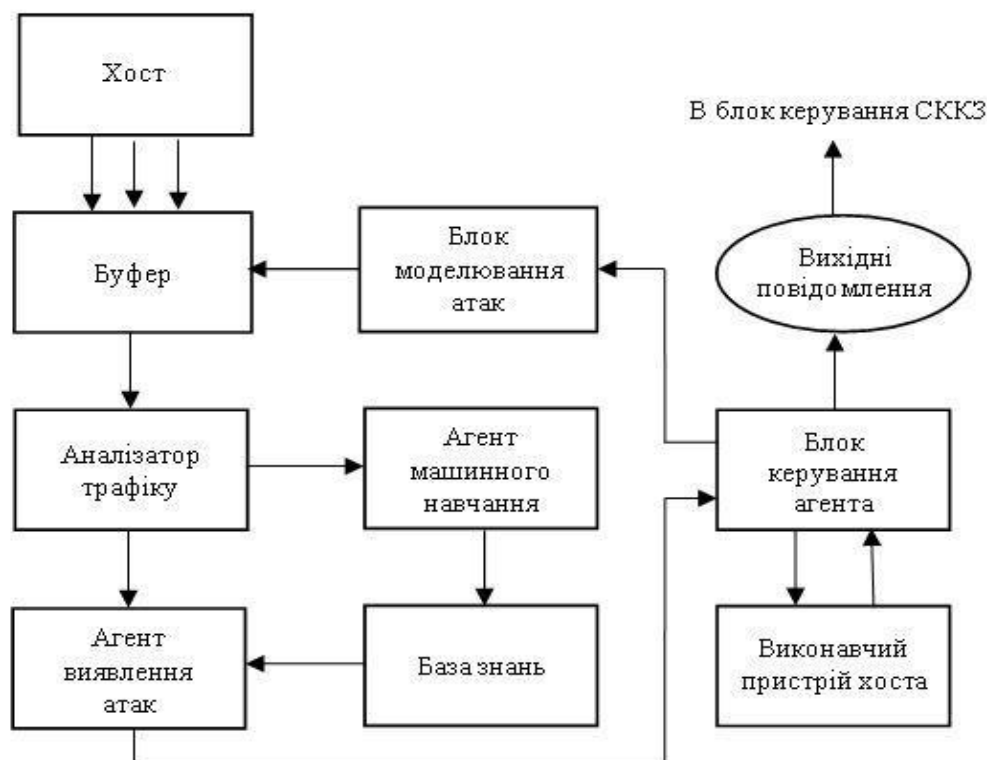


Рисунок 1.6 – Структурна схема інтелектуального агента

Згідно з рисунком 1.6 блоки інтелектуального агента хоста мають таке саме призначення, як і на рисунку 1.1. Відмінність полягає лише у функціях блоку керування агентом, обмежених завданнями кіберзахисту відповідного хоста.

Центральною проблемною задачею підвищення кіберзахисності інфокомунікаційної системи шляхом виявлення кібератак і усунення їх впливу є підвищення функціональної ефективності інформаційно-екстремального машинного навчання СККЗ, в першу чергу, таких складових, як підвищення достовірності і оперативності виявлення і розпізнавання кібератак. При цьому основним шляхом підвищення достовірності розпізнавання кібератак є збільшення глибини інформаційно-екстремального машинного навчання СККЗ шляхом

оптимізації додаткових параметрів функціонування системи, включаючи параметри формування, оброблення та аналізу трафіків. Основним шляхом забезпечення високої оперативності виявлення кібератак в методах ІЕІ-технології є використання геометричних вирішальних правил, які визначають належність вектора структурованих ознак розпізнавання трафіку (кількість яких практично може досягати 2^{85} , до області відповідного класу розпізнавання. При цьому збільшення потужності алфавіту класів розпізнавання вимагає розроблення нових алгоритмів машинного навчання із застосуванням запропонованих в Сумському державному університеті ієрархічних структур даних у вигляді так званих бінарних декурсивних дерев.

Таким чином, в Сумському державному університеті створено унікальний апаратно-програмний інструментарій для інформаційного синтезу автономної бортової системи БПЛА з комп'ютерно-інтегрованою СККЗ, розробленою на базі власної так званої інформаційно інформаційно-екстремальної інтелектуальної технології машинного навчання, яка на відміну від нейроподібних структур є практично інваріантною до багатовимірності словника ознак розпізнавання, і, що дуже важливо для виявлення кібератак, є гнучкою, тобто здатна автоматично перенавчатися через розширення алфавіту класів розпізнавання. Крім того, наявність ВНС дозволяє отримані на етапі ескізного проектування результати перевіряти у лабораторних умовах, максимально наближених до реальних під час функціонування реальної інфокомунікаційної системи у вигляді безпілотного авіаційного комплексу.

1.3 Інформаційно-екстремальне машинне навчання бортової системи розпізнавання з оптимізацією RGB-складових цифрових зображень наземних об'єктів

Аналіз сучасних підходів і тенденцій розвитку БСР показав, що підвищення їх функціональної ефективності пов'язано із застосуванням інтелектуальних технологій аналізу даних [46–48]. Застосування традиційних методів

інтелектуального аналізу даних Data Mining [49], включаючи штучні нейронні мережі [50–52], для інформаційного синтезу БСР не завжди забезпечує успішну ідентифікацію кадрів зображення регіону через такі науково-методологічні обмеження:

- довірливі початкові умови формування зображень об'єктів на місцевості, що розпізнаються, обумовлених різними ракурсами аерофотозйомки, висотами літального апарату, положенням і місцезнаходженням об'єкту;
- перетин класів розпізнавання, що характеризують зображення об'єктів, в просторі ознак розпізнавання;
- багатовимірність словника ознак і алфавіту класів розпізнавання;
- вплив неконтрольованих факторів, пов'язаних, наприклад, із зміною погодних умов, освітленості, маскуванням тощо.

Одним з перспективних підходів до аналізу та синтезу БСР об'єктів на місцевості є використання ідей та методів вітчизняної так званої інформаційно-екстремальної інтелектуальної технології (ІЕІ-технології), яка ґрунтується на максимізації інформаційної спроможності системи в процесі її машинного навчання [53, 54]. Основна ідея методів ІЕІ-технології як і в штучних нейронних мережах полягає в адаптації в процесі машинного навчання вхідного математичного опису до максимальної повної ймовірності прийняття правильних класифікаційних рішень. Але основна перевага методів інформаційно-екстремального машинного навчання полягає в тому, що вони на відміну від нейроподібних структур розробляються в рамках функціонального підходу до моделювання когнітивних процесів, притаманних людині при формуванні та прийнятті класифікаційних рішень, тобто безпосередньо моделюють природний механізм прийняття рішень. Такий підхід на відміну від структурних методів дозволяє методам інформаційно-екстремального машинного навчання надати гнучкість при перенавчанні системи через розширення алфавіту класів розпізнавання. Крім того, побудова в рамках геометричного підходу вирішальних правил практично вирішує проблему багатовимірності словника ознак

розпізнавання, оскільки сучасні комп'ютерні комплекси здатні обробляти масиви даних, які складаються з достатньо великої кількості 2^{85} ознак розпізнавання.

Розпізнавання наземних рухомих і нерухомих об'єктів в працях [55, 56] вирішується у два етапи. Спочатку БСР за оптико-електронною системою спостереження визначає кадр зони інтересу, в якому з великою ймовірністю може знаходитися об'єкт, який розшукується. Наприклад, такою зоною інтересу для виявлення наземного транспортного засобу звичайно є автомагістраль або інша дорога. На другому етапі кожний об'єкт, який знаходиться в кадрі зони інтересу, порівнюється з об'єктами, сформованими на етапі машинного навчання БСР. При цьому функціональна ефективність машинного навчання БСР, основними складовими якої є достовірність і оперативність вирішальних правил, суттєво залежить від метода машинного навчання БСР. Накопичений досвід застосування методів інформаційно-екстремального машинного навчання систем розпізнавання різного призначення показав, що при формуванні навчальної матриці необхідно враховувати специфічність вхідних даних. У працях [57, 58] показано, що тановлення обмежень на яскравості RGB-складових кольорового зображення збільшує достовірність розпізнавання образів. У праці [59] запропоновано алгоритм оброблення кольорових зображень, отриманих камерою RGB-D, який дозволяє збільшити інформативність вхідних даних в задачах розпізнавання в робототехнічних системах. У працях [60, 61] розглядається оптимізація вагових коефіцієнтів RGB-компонентів зображень на основі генетичних алгоритмів. Недоліком такого підходу є невисока оперативність генетичних алгоритмів, що обмежує їх застосування для розроблення інформаційного забезпечення автономних БСР.

Розглянемо підвищення достовірності розпізнавання автономною бортовою системою БПЛА наземних природних та інфраструктурних об'єктів шляхом оптимізації в процесі машинного навчання вагових коефіцієнтів RGB-складових кадрів цифрового зображення регіону.

Розглянемо в рамках ІЕІТ формалізовану постановку задачі інформаційного синтезу здатної навчатися БСР для ідентифікації кадрів цифрового зображення регіону.

Нехай сформовано алфавіт $\{X_m^o \mid m = \overline{1, M}\}$ класів розпізнавання, які характеризують кадри зображення місцевості, Для кожного класу розпізнавання сформовано тривимірну навчальну матрицю $\|y_{m,i}^{(j)}\|$ яскравості, в якій рядок $\{y_{m,i}^{(j)} \mid i = \overline{1, N}\}$, де N – кількість ознак розпізнавання, є структурованим вектором ознак відповідного класу розпізнавання, а стовпчик матриці – випадкова навчальна вибірка $\{y_{m,i}^{(j)} \mid j = \overline{1, n}\}$ i -ї ознаки з обсягом n .

Відомо, що однією з особливостей методів ІЕІТ є перетворення вхідної навчальної матриці Y в робочу бінарну матрицю X , яка змінюється в процесі машинного навчання. Тому для бінарного простору Хеммінга задано вектор параметрів функціонування, які впливають на функціональну ефективність машинного навчання БСР розпізнавати реалізації класу розпізнавання X_m^o :

$$g_m = \langle x_m, d_m, \delta, w_{RGB} \rangle, \quad (1.1)$$

де x_m – усереднений структурований вектор значень яскравості пікселів рецепторного поля зображення;

d_m – радіус гіперсферичного контейнера класу розпізнавання X_m^o , який в процесі машинного навчання відновлюється в радіальному базисі простору ознак розпізнавання;

δ – параметр, величина якого дорівнює половині симетричного поля контрольних допусків на ознаки розпізнавання;

$w_{RGB} = \{w_R, w_G, w_B\}$ – множина вагових коефіцієнтів відповідних RGB-складових кадру цифрового зображення регіону.

Далі структуровані вектори ознак будемо називати реалізаціями відповідних класів розпізнавання.

На параметри функціонування системи, які будемо далі називати параметрами машинного навчання, накладаються відповідні обмеження:

- область значень яскравості пікселів знаходиться в інтервалі $[0; 255]$ градацій яскравості;
- область значень радіуса контейнера класу розпізнавання X_m^o задається нерівністю

$$d_m < d(x_m \oplus x_c),$$

де $d(x_m \oplus x_c)$ – міжцентрова відстань між усередненим вектором ознак x_m і аналогічним вектором x_c найближчого сусіднього класу X_c^o ;

- область значень параметра δ задається нерівністю

$$\delta < \delta_H / 2,$$

де δ_H – нормоване поле допусків на ознаки розпізнавання, яке визначає область значень контрольних допусків;

- значення параметра w_{RGB} обмежено шкалою яскравості $[0, 255]$.

Необхідно в процесі машинного навчання БСР:

1) оптимізувати параметри машинного навчання (1.1), які забезпечують максимальне значення інформаційного критерію оптимізації в робочій (допустимій) області визначення його функції:

$$\bar{E}^* = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \max_{G_E \cap G_d} E_m\{d\}, \quad (1.2)$$

де $E_m^{(k)}$ – значення інформаційного критерію, обчислене при заданому радіусі гіперсферичного контейнера класу розпізнавання X_m^o , який відновлюється в радіальному базисі простору Хеммінга;

G_E – робоча область визначення інформаційного критерію;

G_d – допустима область значень радіусів контейнера класу розпізнавання.

2) на етапі екзамену з метою перевірки функціональної ефективності машинного навчання прийняти рішення про належність реалізації образу, що розпізнається, до одного із класів заданого алфавіту $\{X_m^o\}$.

Таким чином, задача інформаційного синтезу здатної навчатися бортової системи БПЛА для автономного розпізнавання наземних об'єктів полягає в оптимізації параметрів її машинного навчання (1.1) шляхом наближення глобального максимуму інформаційного критерію (2) до його максимального граничного значення.

Функціональну категорійну модель інформаційно-екстремального машинного навчання БСР представимо у вигляді спрямованого графу відображення операторами одна на одну відповідних множин, які застосовуються в процесі навчання. Вхідний математичний опис здатної навчатися БСР представимо у вигляді структури

$$I_{ex} = \langle G, T, \Omega, Z, K, Y, X; f_1, f_2 \rangle,$$

де G – простір факторів, які впливають на достовірність класифікаційних рішень;

T – множина моментів часу зчитування інформації;

Ω – простір ознак розпізнавання;

Z – простір можливих станів БСР;

K – множина кадрів цифрового зображення регіону;

Y – вхідна навчальна матриця;

X – робоча бінарна навчальна матриця, яка в процесі інформаційно-екстремального машинного навчання адаптується до максимальної повної ймовірності прийняття правильних класифікаційних рішень;

f_1 – оператор формування вхідної навчальної матриці Y із джерела інформації, яке задається декартовим добутком $G \times T \times \Omega \times Z \times K$;

f_2 – оператор перетворення навчальної матриці Y в робочу бінарну навчальну матрицю X .

Категорійну модель інформаційно-екстремального машинного навчання БРС з оптимізацією вагових коефіцієнтів RGB-складових кадру цифрового зображення регіону показано на рисунку 1.7.

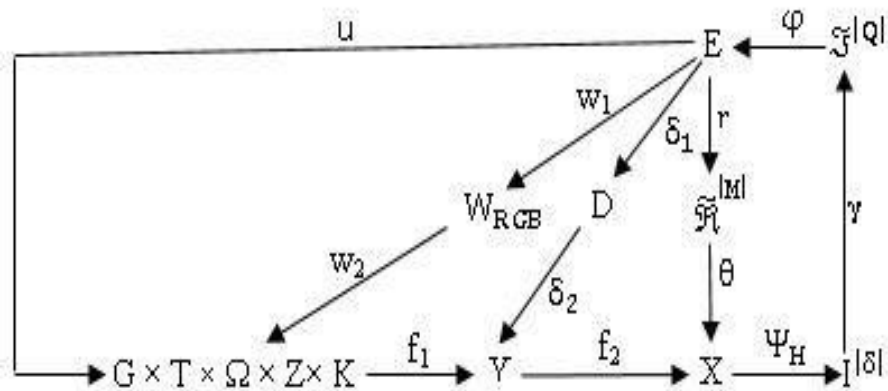


Рисунок 1.7 – Категорійна модель інформаційно-екстремального машинного навчання

На рисунку 1.7 терм-множина E , яка складається із обчислених на кожному кроці машинного навчання значень інформаційного критерію, є загальною для всіх контурів оптимізації параметрів вектору (1.1). Оператор $r: E \rightarrow \tilde{\mathfrak{R}}^{|M|}$ в процесі машинного навчання відновлює в радіальному базисі бінарного простору ознак контейнери класів розпізнавання, які утворюють в загальному випадку нечітке розбиття $\tilde{\mathfrak{R}}^{|M|}$. Оператор θ відображає розбиття $\tilde{\mathfrak{R}}^{|M|}$ на розподіл апріорно класифікованих двійкових векторів ознак класів розпізнавання. Далі оператор

$\psi : X \rightarrow I^{|S|}$, де $I^{|S|}$ – множина гіпотез, перевіряє основну статистичну гіпотезу $\gamma_1 : x_m^{(j)} \in X_m^o$. Оператор γ визначає множину точнісних характеристик $\mathfrak{Z}^{|Q|}$, де $Q = S^2$, а оператор ϕ обчислює множину значень E інформаційного критерію оптимізації параметрів машинного навчання, якій є функціоналом від точнісних характеристик. Категорійна модель містить контур операторів оптимізації контрольних допусків на ознаки розпізнавання, який замикається через терм-множину D допустимих значень системи контрольних допусків. При цьому оператор δ_1 на кожному кроці машинного навчання змінює контрольне поле, а оператор δ_2 визначає належність ознак розпізнавання заданому контрольному полю допусків. Контур оптимізації вагових коефіцієнтів RGB -складових кадрів зображення регіону замикається через терм-множину W_{RGB} допустимих значень відповідних вагових коефіцієнтів. Оператори w_1 змінює значення вагових коефіцієнтів, а оператор w_2 реалізує алгоритм їх багато параметричної оптимізації за методом градієнтного спуску. Оператор u регламентує процес машинного навчання.

Таким чином, функціональну теоретико-множинну модель (рис. 1.7) можна розглядати як узагальнену структурну схему алгоритму інформаційно-екстремального машинного навчання БСР.

Згідно з категорійною моделлю (рис. 1.7) алгоритм інформаційно-екстремального машинного навчання БСР з оптимізацією RGB -складових кадрів цифрового зображення регіону представимо у вигляді ітераційної процедури пошуку глобального максимуму усередненого за алфавітом класів розпізнавання інформаційного критерію в робочій (допустимій) області визначення його функції

$$\{w_{RGB}^*\} = \arg \max_{G_{RGB}} \{ \max_{G_\delta} \{ \max_{G_E \cap \{k\}} \bar{E}^{(k)} \} \}, \quad (1.3)$$

де w_{RGB}^* – набір оптимальних вагових коефіцієнтів RGB -складових кадрів цифрового зображення;

$\bar{E}^{(k)}$ – обчислений на k -му кроці машинного навчання усереднений за алфавітом класів розпізнавання інформаційний критерій оптимізації параметрів машинного навчання;

G_{RGB} – допустима область значень вагових коефіцієнтів w_{RGB} ;

G_δ – область допустимих значень контрольних допусків на ознаки розпізнавання.

Внутрішній цикл процедури (1.3) реалізує так званий базовий алгоритм, який на кожному кроці інформаційно-екстремального машинного навчання обчислює інформаційний критерій, знаходить його максимальне значення в робочій області G_E і визначає екстремальне значення d_b^* радіуса контейнера класу розпізнавання X_m^o за процедурою

$$d_m^* = \arg \max_{G_E \cap \{k\}} E_m^{(k)}.$$

Як критерій оптимізації параметрів машинного навчання будемо використовувати модифіковану інформаційну міру Кульбака, яка для двохальтернативних рівноймовірних рішень має вигляд

$$E_{K, m} = [D_{1, m}(d) - \beta_m(d)]^* \log_2 \left(\frac{1 + D_{1, m}(d) - \beta_m(d)}{1 - D_{1, m}(d) + \beta_m(d)} \right), \quad (1.4)$$

де $D_{1, m}(d)$ – перша достовірність прийняття рішення на k -му кроці машинного навчання;

$\beta_m(d)$ – помилка другого роду;

d – дистанційна міра, яка визначає радіуси гіперсферичних контейнерів класів розпізнавання, побудованих в радіальному базисі бінарного простору Хеммінга.

Нормована форма критерію (1.4) має вигляд

$$E_m = \frac{E_{K_m}}{E_{K_{\max}}}, \quad (1.5)$$

де $E_{K_{\max}}$ – максимальне значення інформаційного критерію (1.4) при $D_{1,m}(d) = 1$ і $\beta_m(d) = 0$.

Через обмеженість навчальних вибірок при обчисленні критерію оптимізації (1.4) необхідно користуватися оцінками точнісних характеристик:

$$D_{1,m}(d) = \frac{K_{1,m}(d)}{n_{\min}}; \quad \beta_m^{(k)}(d) = \frac{K_{2,m}(d)}{n_{\min}}, \quad (1.6)$$

де $K_{1,m}(d)$ – кількість подій, які означають належність класу розпізнавання

X_m^o “своїх” реалізацій;

$K_{2,m}(d)$ – кількість подій, які означають належність класу розпізнавання X_m^o

“чужих” реалізацій;

n_{\min} – мінімальний обсяг репрезентативної навчальної вибірки.

Після відповідного підставлення оцінок точнісних характеристик (1.6) у вираз (1.4) отримуємо робочу формулу для обчислення інформаційного критерію оптимізації параметрів машинного навчання

$$E_m^{(k)} = \frac{[(K_{1,m}^{(k)}(d) - K_{2,m}^{(k)}(d))]}{n_{\min}} * \log_2 \left\{ \frac{n_{\min} + K_{1,m}^{(k)}(d) - K_{2,m}^{(k)}(d) + 10^{-p}}{n_{\min} - K_{1,m}^{(k)}(d) + K_{2,m}^{(k)}(d) + 10^{-p}} \right\}, \quad (1.7)$$

де 10^{-p} – достатньо мале число, яке вводиться для уникнення поділу на нуль;

p – число, яке на практиці вибирається з інтервалу $1 < p \leq 3$.

Оптимізація параметра δ поля контрольних допусків здійснюється у середньому циклі процедури (1.3):

$$\delta^* = \arg \max_{G_\delta} \{ \max_{G_E \cap \{k\}} \bar{E}^{(k)} \}. \quad (1.8)$$

При цьому спочатку здійснюється паралельна оптимізація, при якій контрольні допуски змінюються на заданий крок для всіх ознак розпізнавання одночасно. Отримані при паралельній оптимізації контрольні допуски використовуються як стартові, що дозволяє підвищити оперативність алгоритму послідовної оптимізації, який здійснюється за процедурою

$$\{\delta_i^*\} = \arg \left[\bigotimes_{l=1}^L \left\{ \bigotimes_{i=1}^N \max_{G_\delta} \{ \max_{G_E \cap G_d} \bar{E}_l^{(i)}(d) \} \right\} \right], \quad (1.9)$$

де \otimes – символ операції повторення;

$\bar{E}_l^{(i)}(d)$ – усереднене значення інформаційного критерію оптимізації параметрів машинного навчання, обчислене під час оптимізації контрольних допусків i -ї ознаки розпізнавання на l -му прогоні ітераційної процедури оптимізації системи контрольних допусків на ознаки розпізнавання;

L – кількість прогонів ітераційної процедури оптимізації контрольних допусків на ознаки розпізнавання;

N – кількість ознак розпізнавання;

G_d – область допустимих значень кодової відстані d , яка визначає радіус гіперсферичного контейнера класу розпізнавання.

За оптимальними параметрами $\{\delta_i^*\}$ обчислюються нижні $\{A_{HK,i}^* | i = \overline{1, N}\}$ і верхні $\{A_{BK,i}^* | i = \overline{1, N}\}$ оптимальні контрольні допуски на ознаки розпізнавання:

$$A_{HK,i}^* = y_m - \delta_i^* \text{ і } A_{BK,i}^* = y_m + \delta_i^*. \quad (1.10)$$

При оптимальних контрольних допусках на ознаки розпізнавання реалізується зовнішній цикл процедури (1.3) з використанням методу градієнтного спуску для пошуку глобального максимуму усередненого критерію (1.4), який представимо у вигляді багатопараметричної функції $\bar{E} = f(w_R, w_G, w_B)$.

Розглянемо основні кроки алгоритму інформаційно-екстремального машинного навчання з оптимізацією RGB-складових кадрів цифрового зображення регіону.

- 1) визначається величина Δ зміни функції \bar{E} і крок градієнту h ;
- 2) встановлюються початкові значення для кожного із вагових коефіцієнтів RGB-складових: $w_R = w_G = w_B = 1$;
- 3) реалізується алгоритм машинного навчання з паралельно-послідовною оптимізацією контрольних допусків і знаходяться згідно з формулою (1.10) оптимальні в інформаційному розумінні контрольні допуски;
- 4) обчислюються часткові похідні:

$$\frac{df}{dw_R} = \frac{f(w_R + \Delta, w_G, w_B) - \bar{E}^*}{\Delta};$$

$$\frac{df}{dw_G} = \frac{f(w_R, w_G + \Delta, w_B) - \bar{E}^*}{\Delta};$$

$$\frac{df}{dw_B} = \frac{f(w_R, w_G, w_B + \Delta) - \bar{E}^*}{\Delta};$$

5) обчислюється значення градієнту

$$grad(w_R, w_G, w_B) = \sqrt{\left(\frac{df}{dw_R}\right)^2 + \left(\frac{df}{dw_G}\right)^2 + \left(\frac{df}{dw_B}\right)^2};$$

6) змінюються вагові коефіцієнти *RGB*-складових у напрямку збільшення градієнту:

$$w_R(k) = w_R(k-1) - h \frac{df}{dw_R};$$

$$w_G(k) = w_G(k-1) - h \frac{df}{dw_G};$$

$$w_B(k) = w_B(k-1) - h \frac{df}{dw_B};$$

7) формується вхідна навчальна матриця, в якій ознаки розпізнавання для кожної *RGB*-складової змінюються пропорційно відповідним новим ваговим коефіцієнтам;

8) якщо $|grad| < c$, де c – задана похибка, то виконується пункт 9, інакше – пункт 3;

9) ЗУПИН

За отриманими в процесі машинного навчання оптимальними геометричними параметрами контейнерів класів розпізнавання будуються вирішальні правила, які в продукційній формі представимо у вигляді

$$\begin{aligned}
& (\forall X_m^o \in \tilde{\mathfrak{R}}^{|M|}) \left(\text{if } [(\mu_m > 0) \& (\mu_m = \max_{\{m\}} \{\mu_m\})] \right. \\
& \quad \left. \text{then } x^{(j)} \in X_m^o \text{ else } x^{(j)} \notin X_m^o \right), \tag{1.11}
\end{aligned}$$

де $x^{(j)}$ – вектор, що розпізнається;

μ_m – функція належності вектора $x^{(j)}$, що розпізнається, контейнеру класу розпізнавання X_m^o .

У виразі (1.11) функція належності для гіперсферичного контейнера класу розпізнавання X_m^o визначається за формулою

$$\mu_m = 1 - \frac{d(x_m^* \oplus x^{(j)})}{d_m^*}, \tag{1.12}$$

де $d(x_m^* \oplus x^{(j)})$ – кодова відстань між вектором x_m^* і вектором $x^{(j)}$, що розпізнається.

Таким чином, побудовані в процесі машинного навчання в рамках геометричного підходу вирішальні правила (1.11) через незначну обчислювальну трудомісткість характеризуються високою оперативністю і практично інваріантні до багатовимірності словника ознак розпізнавання.

Реалізація інформаційно-екстремального алгоритму машинного навчання БСР здійснювалася на прикладі ідентифікації кадрів цифрового зображення регіону, показаного на рис. 1.8.

Як класи розпізнавання було обрано кадри розміром 39x39 пікселів показаного на рисунку 1.4 зображення: клас X_1^o – автомобільна дорога; клас X_2^o – рідкий ліс; клас X_3^o – зоране поле; клас X_4^o – засіяне поле.



Рисунок 1.8 – Зображення регіону

Обрані кадри показано на рисунку 1.9.

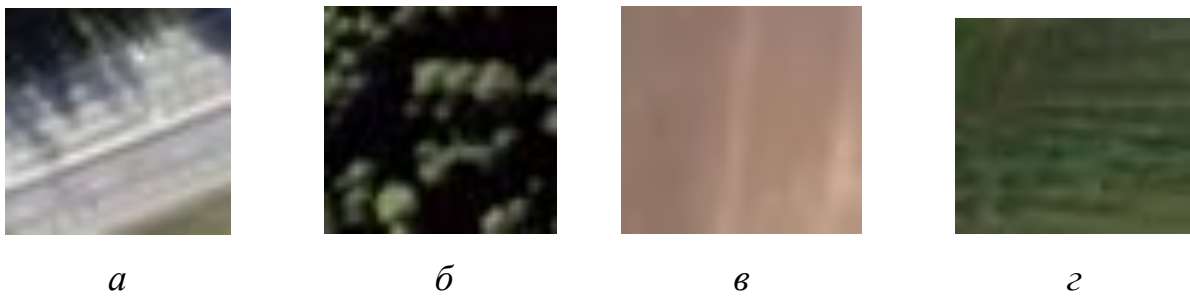


Рисунок 1.9 – Кадри зображення регіону: *a* – автомобільна дорога (клас X_1^o); *б* – рідкий ліс (клас X_2^o); *в* – зоране поле (клас X_3^o); *г* – засіяне поле (клас X_4^o)

Зображення кадру автомобільної дороги є нестационарним за яскравістю, а зображення кадрів, показані на рис. 5б – рис. 5г, відносяться до типу “текстура”. Крім того, дорога може займати довільне положення в різних кадрах. Тому з метою забезпечення інваріантності вирішальних правил до зсуву і повороту об’єктів в рамках кадрів формування вхідної навчальної матриці здійснювалося шляхом оброблення зображень у полярній системі координат. При цьому усереднена яскравість пікселів кожного кола зчитування, побудованого навколо

геометричного центру кадру, обчислювалася за запропонованою авторами формулою

$$\Theta_j = \frac{1}{N_j} \sum_{i=1}^{N_j} \theta_i, \quad (1.12)$$

де Θ_j – усереднена яскравість пікселів кола зчитування j -го радіусу,

$$j = \overline{0, R};$$

θ_i – значення яскравості *RGB*-складової в i -му пікселі рецепторного поля зображення кадру;

N_j – загальна кількість пікселів в j -му колі зчитування.

За обчисленими за формулою (1.12) усередненими яскравостями кіл зчитування сформовано структуровані реалізації вхідної навчальної матриці для показаних на рисунку 1.9 кадрів зображення регіону. Машинне навчання здійснювалося за процедурою (1.3), за якою оптимізувалися параметри машинного навчання (1.1) шляхом пошуку глобального максимуму інформаційного критерію (1.7) в робочій області визначення його функції, в якій перша достовірність $D_{1,m}(d) > 0,5$, а помилка другого роду $\beta_m(d) < 0,5$.

На рис. 1.10 показано графік залежності усередненого нормованого інформаційного критерію (1.7) від параметра δ поля контрольних допусків на ознаки розпізнавання, отриманий за ітераційною процедурою (1.8) при початкових вагових коефіцієнтах $w_R = w_G = w_B = 1$. Обчислення критерію оптимізації параметрів машинного навчання здійснювалося при параметрах $n_{\min} = 40$ і $p = 2$. На рисунку 1.10 і далі робочі області визначення функції критерію (1.10) позначено темним кольором.

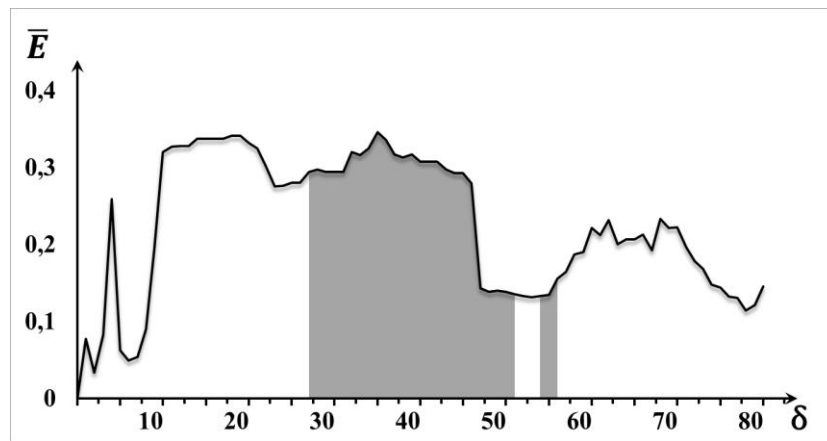


Рисунок 1.10 – Графік залежності інформаційного критерію від параметра поля контрольних допусків при початкових значеннях вагових коефіцієнтів *RGB*-складових

Аналіз рисунка 1.10 показує, що квазіоптимальне значення параметра поля контрольних допусків дорівнює $\delta^* = 35$ градацій яскравості при максимальному значенні критерію оптимізації $\bar{E}^* = 0,33$.

З метою підвищення функціональної ефективності машинного навчання було реалізовано послідовну оптимізацію контрольних допусків на ознаки розпізнавання за процедурою (1.9). При цьому визначене при паралельній оптимізації квазіоптимальне значення параметра поля контрольних допусків приймалося як стартове при послідовній оптимізації.

На рисунку 1.11 показано графік зміни усередненого нормованого інформаційного критерію (1.7) в процесі послідовної оптимізації контрольних допусків на ознаки розпізнавання. Аналіз рисунка 1.11 показує, що інформаційний критерій оптимізації на третьому прогоні, який визначається відношенням кількості ітерацій до кількості ознак N в реалізації, збільшився в два рази і досягнув значення $\bar{E}^* = 0,68$.

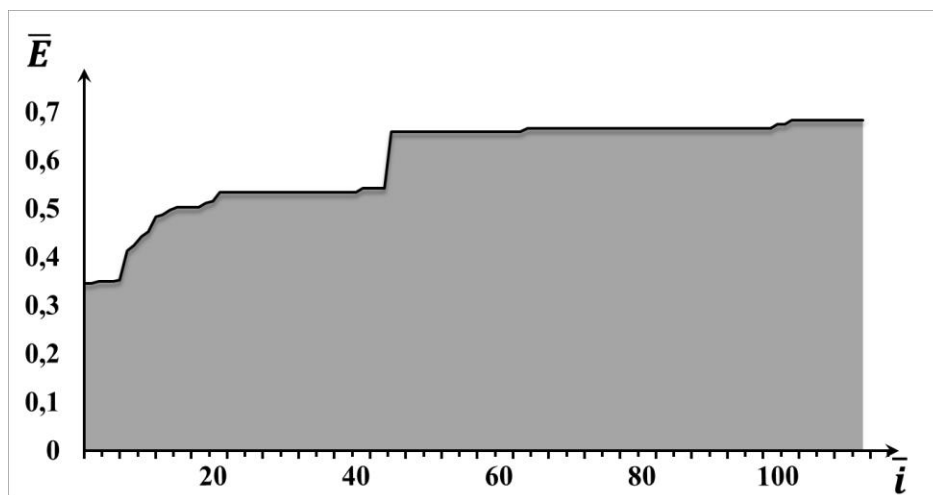
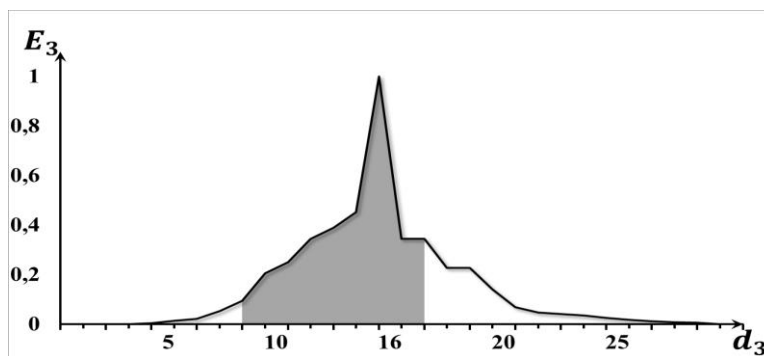


Рисунок 1.11 – Графік зміни інформаційного критерію в процесі послідовної оптимізації контрольних допусків при початкових значеннях вагових коефіцієнтів *RGB*-складових зображень

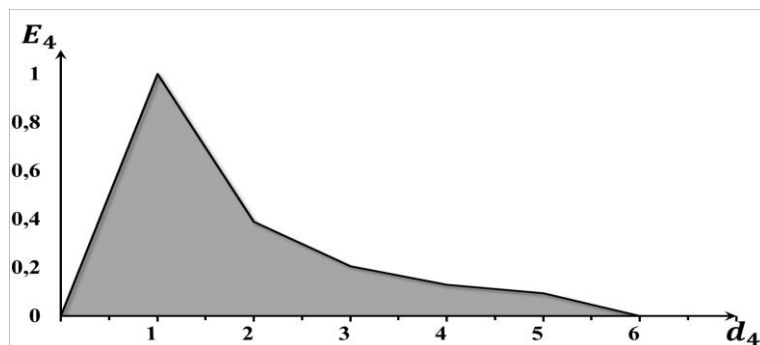
На рисунку 1.12 показано графіки залежності інформаційного критерію (1.7) від радіусів контейнерів класів розпізнавання.

Аналіз рисунка 1.12 показує, що для першого і другого класів розпізнавання інформаційний критерій досягає максимальні граничні значення. Але для третього і четвертого класів розпізнавання побудовано нечітке розбиття, яке характеризується відносно високими значеннями помилок першого та другого роду. При цьому оптимальні значення радіусів контейнерів класів розпізнавання дорівнюють: для класу $X_1^o - d_1^* = 15$ (тут і далі в кодових одиницях); для класу $X_2^o - d_2^* = 1$; для класу $X_3^o - d_3^* = 16$ і для класу $X_4^o - d_4^* = 4$.

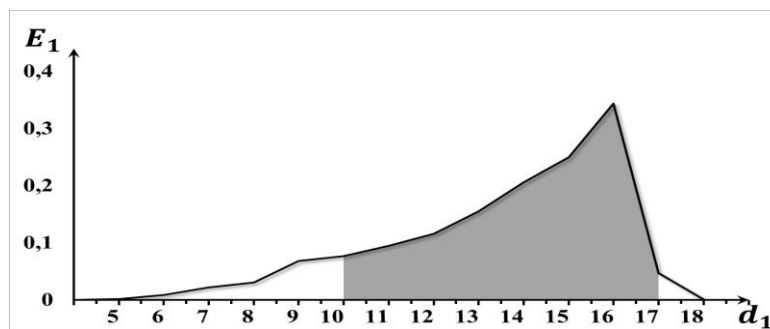
Перевірка функціональної ефективності машинного навчання здійснювалась в режимі екзамену за вирішальним правилами (1.10). На рисунку 1.13 показано результат ідентифікації кадрів зображення вище приведеного регіону. На рисунку цифри відповідають порядковим номерам класів розпізнавання, а цифрою 0 позначено кадр, який система не розпізнала.



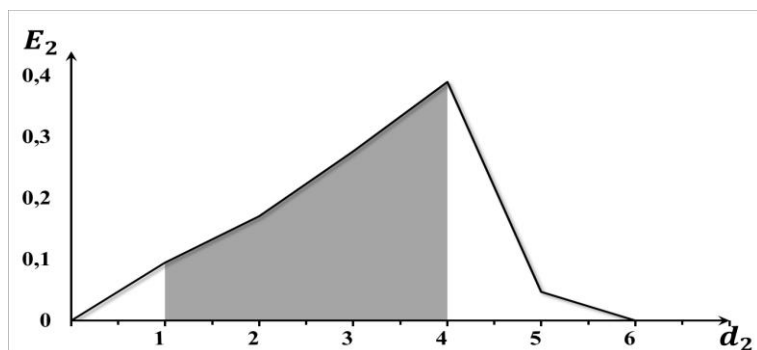
а



б



в



г

Рисунок 1.12 – Графіки залежності інформаційного критерію від радіусів контейнерів класів розпізнавання при початкових значеннях вагових коефіцієнтів

RGB -складових: а – клас X_1^0 ; б – клас X_2^0 ; в – клас X_3^0 ; г – клас X_4^0



Рисунок 1.13 – Результат ідентифікації кадрів зображення регіону при початкових значеннях вагових коефіцієнтів *RGB*-складових зображень

Візуальний аналіз рисунку 1.9 показує, що автомобільна дорога та рідкий ліс розпізнавалися практично безпомилково, а інші кадри розпізнавалися з невисокою достовірністю.

За результатами реалізації алгоритму (1.3) інформаційно-екстремального машинного навчання БСР було визначено оптимальні вагові коефіцієнти *RGB*-складових яскравості показаних на рисунку 1.5 кадрів зображення регіону, які дорівнювали відповідно $w_R^* = 0,45$; $w_G^* = 0,99$ і $w_B^* = 0,3$.

На рисунку 1.14 показано графік залежності усередненого нормованого інформаційного критерію (1.7) від параметра δ поля контрольних допусків на ознаки розпізнавання, отриманий за ітераційною процедурою (1.8) при оптимальних вагових коефіцієнтах *RGB*-складових зображень.

Аналіз рисунка 1.14 показує, що максимальне значення параметра поля контрольних допусків дорівнює $\delta^* = 20$ градацій яскравості при максимальному значенні критерію оптимізації $\bar{E}^* = 0,34$. З метою збільшення критерію було реалізовано процедуру (1.9) послідовної оптимізації контрольних допусків,

стартові значення яких обчислювалися за формулою (1.10) при параметрі $\delta^* = 20$. На рисунку 1.15 показано графік зміни усередненого нормованого інформаційного критерію (1.7) в процесі послідовної оптимізації контрольних допусків на ознаки розпізнавання при оптимальних вагових коефіцієнтах *RGB*-складових.

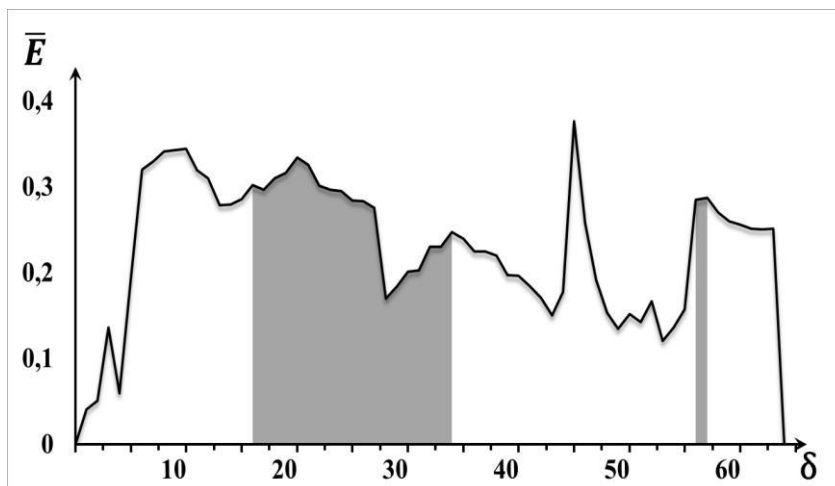


Рисунок 1.14 – Графік залежності інформаційного критерію від параметра поля контрольних допусків при оптимальних вагових коефіцієнтах *RGB*-складових

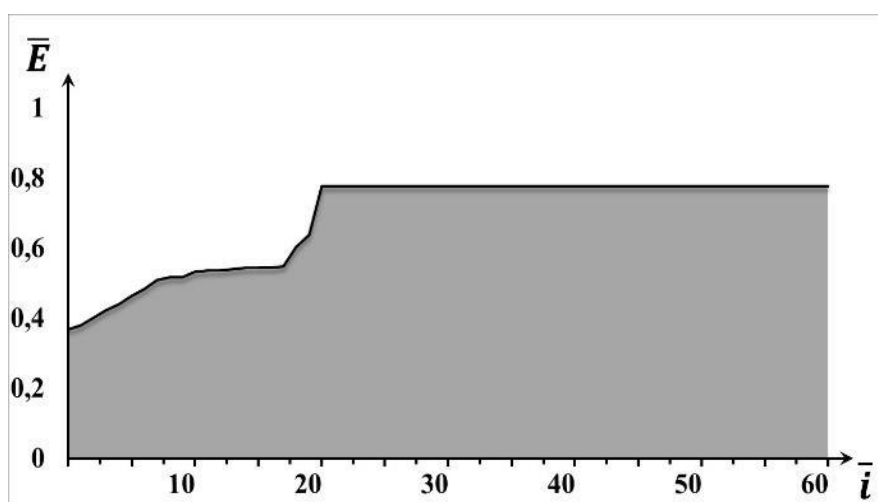


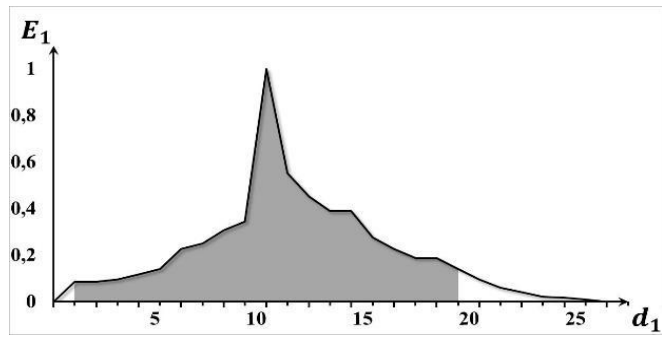
Рисунок 1.15 – Графік зміни інформаційного критерію в процесі послідовної оптимізації контрольних допусків при оптимальних вагових коефіцієнтах *RGB*-складових зображень

Аналіз результатів машинного навчання з паралельно-послідовною оптимізацією контрольних допусків на ознаки розпізнавання показує, що після послідовної оптимізації максимальне значення усередненого нормованого інформаційного критерію (1.7) збільшилося з 0,68 (рис. 1.7) до 0,80.

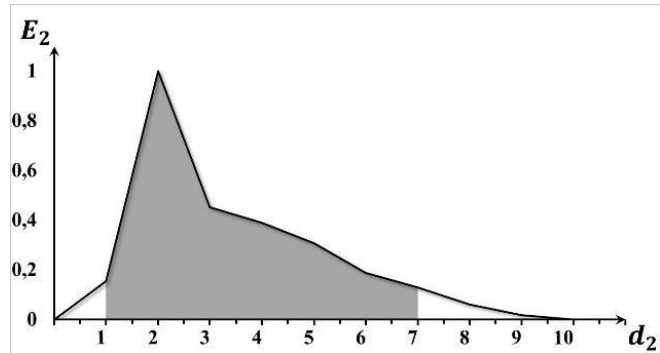
На рисунку 1.16 показано графіки залежності інформаційного критерію (1.7) від радіусів контейнерів класів розпізнавання, отримані при оптимальних вагових коефіцієнтах *RGB*-складових зображень.

Аналіз рисунка 1.16 показує, що інформаційний критерій приймає максимальне граничне значення для першого і другого класів розпізнавання, тобто ці класи не перетинаються в просторі ознак з іншими класами. Для третього і четвертого класів розпізнавання отримано максимальні значення інформаційного критерію $E_3^* = 0,56$ і $E_3^* = 0,58$, які перевершують відповідні значення, показані на рисунку 1.8. Таким чином, при заданій глибині машинного навчання не вдалося побудувати чітке розбиття, але побудовані для нього вирішальні правила в режимі екзамену будуть допускати менші помилки першого та другого роду. При цьому оптимальні значення радіусів контейнерів класів розпізнавання дорівнюють: для класу $X_1^o - d_1^* = 10$; для класу $X_2^o - d_2^* = 2$; для класу $X_3^o - d_3^* = 7$ і для класу $X_4^o - d_4^* = 19$.

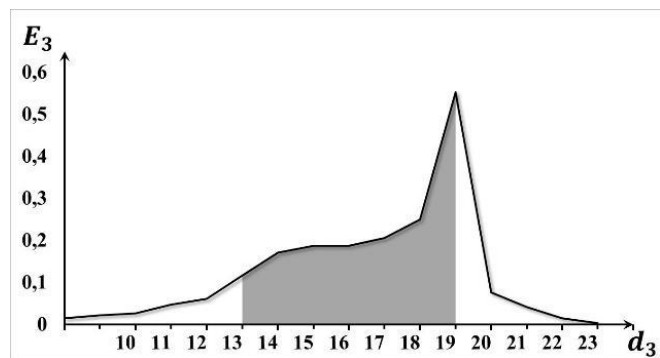
За геометричними параметрами контейнерів класів розпізнавання, отриманими при оптимальних вагових коефіцієнтах *RGB*-складових було побудовано вирішальні правила (1.10) за яким здійснено ідентифікацію кадрів зображення регіону. На рис. 1.17 показано результат ідентифікації кадрів при оптимальних вагових коефіцієнтах *RGB*-складових зображень.



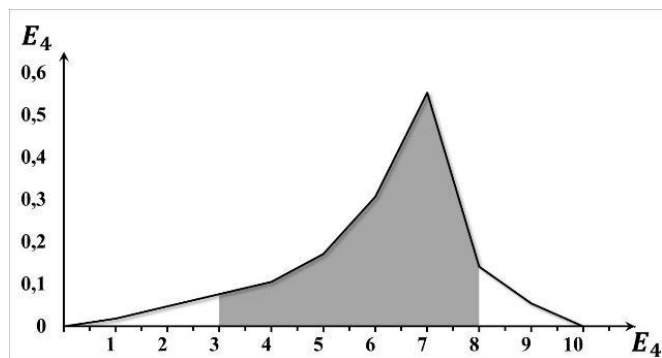
a



б



в



з

Рисунок 1.16 – Графіки залежності інформаційного критерію від радіусів контейнерів класів розпізнавання при оптимальних вагових коефіцієнтах *RGB*-складових: *a* – клас X_1^o ; *б* – клас X_2^o ; *в* – клас X_3^o ; *з* – клас X_4^o



Рисунок 1.17 – Результат ідентифікації кадрів зображення регіону при оптимальних вагових коефіцієнтах *RGB*-складових зображень

Візуальний порівняльний аналіз результатів, представлених на рисунках 1.13 і 1.17, показує, що кадри зображення регіону, які відносяться до першого, та другого класів розпізнавання, ідентифікуються практично безпомилково. При цьому достовірність ідентифікації кадрів третього і четвертого класів розпізнавання збільшилася майже в три рази.

Таким чином, підтверджено основну парадигму інформаційно-екстремального машинного навчання, яка полягає в адаптації вхідного математичного опису системи розпізнавання до максимальної повної ймовірності прийняття правильних класифікаційних рішень. При цьому експериментально доведено доцільність оптимального в інформаційному розумінні підбору вагових коефіцієнтів *RGB*-складових зображень з метою підвищення функціональної ефективності інформаційно-екстремального машинного навчання системи розпізнавання зображень.

1.4 Інформаційно-екстремальне машинне навчання бортової системи розпізнавання наземних природних та інфраструктурних об'єктів з оптимізацією базового класу розпізнавання

Задача розпізнавання бортовою системою безпілотного авіаційного комплексу наземних об'єктів поділяється на два етапи: пошук на електронній карті регіону зон інтересу, в яких існує найбільша ймовірність знаходження об'єкту, що розшукується, і безпосереднього розпізнавання об'єкту в зоні інтересу. При розпізнаванні наземних малогабаритних об'єктів зонами інтересу можуть бути різні природні ділянки регіону та інфраструктурні спорудження, до яких відносять також автомобільні та залізничні дороги, мости, аеропорти тощо. Сучасний досвід застосування безпілотних авіаційних комплексів показує, що пошук і розпізнавання наземних об'єктів здійснюється в основному в інтерактивному режимі, при якому БСР виконує функції транслятора цифрового зображення регіону на наземний пункт керування. Одночасно спостерігається тенденція до розроблення автономних БСР, що дозволяє розширити їх функціональні можливості для розв'язання широкого кола задач і підвищує кіберзахищеність безпілотних авіаційних комплексів. Як перспективний шлях інформаційного синтезу автономних бортових систем є застосування ідей і методів машинного навчання та розпізнавання образів. При цьому достовірність пошуку зон інтересу на електронному зображенні регіону залежить в основному від двох основних причин:

- адекватність вхідного математичного опису бортової системи ідентифікації кадрів цифрового зображення регіону реальним умовам;
- функціональна ефективність машинного навчання БСР.

Оскільки бортова система сучасного безпілотного авіаційного комплексу характеризується великою обчислювальною потужністю, а наявні на борту відеокамери, тепловізори та інші засоби спостереження мають високу роздільну здатність, то в теперішній час існують всі технічні умови для оброблення і оперативного аналізу цифрових зображень. Але основним стримуючим фактором

впровадження автономних бортових БСР є науково-методологічні ускладнення, пов'язані в першу чергу з довільними початковими умовами формування зображення наземного об'єкту, перетином в просторі ознак класів розпізнавання та великим обсягом даних

Найбільш поширеними для формування вхідного математичного опису БСР є дескрипторні методи, здатні виділяти контури наземних об'єктів [62 – 64]. Основними недоліками такого підходу є недостатня інформативність ознак розпізнавання, оскільки не враховуються локальні особливості конструкції та зовнішні характеристики транспортного засобу, і невисока оперативність розпізнавання. Більш висока оперативність розпізнавання об'єкта за контуром досягається при застосуванні методу пропорційних коефіцієнтів [65]. Найбільш перспективним є детектування, основане на скануванні всього зображення наземного малогабаритного об'єкту [66]. В працях [67–69] розглядається можливість використання нейроподібних структур для розв'язання задач автономного функціонування БСР. Основним недоліком такого підходу є чутливість штучних нейронних мереж до багатовимірності простору ознак розпізнавання і алфавіту класів розпізнавання. Крім того, оскільки класи розпізнавання на практиці перетинаються в просторі ознак, то в праці [70] розглядається застосування нечітких нейронних мереж, що може бути доцільним при наявності якісної шкали виміру ознак розпізнавання.

У працях [3, 4] авторів проєкту для підвищення функціональної ефективності БСР природних та інфраструктурних наземних об'єктів розроблено алгоритм автоматичного вибору базового класу розпізнавання, відносно якого визначається система контрольних допусків на ознаки розпізнавання.

Розглянемо формалізовану постановку задачі інформаційно-екстремального синтезу здатної навчатися БСР наземних об'єктів з автоматичним вибором базового класу розпізнавання. Нехай сформовано алфавіт $\{X_m^o \mid m = \overline{1, M}\}$ класів розпізнавання, які характеризують кадри отриманого за результатами аерофотозйомки цифрового зображення регіону, Для кожного класу розпізнавання

сформовано тривимірну навчальну матрицю $\|y_{m,i}^{(j)}\|$ яскравості, в якій рядок $\{y_{m,i}^{(j)} \mid i = \overline{1, N}\}$, де N – кількість ознак розпізнавання, є структурованим вектором ознак відповідного класу розпізнавання, а стовпчик матриці – випадкова навчальна вибірка $\{y_{m,i}^{(j)} \mid j = \overline{1, n}\}$ i -ї ознаки з обсягом n .

Відомо, що однією з характерних особливостей методів ІЕІ-технології є перетворення вхідної навчальної матриці Y в робочу бінарну матрицю X , яка адаптується в процесі машинного навчання до максимальної повної ймовірності правильного прийняття класифікаційних рішень. Тому в бінарному просторі Хеммінга задано вектор параметрів функціонування, які впливають на функціональну ефективність машинного навчання БСР розпізнавати структуровані вектори ознак, наприклад, класу розпізнавання X_m^o :

$$g_m = \langle x_m, d_m, \delta \rangle, \quad (1.13)$$

де x_m – усереднений за навчальною матрицею вектор ознак, вершина якого визначає в бінарному просторі Хеммінга центр гіперсферичного контейнера класу розпізнавання X_m^o ;

d_m – радіус гіперсферичного контейнера класу розпізнавання X_m^o , який відновлюються в радіальному базисі простору ознак розпізнавання; δ – параметр, величина якого дорівнює половині симетричного поля контрольних допусків на ознаки розпізнавання, якими є значення яскравості в пікселях.

На параметри функціонування системи, які будемо далі називати параметрами машинного навчання, накладаються відповідні обмеження:

– область значень яскравості пікселів знаходиться в інтервалі $[0; 255]$ градацій яскравості;

– область значень радіуса контейнера класу розпізнавання X_m^o задається нерівністю $d_m < d(x_m \oplus x_c)$, де $d(x_m \oplus x_c)$ – міжцентрова відстань між усередненим вектором ознак x_m і найближчим відповідним вектором ознак x_c сусіднього класу X_c^o ;

– область значень параметра δ задається нерівністю $\delta < \delta_H / 2$, де δ_H – нормоване поле допусків на ознаки розпізнавання;

На рисунку 1.18 показано двобічне симетричне поле контрольних допусків ознаки розпізнавання y_i .

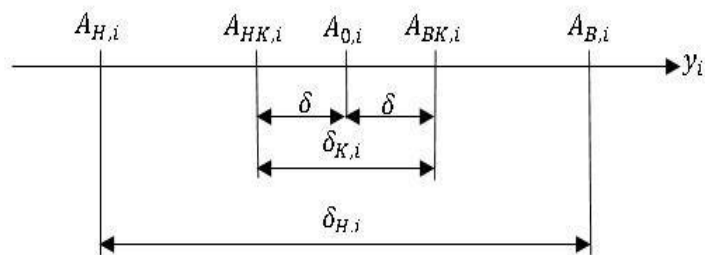


Рисунок 1.18 – Поля допусків на ознаку розпізнавання

На рисунку 1.18 прийнято такі позначення: $A_{0,i}$ – номінальне (усереднене) значення ознаки y_i ; $A_{H,i}, A_{B,i}$ – нижній і верхній нормовані допуски на ознаку y_i ; $A_{HK,i}, A_{BK,i}$ – нижній та верхній контрольні допуски на ознаку y_i ; δ – параметр, який дорівнює половині симетричного поля контрольних допусків.

Необхідно для заданого алфавіту знайти базовий клас розпізнавання, відносно якого визначається система контрольних допусків на ознаки розпізнавання, і в процесі машинного навчання БСР оптимізувати параметри машинного навчання (1.11), які забезпечують максимальне значення інформаційного критерію оптимізації в робочій (допустимій) області визначення його функції:

$$\bar{E}^* = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \max_{G_E \cap \{k\}} E_m^{(k)}, \quad (1.12)$$

де $E_m^{(k)}$ – значення інформаційного критерію, обчислене на k -му кроці машинного навчання;

G_E – робоча область обчислення інформаційного критерію;

$\{k\}$ –множина кроків машинного навчання.

Таким чином, задача інформаційного синтезу здатної навчатися системи розпізнавання полягає в оптимізації параметрів її машинного навчання шляхом наближення глобального максимуму інформаційного критерію (1.2) до його максимального граничного значення.

Розроблення методів інформаційно-екстремального машинного навчання здійснюється в рамках функціонального підходу до моделювання когнітивних процесів, притаманних людині при формуванні та прийнятті класифікаційних рішень. в рамках цього підходу категорійну функціональну модель інформаційно-екстремального машинного навчання БСР представимо у вигляді орієнтованого графа відображення множин одна на одну за допомогою операторів, задіяних в процесі машинного навчання.. При цьому вхідний математичний опис категорійної моделі представимо у вигляді структури

$$I_B = \langle G, T, \Omega, K, Y, X; f_1, f_2 \rangle,$$

де G – множина факторів, які впливають на БСР;

T – множина моментів часу зчитування інформації;

Ω – простір ознак розпізнавання;

K – множина кадрів цифрового зображення регіону;

Y – вхідна навчальна матриця яскравості пікселів кадру зображення;

X – робоча бінарна навчальна матриця;

f_1 – оператор формування вхідної навчальної матриці Y ;

f_2 – оператор перетворення матриці Y в робочу бінарну матрицю X .

Категорійну функціональну модель інформаційно-екстремального машинного навчання БСР з автоматичним визначенням базового класу розпізнавання показано на рис. 1.19.

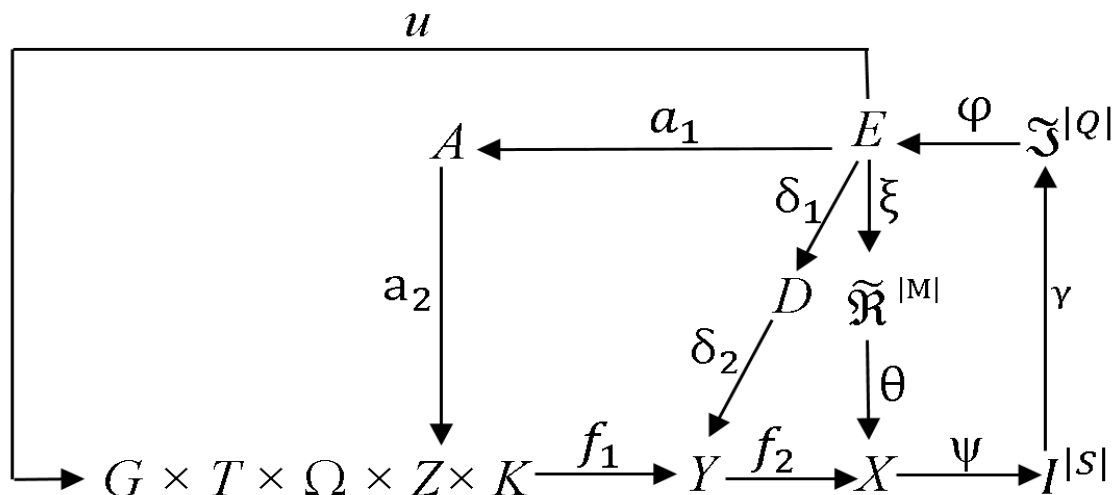


Рисунок 1.19 – Категорійна функціональна модель машинного навчання бортової системи розпізнавання

На рисунку 1.19 декартовий добуток $G \times T \times \Omega \times Z \times K$ задає джерело інформації. Терм-множина E значень інформаційного критерію є загальною для всіх контурів оптимізації параметрів машинного навчання. Оператор $\xi: E \rightarrow \tilde{\mathfrak{R}}^{|\mathcal{M}|}$ будує на кожному кроці машинного навчання розбиття $\tilde{\mathfrak{R}}^{|\mathcal{M}|}$, яке відображається оператором θ на розподіл двійкових векторів ознак. Далі оператор $\psi: X \rightarrow I^{|\mathcal{S}|}$, де $I^{|\mathcal{S}|}$ – множина S статистичних гіпотез, перевіряє основну статистичну гіпотезу $\gamma_1: x_{m,i}^{(j)} \in X_m^o$. Оператор γ визначає множину $\mathfrak{Z}^{|\mathcal{Q}|}$ точнісних характеристик класифікаційних рішень, де $\mathcal{Q} = S^2$, а оператор ϕ обчислює множину значень E інформаційного критерію оптимізації, якій є функціоналом від точнісних характеристик. Контур оптимізації контрольних допусків на ознаки розпізнавання замикається через терм-множину D , елементами якої є значення системи контрольних допусків на ознаки розпізнавання. Контур, в який входить множина A – порядкований алфавіт класів розпізнавання, автоматично шляхом перебору

визначає базовий клас розпізнавання, що забезпечує максимальне значення інформаційного критерію оптимізації параметрів машинного навчання (1.2). Оператор u регламентує процес машинного навчання.

У рамках функціонального підходу до моделювання когнітивних процесів прийняття класифікаційних рішень категорійна функціональна модель (рис. 1.15) розглядається як узагальнена структурна схема алгоритму інформаційно-екстремального машинного навчання.

Згідно з категорійною моделлю (рис. 2) алгоритм машинного навчання з оптимізацією системи контрольних допусків на ознаки розпізнавання було реалізовано у вигляді двохциклічної процедури пошуку глобального максимуму інформаційного критерію (1.12) в робочій області визначення його функції

$$\delta^* = \arg \max_{G_\delta} \left[\frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \max_{G_{E_m} \cap \{k\}} E_m^{(k)} \right], \quad (1.13)$$

де G_δ – допустима область значень параметра δ поля контрольних допусків на ознаки розпізнавання.

Оптимізація контрольних допусків на ознаки розпізнавання здійснювалася за паралельно-послідовною схемою. Отримані в процесі паралельної оптимізації екстремальні значення параметрів машинного навчання є квазіоптимальними, оскільки вони змінювалися на кожному кроці навчання на однакову величину для всіх ознак одночасно. Для підвищення функціональної ефективності БСР доцільно реалізувати алгоритм машинного навчання з послідовною оптимізацією контрольних допусків. При цьому отримані на етапі паралельної оптимізації контрольні допуски приймалися як стартові при послідовній оптимізації, яка може здійснюватися, наприклад, за ітераційною процедурою пошуку глобального максимуму інформаційного критерію у вигляді [91]

$$\delta_{K,i}^* = \arg \otimes_{l=1}^L \left\{ \max_{G_{\delta_i}} \left[\frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \max_{G_{E_m \cap \{k\}}} E_m^{(l)}(d_m) \right] \right\}, i = \overline{1, N}, \quad (1.14)$$

де L – кількість прогонів процедури послідовної оптимізації контрольних допусків, обумовлених неоптимальними стартовими величинами контрольних допусків для всіх ознак;

\otimes – символ операції повторення.

Машинне навчання БСР з паралельно-послідовною оптимізацією контрольних допусків дозволяє підвищити достовірність класифікаційних рішень і при цьому суттєво підвищується оперативність машинного навчання, оскільки пошук глобального максимуму критерію здійснюється тільки в робочій області визначення його функції.

Як інформаційний критерій оптимізації параметрів машинного навчання розглядалася модифікована міра Кульбака, яка для двохальтернативних рішень з апіорно рівноймовірними гіпотезами має вигляд

$$E_m^{(k)} = [D_{1,m}^{(k)}(d) - \beta_m^{(k)}(d)] \times \log_2 \left[\frac{1 + [D_{1,m}^{(k)}(d) - \beta_m^{(k)}(d)] + 10^{-r}}{1 - [D_{1,m}^{(k)}(d) - \beta_m^{(k)}(d)] + 10^{-r}} \right], \quad (1.15)$$

де $D_{1,m}^{(k)}(d)$ – перша достовірність, яка характеризує ймовірність правильної класифікації вектора ознак класу розпізнавання X_m^o ;

$\beta_m^{(k)}(d)$ – помилка другого роду, яка характеризує помилкове віднесення до класу X_m^o вектора ознак розпізнавання найближчого сусіднього класу;

d – дистанційна міра, яка визначає радіуси гіперсферичних контейнерів класів розпізнавання, побудованих в радіальному базисі бінарного простору Хеммінга;

10^{-r} – достатньо мале число, яке вводиться для уникнення поділу на нуль.

У формулі (1.15) величину r на практиці достатньо вибирати з інтервалу

$$1 < r \leq 3.$$

Оскільки інформаційний критерій є функціоналом від точнісних характеристик, то за репрезентативного обсягу навчальної вибірки необхідно користуватися їх оцінками:

$$D_{1,m}^{(k)}(d) = \frac{K_{1,m}^{(k)}(d)}{n_{\min}}; D_{2,m}^{(k)}(d) = \frac{K_{4,m}^{(k)}(d)}{n_{\min}}, \quad (1.16)$$

де $K_{1,m}^{(k)}(d)$ – кількість подій, які означають належність “своїх” реалізацій класу розпізнавання X_m^o ;

$K_{4,m}^{(k)}(d)$ – кількість подій, які означають неналежність “чужих” реалізацій класу розпізнавання X_m^o ;

n_{\min} – мінімальний обсяг репрезентативної навчальної вибірки, який визначається за методом, запропонованим у праці [92].

Після підставлення відповідних позначень (1.6) у вираз (1.5) одержимо робочу формулу для обчислення в рамках ІЕІ-технології критерію оптимізації параметрів машинного навчання системи розпізнавати структуровані вектори ознак класу X_m^o

$$E_m^{(k)} = \frac{1}{n_{\min}} [K_{1,m}^{(k)} - K_{2,m}^{(k)}] \times \log_2 \left[\frac{1 + [K_{1,m}^{(k)} - K_{2,m}^{(k)}] + 10^{-r}}{1 - [K_{1,m}^{(k)} - K_{2,m}^{(k)}] + 10^{-r}} \right], \quad (1.17)$$

Нормована форма критерію (1.17) має вигляд

$$E_{K,m}^{(k)} = \frac{E_{K_m}^{(k)}}{E_{K_{\max}}^{(k)}}, \quad (1.18)$$

де $E_{K_{\max}}^{(k)}$ – значення критерію (1.7) при

$$K_{1,m}^{(k)}(d) = K_{2,m}^{(k)}(d) = n_{\min}.$$

Обчислення коефіцієнтів $K_{1,m}^{(k)}$ і $K_{2,m}^{(k)}$ здійснювалося відповідно за процедурами

$$\begin{aligned} \text{if } x_m^{(j)} \in X_m^o \text{ then } K_1(j) &:= K_1(j-1) + 1; \\ \text{if } x_c^{(j)} \in X_c^o \text{ then } K_2(j) &:= K_2(j-1) + 1. \end{aligned}$$

При цьому віднесення, наприклад, реалізації $x^{(j)}$ до класу розпізнавання X_m^o здійснюється за правилом:

- 1) обчислюється кодова відстань $d[x_m \oplus x^{(j)}]$;
- 2) порівняння: якщо

$$d[x_m \oplus x^{(j)}] \leq d_m,$$

то $x^{(j)} \in X_m^o$, інакше – $x^{(j)} \notin X_m^o$;

За отриманими в процесі машинного навчання оптимальними геометричними параметрами контейнерів класів розпізнавання будуються вирішальні правила для ідентифікації кадрів цифрового зображення регіону при функціонуванні БСР в режимі екзамену.

Для гіперсферичних контейнерів класів розпізнавання вирішальні правила мають стандартний вигляд [92]

$$\begin{aligned}
& (\forall X_m^o \in \mathfrak{R}^{|M|})(\forall x^{(j)} \in \mathfrak{R}^{|M|})[\text{if } (\mu_m > 0) \ \& \ (\mu_m = \max_{\{m\}}\{\mu_m\}) \ \text{then } x^{(j)} \in X_m^o \\
& \quad \text{else } x^{(j)} \notin X_m^o],
\end{aligned} \tag{1.19}$$

де $x^{(j)}$ – вектор, що розпізнається;

μ_m – функція належності вектора $x^{(j)}$, що розпізнається, контейнеру класу розпізнавання X_m^o .

У виразі (1.19) функція належності для гіперсферичного контейнера класу розпізнавання X_m^o визначається за відомою формулою [56]

$$\mu_m = 1 - \frac{d(x_m^* \oplus x^{(j)})}{d_m^*}, \tag{1.20}$$

де x_m^* – оптимальний усереднений двійковий вектор ознак;

d_m^* – оптимальний радіус гіперсферичного контейнера.

Таким чином, при функціонуванні СБР в режимі екзамену належність вектору ознак, що розпізнається, до одного з класів із заданого алфавіту визначається за вирішальними правилами (1.19). Водночас вирішальні правила через малу обчислювальну трудомісткість відрізняються високою оперативністю.

Вхідна навчальна матриця при реалізації алгоритму інформаційно-екстремального машинного навчання БСР з оптимізацією контрольних допусків на ознаки розпізнавання за процедурою (1.13) формувалася шляхом оброблення зображення розміром 1920x1060 пікселів, отриманого за результатами аерофотозйомки регіону (рис. 1.20).



Рисунок 1.20 – План регіону

Алфавіт складався із чотирьох класів розпізнавання, які характеризували кадри розміром 60×60 пікселів різних ділянок показаного на рисунку 1.20 зображення: клас X_1^o – автомобільна дорога; клас X_2^o – рідкий ліс; клас X_3^o – засіяне поле; клас X_4^o – зоране поле. Обрані кадри показано на рисунку 1.21.

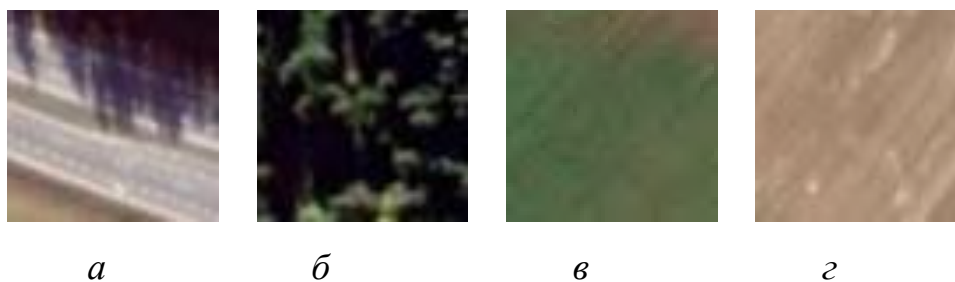


Рисунок 1.21 – Зображення кадрів зон інтересу: *a* – клас X_1^o ; *б* – клас X_2^o ;
в – клас X_3^o ; *г* – клас X_4^o

Зображення кадрів, показаних на рисунках 1.21б і 1.21г, відносяться до типу “текстура”, а зображення кадру автомобільної дороги (рис. 1.21а) є нестационарним за яскравістю. Крім того, дорога може займати довільне положення в різних кадрах. Тому з метою забезпечення інваріантності вирішальних правил до зсуву і повороту

об'єктів в рамках кадрів формування вхідної навчальної матриці здійснювалося шляхом оброблення зображень у полярній системі координат. При цьому усереднена яскравість пікселів кожного кола зчитування, побудованого навколо геометричного центру кадру, обчислювалася за формулою

$$\Theta_j = \frac{1}{N_j} \sum_{i=1}^{N_j} \theta_i, \quad (1.21)$$

де Θ_j – усереднене значення яскравості пікселів, що входять у коло зчитування j -го радіусу, $j = \overline{0, R}$;

θ_i – значення яскравості RGB -складової в i -му пікселі рецепторного поля зображення кадру;

N_j – загальна кількість пікселів в j -му колі зчитування;

R – радіус кола зчитування.

Визначення геометричного центру кадру здійснювалося за формулою

$$i_c = \text{round} \left(\frac{1 + N^2}{2} \right),$$

де N – кількість пікселів у стороні квадратного кадру.

За обчисленими за формулою (1.10) усередненими яскравостями кіл зчитування були сформовані структуровані вектори ознак розпізнавання вхідної навчальної матриці для показаних на рисунку 1.17 кадрів зображення регіону.

Згідно з концепцією ІЕІТ обов'язковою процедурою машинного навчання є оптимізація системи контрольних допусків на ознаки розпізнавання, які відіграють роль рівнів квантування при перетворенні на кожному кроці машинного навчання вхідної евклідової навчальної матриці в робочу бінарну навчальну матрицю. При

цьому постає задача вибору базового класу розпізнавання, відносно якого визначається в процесі машинного навчання система контрольних допусків на ознаки розпізнавання. Було висунуто робочу гіпотезу, що за базовий доцільно обирати клас розпізнавання, навчальна матриця якого має максимальну дисперсію яскравостей ознак розпізнавання. Обґрунтування цієї гіпотези полягає в тому, що клас розпізнавання, який має найбільший розкид яскравості ознак, є найближчим до всіх класів із заданого алфавіту. Для експериментального підтвердження гіпотези середнє вибіркоче $\bar{\Theta}_m$ значення яскравості ознак вхідної навчальної матриці класу розпізнавання X_m^o визначалося за формулою

$$\bar{\Theta}_m = \frac{1}{N^2} \sum_{l=1}^{N^2} \theta_l,$$

де θ_l – значення яскравості *RGB*-складової в *l*-му пікселі рецепторного поля кадру зображення класу розпізнавання X_m^o .

Дисперсія σ_m^2 визначалася як міра відхилення яскравості *l*-ої ознаки від середнього значення яскравості $\bar{\Theta}_m$:

$$\sigma_m^2 = \frac{1}{(N \times n) - 1} \sum_{l=1}^{N \times n} (\Theta_l - \bar{\Theta}_m)^2.$$

За результатами статистичного аналізу вхідної навчальної матриці для даного алфавіту класів розпізнавання авторами проекту було встановлено, що максимальна вибіркоче дисперсія яскравості ознак була отримана для навчальної матриці класу розпізнавання X_1^o , відносно якого в процесі машинного навчання визначалася система контрольних допусків. Ця гіпотеза була експериментально

підтверджена за результатами інформаційно-екстремального машинного навчання, при якому за базовий вибирався послідовно кожний клас із заданого алфавіту.

На рисунку 1.18 показано графік залежності усередненого нормованого критерію (1.7) від параметра δ , отриманий у процесі реалізації інформаційно-екстремального машинного навчання БСР з паралельною оптимізацією контрольних допусків за процедурою (1.13) при базовому класі розпізнавання X_1^o . На цьому графіку і далі темним кольором позначено робочу область визначення функції критерію (1.17), в якій перша і друга достовірності перевершують відповідно помилки першого та другого роду.

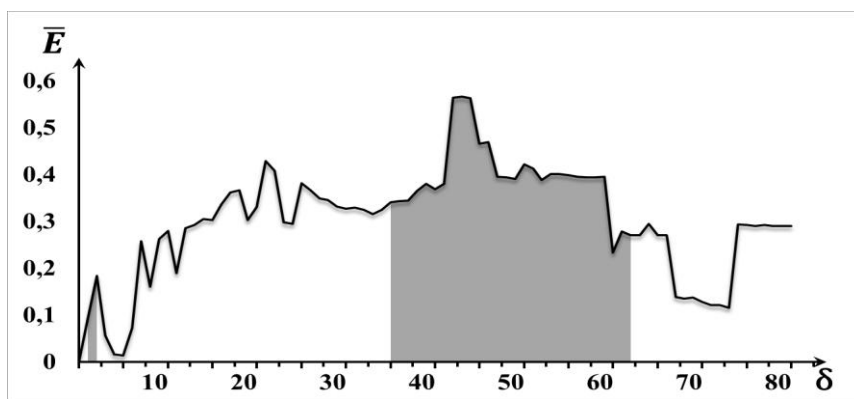


Рисунок 1.22 – Графік залежності інформаційного критерію оптимізації від параметра поля контрольних допусків на ознаки розпізнавання

Аналіз рисунка 1.22 показує, що отримане в процесі машинного навчання оптимальне значення параметра поля контрольних допусків дорівнює $\delta^* = 43$ (в градаціях яскравості пікселів рецепторного поля) при максимальному значенні інформаційного критерію $\bar{E}^* = 0,56$.

Для підвищення функціональної ефективності машинного навчання було реалізовано послідовну оптимізацію контрольних допусків за процедурою (1.14). При цьому отримані при паралельній оптимізації квазіоптимальні контрольні допуски приймалися як стартові.

На рисунку 1.23 показано графік зміни нормованого критерію в процесі послідовної оптимізації контрольних допусків на ознаки розпізнавання.

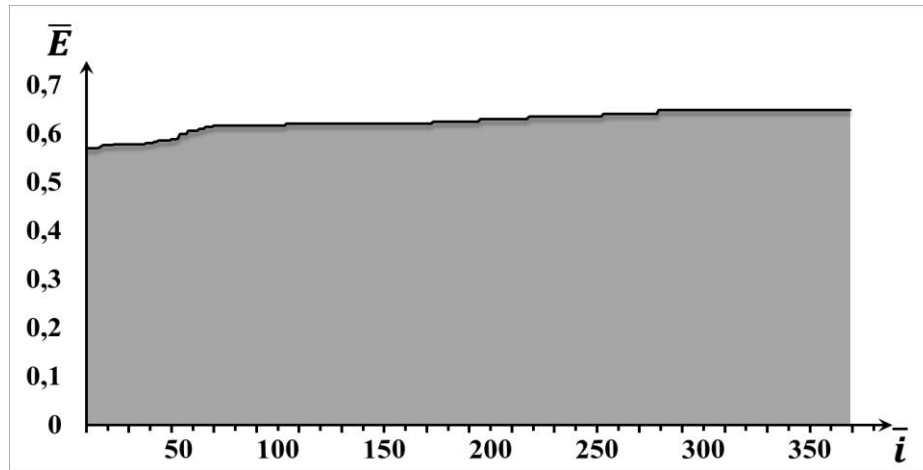


Рисунок 1.23 – Графік зміни інформаційного критерію при послідовній оптимізації контрольних допусків

Аналіз рисунку 1.23 показує, що інформаційний критерій оптимізації досягнув максимального значення 0,64 на четвертому прогоні, кількість яких визначається відношенням кількості ітерацій до кількості ознак у структурованому векторі.

Нижче (рис. 1.24) показано графіки залежності інформаційного критерію від радіусів контейнерів класів розпізнавання. оптимальні значення яких дозволяють побудувати вирішальні правила.

Аналіз рисунку 1.24 показує, що оптимальні значення радіусів контейнерів класів розпізнавання відповідно дорівнюють: $d_1^* = 20$ (тут і далі в кодових одиницях) для класу X_1^o ; $d_2^* = 10$ для класу X_2^o ; $d_3^* = 6$ для класу X_3^o і $d_4^* = 16$ для класу X_4^o .

На рисунку 1.25 показано оцифроване зображення регіону (рис. 1.20), отримане на етапі екзамену за вирішальними правилами (1.19).

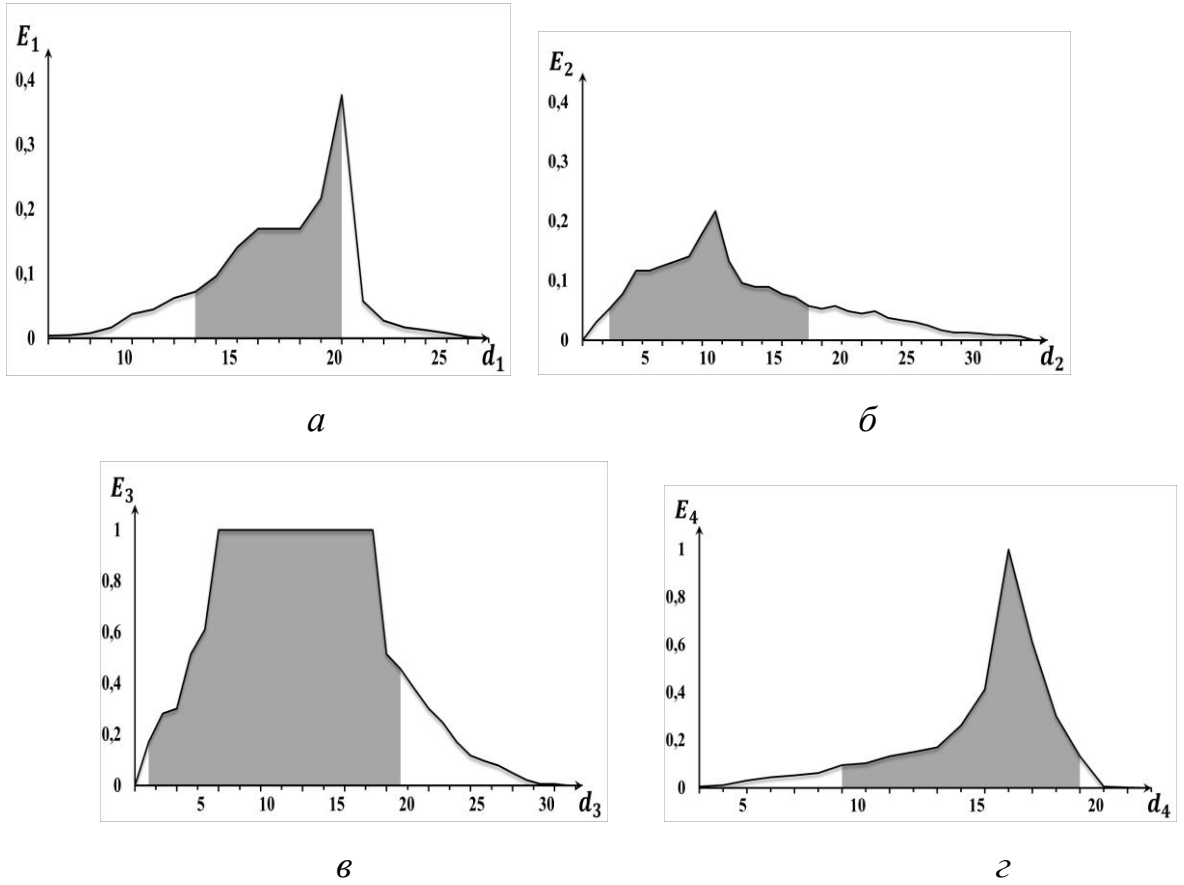


Рисунок 1.24 – Графіки залежності інформаційного критерію від радіусів контейнерів класів розпізнавання: *a* – клас X_1^o ; *б* – клас X_2^o ; *в* – клас X_3^o ; *г* – клас X_4^o

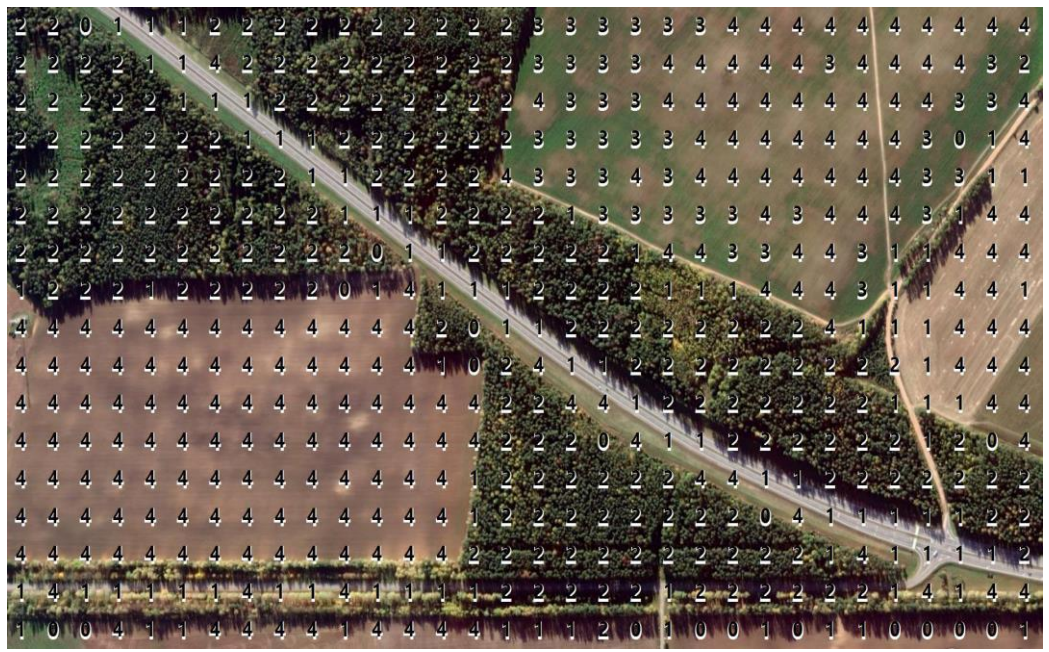


Рисунок 1.25 – Результат ідентифікації кадрів зображення регіону

Аналіз рисунку 1.25 показує, що ідентифікація автомобільної дороги, яка може бути зоною інтересу, наприклад, при пошуку транспортного засобу, здійснюється з достатньо високою достовірністю. Але побудовані вирішальні правила не є безпомилковими. Одним із шляхів підвищення функціональної ефективності БСР є перехід від лінійної структури даних до ієрархічної з визначенням для кожної страти ярусу ієрархічної структури даних базового класу розпізнавання. Крім того, згідно з принципом відкладених рішень О. Г. Івахненка необхідно збільшувати глибину машинного навчання.

Додатково було зроблене сегментоване зображення (рис. 1.26), яке є аналогом попереднього оцифрованого результату, але кожному кадру ставиться у відповідність колір ідентифікованого класу: класу розпізнавання X_1^o – білий колір; класу розпізнавання X_2^o – темно-зелений; класу розпізнавання X_3^o – коричневий і класу розпізнавання X_4^o – світло-зелений

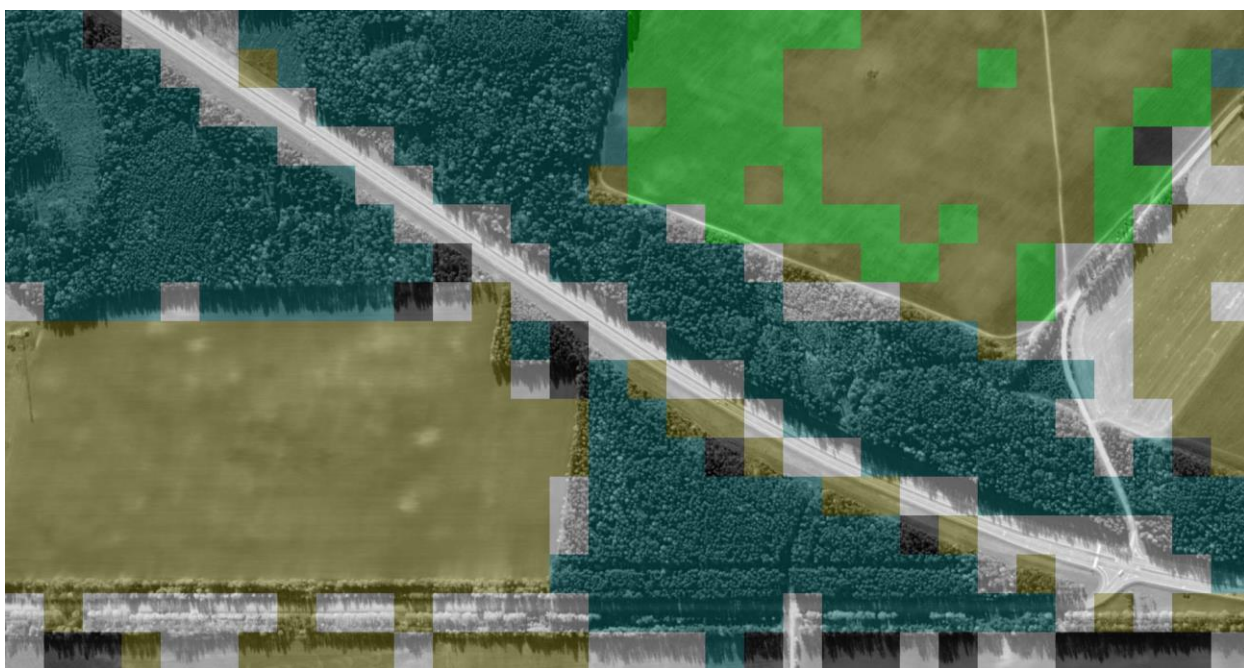


Рисунок 1.26 – Сегментоване зображення регіону

Порівняльний аналіз рисунків 1.25 і 1.26 показує їх достатню ідентичність результатів розпізнавання наземних природних та інфраструктурних об'єктів.

2 ОПТИМІЗАЦІЯ ПАРАМЕТРІВ ІНФОРМАЦІЙНО-ЕКСТРЕМАЛЬНОГО МАШИННОГО НАВЧАННЯ АВТОНОМНОЇ БОРТОВОЇ СИСТЕМИ РОЗПІЗНАВАННЯ ПРИРОДНИХ ТА ІНФРАСТРУКТУРНИХ ОБ'ЄКТІВ І ТРАНСПОРТНИХ ЗАСОБІВ

2.1 Інформаційно-екстремальне машинне навчання бортової системи розпізнавання наземних рухомих об'єктів

Широке застосування безпілотних літальних апаратів для спостереження земної поверхні робить актуальною задачу створення автономних бортових систем розпізнавання (БСР) наземних об'єктів, у тому числі транспортних засобів різного призначення. Основним шляхом розв'язання цієї задачі є застосування методів машинного навчання та теорії розпізнавання образів [71 – 73]. При цьому функціональна ефективність БСР суттєво залежить від способу оброблення зображень об'єкту, що розпізнається, і методу машинного навчання. Крім того, при створенні БСР необхідно забезпечити інваріантність побудованих в процесі машинного навчання вирішальних правил до довільного положення транспортного засобу в кадрі зони інтересу. Одним із шляхів розв'язання цієї задачі є оброблення зображень об'єктів розпізнавання в полярній системі координат [74, 75]. Але в рамках цього підходу обов'язково виникає необхідність вирішення проблеми визначення на наземному транспортному засобі центру полярної системи координат. Переважна більшість методів інформаційного синтезу БСР, що навчаються, базується на застосуванні нейронних мереж [76, 77]. При цьому виникають ускладнення науково-методологічного характеру, пов'язані із довільними початковими умовами формування вхідного математичного опису, перетином в просторі ознак класів розпізнавання, багато вимірністю простору ознак і складністю перенавчання.

Одним із перспективних шляхів інформаційного синтезу високоефективних БСР є застосування ідей і методів так званої інформаційно-екстремальної інтелектуальної технології (ІЕІТ) аналізу даних, яка базується на максимізації інформаційної спроможності системи розпізнавання в процесі її машинного

навчання [78]. Основна ідея методів в рамках ІЕІ-технології як і в нейронних мережах полягає в адаптації вхідного математичного опису системи розпізнавання до максимальної функціональної ефективності машинного навчання. Але на відмінну від нейронних мереж побудовані за результатами машинного навчання в рамках геометричного підходу вирішальні правила є практично інваріантними до багато вимірності простору ознак розпізнавання.

Розглянемо формалізовану постановку задачі інформаційно-екстремального машинного навчання бортової системи розпізнавання наземного транспортного засобу. Нехай дано алфавіт $\{X_m^o \mid m = \overline{1, M}\}$ класів розпізнавання, які характеризують наземні транспортні засоби, і вхідну навчальну матрицю $\|y_{m,i}^{(j)}\|$ яскравості пікселів рецепторного поля зображень об'єктів, які розпізнаються. При цьому рядок $\{y_{m,i}^{(j)} \mid i = \overline{1, N}\}$ матриці, де N – кількість ознак розпізнавання, є структурованим вектором-реалізацією (далі просто реалізація) образу, а стовпчик матриці – випадкова навчальна вибірка $\{y_{m,i}^{(j)} \mid j = \overline{1, J}\}$ з обсягом J .

У процесі машинного навчання необхідно:

1) згідно з концепцією ІЕІ-технології перетворити вхідну навчальну матрицю в бінарну робочу матрицю $\|x_{m,i}^{(j)}\|$, яку шляхом допустимих перетворень адаптувати до максимальної повної ймовірності прийняття правильних класифікаційних рішень;

2) оптимізувати за інформаційним критерієм параметри машинного навчання БСР, які для кожного класу розпізнавання X_m^o задаються структурованим вектором

$$g_m = \langle x_m, d_m, \delta \rangle, \quad (2.1)$$

де x_m – усереднена двійкова реалізація класу розпізнавання X_m^o ;

d_m – радіус гіперсферичного контейнера класу розпізнавання X_m^o , який відновлюється в радіальному базисі простору ознак;

δ – параметр, величина якого дорівнює половині симетричного поля контрольних допусків на ознаки розпізнавання;

3) за визначеними в процесі машинного навчання оптимальними геометричними параметрами гіперсферичних контейнерів класів розпізнавання побудувати вирішальні правила.

При цьому на параметри машинного навчання задано такі обмеження:

1) область значень радіуса гіперсферичного контейнера класу розпізнавання d_m , задається нерівністю

$$d_m < d(x_m \oplus x_c),$$

де $d(x_m \oplus x_c)$ – міжцентрова кодова відстань між еталонною реалізацією x_m класу

X_m^o і еталонною реалізацією x_c найближчого до нього сусіднього класу X_c^o ;

\oplus – символ логічної операції додавання за модулем 2;

2) область значень параметра δ задається нерівністю

$$\delta < \delta_H / 2,$$

де δ_H – нормоване поле допусків на ознаки розпізнавання;

При функціонуванні бортової системи в режимі екзамену необхідно підтвердити високу функціональну ефективність машинного навчання бортової системи розпізнавання.

Категорійна модель машинного навчання бортової системи включає вхідний математичний опис бортової системи розпізнавання транспортного засобу на місцевості, який має вигляд

$$\Delta_B = \langle T, G, \Omega, Z, K, Y, X; \Phi_1, \Phi_2 \rangle,$$

де T – множина моментів часу одержання інформації;

G – простір функціональних станів об'єкту, що розпізнається;

Ω – простір ознак розпізнавання;

Z – простір функціональних станів системи розпізнавання;

K – множина кадрів електронної карти місцевості;

Y – вибіркова множина, яка утворює вхідну навчальну матрицю;

X – робоча бінарна навчальна матриця;

$\Phi_1 : G \times T \times \Omega \times Z \rightarrow Y$ – оператор формування матриці Y ;

$\Phi_2 : Y \rightarrow X$ – оператор перетворення вхідної навчальної матриці Y в бінарну матрицю X .

На рисунку 2.1 показано категорійну функціональну модель інформаційно-екстремального машинного навчання системи розпізнавання БПЛА з оптимізацією геометричних параметрів контейнерів класів розпізнавання і системи контрольних допусків на ознаки розпізнавання.

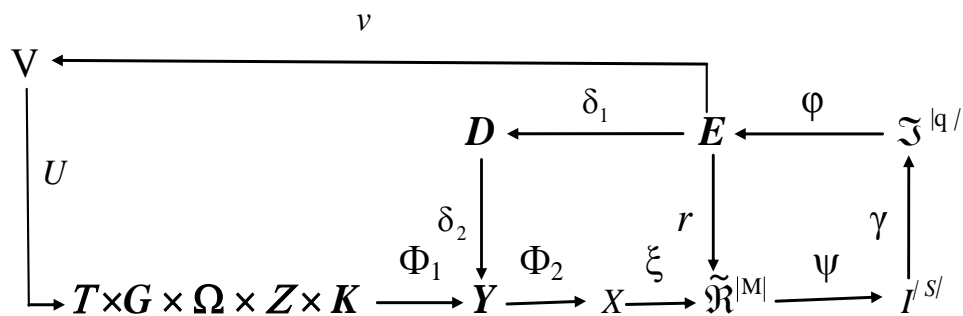


Рисунок 2.1 – Категорійна функціональна модель машинного навчання бортової системи розпізнавання

На рисунку 2.1 оператор $\xi : X \rightarrow \tilde{\mathcal{R}}^{|M|}$ відображає вектори-реалізації класів розпізнавання на нечітке розбиття $\tilde{\mathcal{R}}^{|M|}$ бінарного простору ознак, а оператор класифікації Ψ перевіряє основну статистичну гіпотезу про належність навчальної

реалізації класу X_m^o і таким чином формує множину гіпотез $I^{|l|}$, де l – кількість статистичних гіпотез. Оператор γ шляхом оцінки прийнятих гіпотез формує множину точнісних характеристик $\mathfrak{Z}^{|q|}$, де $q = l^2$, а оператор ϕ обчислює множину значень інформаційного критерію E , який є функціоналом від точнісних характеристик. Контур моделі, який замикається оператором r , відновлює на кожному кроці машинного навчання контейнери класів розпізнавання, які будуються в радіальному базисі простору ознак. При цьому ітераційний процес оптимізації геометричних параметрів розбиття $\mathfrak{R}^{|M|}$ здійснюється шляхом пошуку глобального максимуму інформаційного критерію в робочій (допустимій) області визначення його функції. На рисунку 2.1 контур оптимізації контрольних допусків на ознаки розпізнавання замикається через множину D – систему контрольних допусків на ознаки розпізнавання і дозволяє в процесі навчання змінювати значення робочої бінарної навчальної матриці X , адаптуючи її до максимальної функціональної ефективності класифікатора. Показана на рисунку 2.1 категорійна функціональна модель передбачає згідно з принципом відкладених рішень перехід до інших типів радіально-базисних вирішальних правил. З цією метою її зовнішній контур містить множину V типів вирішальних правил, які будуються із застосуванням більш складних радіально-базисних роздільних функцій. Процес навчання регламентується оператором $U: V \rightarrow G \times T \times \Omega \times Z \times K$.

На рисунку 2.2 показано категорійну модель функціонування бортової системи розпізнавання в режимі екзамену, на якому перевіряється функціональна ефективність машинного навчання.

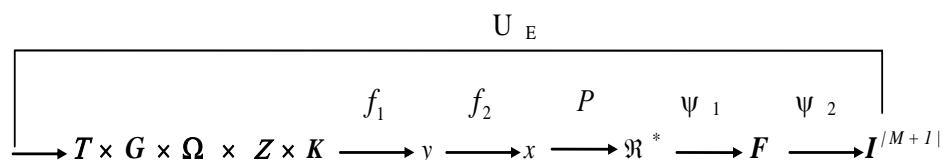


Рисунок 2.2 – Категорійна модель функціонування бортової системи розпізнавання в режимі екзамену

У категорійній моделі (рис. 2.2) оператор f_1 формує вхідну реалізацію y об'єкту, що розпізнається. Оператор f_2 за отриманими на етапі навчання оптимальними контрольними допусками на ознаки розпізнавання перетворює вхідну реалізацію в бінарну реалізацію x , а оператор ξ відображає реалізацію об'єкту, що розпізнається, на побудоване на етапі машинного навчання оптимальне розбиття \mathcal{R}^* класів розпізнавання. Оператор ψ_1 для кожного вектора-реалізації обчислює значення побудованих на етапі машинного навчання вирішальних правил і формує терм-множину F , а оператор ψ_2 за максимальним значенням вирішального правила відносить реалізацію до одного із класів заданого алфавіту $\{X_m^o\}$. Призначенням оператора U_E є регламентація екзамену.

Ідея інформаційно-екстремального машинного навчання системи розпізнавання образів як і в нейронних мережах згідно з працею [] полягає в адаптації вхідного математичного опису до максимальної достовірності класифікаційних рішень. При цьому трансформація вхідного апріорно нечіткого розподілу реалізацій образів в чітке здійснюється в процесі оптимізації за інформаційним критерієм параметрів навчання, які впливають на точнісні характеристики класифікаційних рішень. За отриманими в процесі машинного навчання оптимальними геометричними параметрами контейнерів класів розпізнавання будуються вирішальні правила, які дозволяють на екзамені приймати оперативно достовірні класифікаційні рішення.

Оптимізація параметрів вектора (2.1) здійснюється шляхом пошуку на кожному кроці цілеспрямованої зміни радіусів контейнерів класів розпізнавання глобального максимуму усередненого за алфавітом класів розпізнавання інформаційного критерію

$$\bar{E}^* = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \max_{G_E \cap G_d} E_m(d), \quad (2.2)$$

де $E_m(d)$ – інформаційний критерій оптимізації параметрів навчання системи розпізнавати реалізації класу X_m^o ;

d – дистанційна міра радіусів гіперсферичних контейнерів класів розпізнавання;

G_E – робоча (допустима) область визначення функції інформаційного критерію оптимізації параметрів машинного навчання;

G_d – допустима область зміни радіусів контейнерів класів розпізнавання.

Як критерії оптимізації параметрів машинного навчання в методах ІЕІ-технології в основному використовуються модифікації інформаційної міри Кульбака та ентропійної міри Шеннона. Наприклад, модифікована інформаційна міра Кульбака для двохальтернативних апріорно рівноймовірних гіпотез має вигляд

$$E_m(d) = [1 - (\alpha_m(d) + \beta_m(d))] \log_2 \left(\frac{2 - (\alpha_m(d) + \beta_m(d))}{\alpha_m(d) + \beta_m(d)} \right), \quad (2.3)$$

де $\alpha_m(d)$ – помилка першого роду прийняття класифікаційного рішення на кожному кроці машинного навчання;

$\beta_m(d)$ – помилка другого роду.

На практиці при обчисленні інформаційного критерію (2.3) при репрезентативному обсязі навчальної вибірки необхідно користуватися оцінками точнісних характеристик

$$\alpha_m^{(k)}(d) = \frac{K_{1,m}(d)}{n_{\min}}; \beta_m^{(k)}(d) = \frac{K_{2,m}(d)}{n_{\min}}, \quad (2.4)$$

де $K_{1,m}(d)$ – кількість подій, які означають неналежність “своїх” реалізацій класу розпізнавання X_m^o ;

$K_{2,m}(d)$ – кількість подій, які означають належність “чужих” реалізацій класу X_m^o ,

n_{\min} – мінімальний обсяг репрезентативної навчальної вибірки.

Робоча модифікація критерію Кульбака після відповідної підстановки оцінок (2.4) у вираз (2.3) приймає вигляд

$$E_m^{(k)}(d) = \frac{1}{n} \{n - [K_1(d) + K_2(d)]\} \log_2 \left\{ \frac{2n + 10^{-r} - [K_1^{(k)}(d) + K_2^{(k)}(d)]}{[K_1^{(k)}(d) + K_2^{(k)}(d)] + 10^{-r}} \right\}, \quad (2.5)$$

де 10^{-r} – достатньо мале число, яке вводиться для уникнення поділу на нуль і на практиці вибирається в інтервалі $1 < r \leq 3$.

Згідно з категорійною моделлю (рис. 2.1) алгоритм інформаційно-екстремального машинного навчання БСР із оптимізацією системи контрольних допусків представимо у вигляді двохциклічної процедури пошуку глобального максимуму інформаційного критерію (2.2)

$$\delta_K^* = \arg \{ \max_{G_\delta} \{ \max_{G_E \cap G_d} \bar{E}(d) \} \}, \quad (2.6)$$

Розглянемо основні етапи реалізації алгоритму (2.6) інформаційно-екстремального машинного навчання БСР.

Вхідними даними є масив вхідної навчальної матриці для заданого алфавіту класів розпізнавання і параметр δ_H , який дорівнює половині симетричного нормованого поля допусків на ознаки розпізнавання. Основні етапи реалізації алгоритму:

1) обнуління лічильника класів розпізнавання: $m := 0$;

- 2) інкремент лічильника класів розпізнавання: $m := m + 1$;
- 3) обнуління лічильника кроків зміни параметра поля допусків: $k := 0$;
- 4) $k := k + 1$;
- 5) обнуління лічильника кроків зміни радіуса контейнера класу розпізнавання: $d := 0$;
- 6) $d := d + 1$;
- 7) обчислення нижнього $A_{KH,i}[k]$ і верхнього $A_{KB,i}[k]$ контрольних допусків для всіх ознак відповідно за формулами

$$A_{KH,i}[k] = y_{1,i} - \delta[k]; \quad A_{KB,i}[k] = y_{1,i} + \delta[k]; \quad (2.7)$$

- 8) формування бінарної навчальної матриці $\|x_{m,i}^{(j)}\|$ за правилом

$$x_{m,i}^{(j)} = \begin{cases} 1, & \text{if } A_{KH,i} \leq y_{m,i}^{(j)} \leq A_{KB,i}; \\ 0, & \text{if else.} \end{cases}$$

- 9) обчислення для класу X_m^o двійкового усередненого вектору x_m за правилом

$$x_{m,i} = \begin{cases} 1, & \text{if } \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n x_{m,i}^{(j)} > \rho_m; \\ 0, & \text{if else,} \end{cases}$$

де ρ_m – рівень селекції координат усередненого двійкового вектора ознак класу розпізнавання X_m^o , який за замовчуванням дорівнює $\rho_m = 0,5$;

- 10) попарне розбиття множини усереднених векторів класів розпізнавання за методом найближчих сусідів;
- 11) формування для розбиття $\mathfrak{R}_m^{[2]} = \langle x_m, x_c \rangle$ навчальної матриці;

12) обчислення інформаційного критерію оптимізації параметрів машинного навчання БСР, наприклад, у вигляді модифікації інформаційної міри Кульбака (2.5);

13) якщо $d < d(x_m \oplus x_c)$, то виконується пункт 6, інакше – пункт 14;

14) якщо $k < \delta_H / 2$, то виконується пункт 4, інакше – пункт 15;

15) якщо $m \leq M$, то виконується пункт 2, інакше – пункт 16;

16) обчислення усередненого за алфавітом класів розпізнавання інформаційного критерію (2.5) оптимізації параметрів машинного навчання;

17) визначення оптимального значення параметра δ за формулою (2.5);

18) обчислення за формулою (2.7) оптимальних нижніх та верхніх контрольних допусків на діагностичні ознаки відповідно;

19) ЗУПИН.

За отриманими в процесі машинного навчання оптимальними геометричними параметрами контейнерів класів розпізнавання будуються вирішальні правила, за якими при функціонуванні системи розпізнавання безпосередньо в робочому режимі перевіряється функціональна ефективність машинного навчання. Для гіперсферичних контейнерів класів розпізнавання вирішальні правила мають вигляд

$$(\forall X_m^o \in \mathfrak{R}^{|M|})(x^{(j)} \in \mathfrak{R}^{|M|})[if (\mu_m > 0) \& (\mu_m = \max\{\mu_m\}) then x^{(j)} \in X_m^o], \quad (2.8)$$

де $x^{(j)}$ – реалізація, яка розпізнається; μ_m функція належності реалізації $x^{(j)}$ контейнеру класу розпізнавання X_m^o .

У виразі (2.8) функція належності вектора ознак, що розпізнається, для гіперсферичних контейнерів визначається за відомою формулою []

$$\mu_m = 1 - \frac{d(x^{(j)} \oplus x_m)}{d_m^*}; \quad (2.9)$$

де d_m^* – отриманий в процесі машинного навчання оптимальний радіус контейнера класу розпізнавання X_m^o .

Алгоритм функціонування БСР в режимі екзамену має такі вхідні дані:

1) $\{x_m^* \mid m = \overline{1, M}\}$ – масив еталонних двійкових векторів-реалізацій образу, які визначають геометричні центри відповідних оптимальних контейнерів класів розпізнавання, побудованих на етапі машинного навчання;

2) $\{d_m^*\}$ – масив оптимальних радіусів, побудованих на етапі навчання відповідних контейнерів;

3) $\{x_s^{(j)} \mid s = \overline{1, SMAX}; j = \overline{1, n}\}$ – масив двійкових векторів-реалізацій кадрів, що ідентифікуються, де $SMAX$ – кількість кадрів зображення місцевості, що реконструюється;

4) $\{\delta_{k,i}^* \mid i = \overline{1, N}\}$ – оптимальна система контрольних допусків на ознаки розпізнавання, визначена на етапі навчання.

Згідно з категорійною моделлю (рис.2. 2) алгоритм екзамену у рамках ІЕІ-технології ґрунтується на аналізі значень сформованих на етапі навчання вирішальних правил (2.8). Якщо для всіх класів розпізнавання максимальні значення функції (2.9) від’ємні, то згідно з вирішальними правилами (2.8) об’єкт не ідентифікується;

Аналіз вирішальних правил (2.8) показує, що вони відрізняються від інших методів розпізнавання малою обчислювальною трудомісткістю, що дозволяє БСР приймати класифікаційні рішення в реальному темпі часу.

Апробація запропонованого алгоритму інформаційно-екстремального машинного навчання здійснювалася на прикладі розпізнавання трьох автомобілів, які рухалися по автомагістралі. (рис. 2.3). При цьому з метою перевірки функціональної ефективності машинного навчання БСР автомобілі спеціально підібрані однотонними і з приблизно однаковими габаритними розмірами.

Формування вхідної навчальної матриці здійснювалося шляхом оброблення зображень автомобілів в полярній системі координат, що дозволило забезпечити інваріантність вирішальних правил до довільного положення об'єкту розпізнавання в кадрі зони інтересу. Як ознака розпізнавання приймалося усереднене значення яскравості пікселів кола зчитування, побудованого навколо центру полярної системи координат. При цьому визначення центру полярної системи координат на автомобілі здійснювалося програмою Class SelectedObject, яка, крім того, обробляє зображення об'єкту в полярній системі координат і формує вхідну навчальну матрицю БСР.



Рисунок 2.3 – Зображення автомобілів класу X_1^o (а); класу X_2^o (б); класу X_3^o (в)

На рисунку 2.4 показано скриншот результату програми Class SelectedObject, на якому хрестиком позначено центри полярної системи на автомобілі класу X_3^o (рис.3в) при різних рівнях квантування яскравості пікселів кадру зони інтересу.



Рисунок 2.4 – Результати програми центрування автомобіля при різних квантування яскравості (в градаціях яскравості): $a - \eta = 25$; $б - \eta = 50$; $в - \eta = 75$

Для формування реалізації вхідної навчальної матриці всі пікселі кадру зони інтересу, який приймався як перший квадрант декартової системи координат, було пронумеровано. Це дозволило визначати центри поляризації автомобілів як середнє арифметичне номерів пікселів, яскравості яких перевершували відповідний рівень квантування. Потім центр декартової системи координат переносився в знайдений центр полярної системи, навколо якого задавалася область заданого радіусу. У заданій області координати пікселів перетворювалися в полярні та формувалися масиви пікселів з однаковими радіусами. Для кожної *RGB*-складової зображення автомобіля за ознаку розпізнавання приймалося усереднене значення яскравості пікселів відповідного масиву.

На рисунку 2.5 показано графік залежності усередненого за алфавітом класів розпізнавання інформаційного критерію (2.5) від параметра поля контрольних допусків δ , отриманий в процесі машинного навчання згідно з процедурою (2.6) при рівні квантування яскравості $\eta = 50$. При цьому здійснювалася паралельна оптимізація, при якій на кожному кроці машинного навчання контрольні допуски змінювалися одночасно для всіх ознак розпізнавання. При обчисленні інформаційного критерію (2.5) приймалися параметри $n = 40$ і $r = 2$.

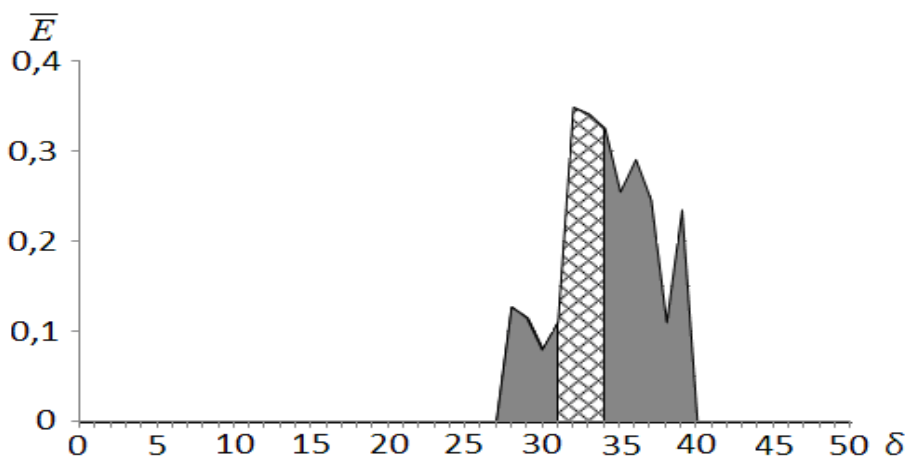


Рисунок 2.5 – Графік залежності інформаційного критерію (2.5) від параметра поля контрольних допусків на ознаки розпізнавання

На рисунку 2.5 і далі подвійною штриховкою позначено робочу (допустиму) область визначення функції інформаційного критерію (2.5), в якій значення помилок першого та другого роду менше першої та другої достовірностей відповідно. Аналіз рисунку 2.5 показує, що максимальне значення інформаційного критерію (2.5) в робочій області визначення його функції дорівнює $\bar{E}^* = 0,47$. При цьому оптимальне значення параметра поля контрольних допусків на ознаки розпізнавання дорівнює $\delta^* = \pm 33$ градацій яскравості.

Для побудови вирішальних правил (2.8) необхідно знати оптимальні геометричні параметри контейнерів класів розпізнавання. На рисунку 2.6 показано графіки залежності інформаційного критерію (2.5) від радіусів контейнерів класів розпізнавання, отримані в процесі оптимізації контрольних допусків на ознаки розпізнавання.

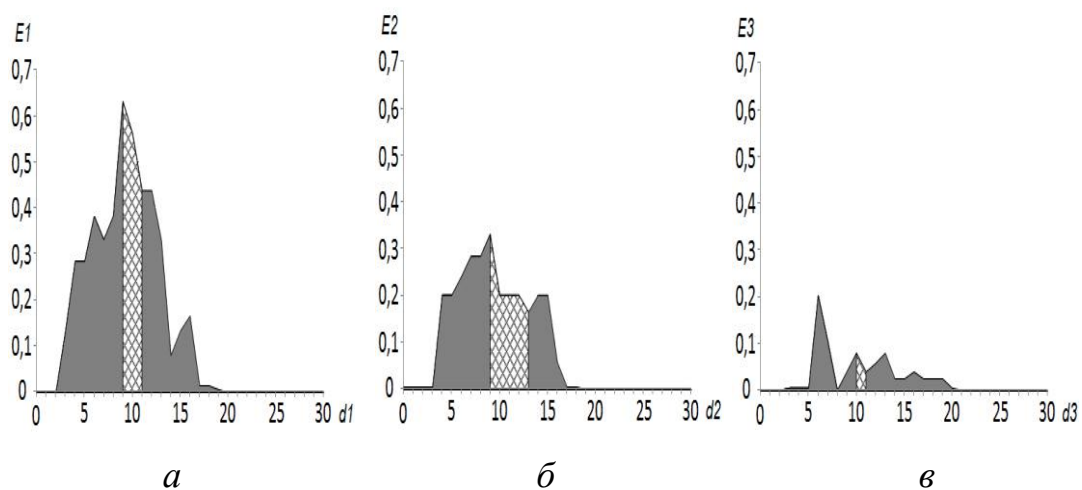


Рисунок 2.6 – Графіки залежності інформаційного критерію від радіусів контейнерів класів розпізнавання: a – клас X_1^o ; b – клас X_2 ; v – клас X_3^o

Аналіз рисунку 2.6 показує, що оптимальне значення радіусу контейнера класу розпізнавання X_1^o дорівнює $d_1^* = 10$ (тут і далі в кодівих одиницях), для класу X_2 – $d_2^* = 9$ і для класу X_3^o – $d_3^* = 11$.

Результати фізичного моделювання бортової системи розпізнавання в режимі екзамену показали, що повна ймовірність правильного розпізнавання вектору-реалізації класу X_1 дорівнює $P_t = 0,84$, класу $X_2 - P_t = 0,80$ і класу $X_3 - P_t = 0,78$

2.2 Глибоке інформаційно-екстремальне машинне навчання автономної бортової системи розпізнавання транспортного засобу на автомагістралі

Однією із складних функціональних задач бортової системи безпілотного літального апарату (БПЛА) є автономне розпізнавання об'єктів на земній поверхні. Особливо ця задача ускладнюється, якщо об'єкт є малогабаритним транспортним засобом, який переміщається по автомагістралі. У цьому випадку основним підходом до підвищення функціональної ефективності бортової системи розпізнавання є використання ідей і методів машинного навчання та розпізнавання образів. При цьому функціональна ефективність машинного навчання бортової системи розпізнавання в значній мірі залежить від методу оброблення зображення наземного транспортного засобу. Крім того, побудовані в процесі машинного навчання вирішальні правила повинні бути інваріантними до положення об'єкту розпізнавання в зоні кадру інтересу.

Розглянемо метод оброблення зображення наземного транспортного засобу та проаналізуємо вплив вхідного математичного опису на функціональну ефективність машинного навчання бортової системи розпізнавання.

Основний недолік більшості відомих методів інтелектуального аналізу даних полягає в їх чутливості до багатовимірності словника ознак розпізнавання і алфавіту класів розпізнавання [79 – 81]. Застосування багато згорткових нейроподібних структур так само не вирішує проблему аналізу великих обсягів даних через втрату інформації при її стисканні [82, 83]. У зв'язку з цим для формування вхідного математичного опису бортової системи розпізнавання на практиці стали застосовуватися методи, здатні виділяти контури наземних об'єктів. При цьому найбільш поширеними є методи, які використовують SURF-дескриптори [84, 85]. За цією технологією визначається відповідним способом

контур наземного об'єкту, який потім порівнюється із наявними у базі даних бортової системи еталонами. Основним недоліком такого підходу є недостатня інформативність ознак розпізнавання, оскільки не враховуються особливості конструкції та зовнішні характеристики транспортного засобу. Крім того, не виключається можливість співпадання контурів різних за призначенням транспортних засобів.

Одним з перспективних підходів до аналізу та синтезу бортових систем розпізнавання наземних малогабаритних об'єктів є використання ідей та методів так званої інформаційно-екстремальної інтелектуальної технології ІЕІТ аналізу даних, яка ґрунтується на максимізації інформаційної спроможності системи в процесі її машинного навчання [86– 88]. Основна ідея методів ІЕІ-технології, як і в нейронних мережах, полягає в адаптації вхідного математичного опису до максимальної достовірності розпізнавання зображень. Але перевага методів інформаційно-екстремального машинного навчання перед нейронними мережами полягає в тому, що побудовані у рамках геометричного підходу вирішальні правила є практично інваріантними до збільшення потужності словника ознак розпізнавання. Крім того, вони дозволяють приймати класифікаційні рішення в реальному темпі часу, що важливо при розпізнаванні рухомого об'єкту.

Задачу інформаційного синтезу бортової системи розпізнавання рухомого наземного транспортного засобу будемо розв'язувати у рамках ІЕІТ.

Нехай задано алфавіт $\{X_m^o \mid m = \overline{1, M}\}$ класів розпізнавання, які характеризують наземні транспортні засоби. Для кожного класу розпізнавання сформовано тривимірну вхідну навчальну матрицю $\|y_{m,i}^{(j)}\|$ яскравості пікселів рецепторного поля зображень об'єктів, в якій рядок $\{y_{m,i}^{(j)} \mid i = \overline{1, I}\}$, де I – кількість ознак розпізнавання, є вектором-реалізацією (далі просто реалізація) образу, а стовпчик матриці – випадкова навчальна вибірка $\{y_{m,i}^{(j)} \mid j = \overline{1, J}\}$ з обсягом J . У рамках ІЕІТ вхідна навчальна матриця $\|y_{m,i}^{(j)}\|$ трансформується в робочу бінарну навчальну матрицю $\|x_{m,i}^{(j)}\|$, яка в процесі машинного навчання адаптується з

метою отримання максимальної повної ймовірності прийняття правильних класифікаційних рішень. Тому задано структурований вектор параметрів функціонування системи розпізнавання, які впливають на функціональну ефективність машинного навчання системи розпізнавання:

$$g_m = \langle x_m, d_m, \delta, \eta \rangle, \quad (2.10)$$

де x_m – усереднена двійкова реалізація класу розпізнавання X_m^o ;

d_m – радіус гіперсферичного контейнера класу розпізнавання X_m^o , який відновлюється в радіальному базисі простору ознак;

δ – параметр, величина якого дорівнює половині симетричного поля контрольних допусків на ознаки розпізнавання;

η – рівень квантування яскравості пікселів кадру зони інтересу

При цьому на параметри машинного навчання задано такі обмеження:

3) область значень радіуса гіперсферичного контейнера класу розпізнавання d_m , задається нерівністю $d_m < d(x_m \oplus x_c)$, де $d(x_m \oplus x_c)$ – міжцентрова кодова відстань між еталонною реалізацією x_m класу X_m^o і еталонною реалізацією x_c найближчого до нього сусіднього класу X_c^o ; \oplus – символ логічної операції додавання за модулем 2;

4) область значень параметра δ задається нерівністю $\delta < \delta_H / 2$, де δ_H – нормоване поле допусків на ознаки розпізнавання;

5) область значень рівня квантування η знаходиться в інтервалі $[0, 255]$ градацій яскравості пікселя кадру зони інтересу.

Необхідно в процесі машинного навчання бортової системи розпізнавання оптимізувати координати вектора (1), які забезпечують максимальне значення інформаційного критерію в робочій (допустимій) області визначення його функції:

$$\bar{E}^* = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \max_{G_E \cap G_d} E_m(d), \quad (2.11)$$

де $E_m(d)$ – інформаційний критерій оптимізації параметрів інформаційно-екстремального машинного навчання системи розпізнавати структуровані вектори ознак класу X_m^o ;

d – дистанційна міра радіусів гіперсферичних контейнерів класів розпізнавання;

G_E – робоча (допустима) область визначення функції інформаційного критерію оптимізації параметрів машинного навчання;

G_d – допустима область зміни радіусів контейнерів класів розпізнавання.

При функціонуванні бортової системи в режимі екзамену необхідно підтвердити високу функціональну ефективність машинного навчання бортової системи розпізнавання.

Таким чином, задача інформаційного синтезу здатної навчатися бортової системи розпізнавання наземного транспортного засобу полягає в оптимізації параметрів машинного навчання шляхом наближення глобального максимуму інформаційного критерію (2.11) до його максимального граничного значення.

Категорійна модель інформаційно-екстремального машинного навчання включає вхідний математичний опис бортової системи розпізнавання наземного транспортного засобу у вигляді

$$\Delta_B = \langle T, G, \Omega, Z, K, Y, X; f_1, f_2, f_3, f_4 \rangle,$$

де T – множина моментів часу одержання інформації;

G – простір вхідних сигналів (факторів);

Ω – простір ознак розпізнавання;

Z – простір станів системи, який визначає алфавіт класів розпізнавання;

K – множина кадрів електронної карти місцевості;

Y – вибіркова множина, яка утворює вхідну навчальну матрицю;

X – робоча бінарна навчальна матриця;

f_1 – оператор визначення центрів полярних координат для оброблення зображень об'єктів;

f_2 – оператор перетворення координат декартової системи координат в полярну систему координат P із заданим радіусом R ;

f_3 – оператор формує вхідну навчальну матрицю Y яскравості пікселів рецепторного поля зображень об'єктів;

$f_4: Y \rightarrow X$ – оператор перетворення вхідної навчальної матриці Y в робочу бінарну навчальну матрицю X .

На рисунку 2.7 показано категорійну функціональну модель інформаційно-екстремального навчання бортової системи розпізнавання у вигляді орієнтованого графу. Згідно з постановкою задачі в процесі машинного навчання здійснюється оптимізація геометричних параметрів контейнерів класів розпізнавання, системи контрольних допусків на ознаки розпізнавання та рівня квантування яскравості пікселів кадру зони інтересу.

На рисунку 2.7 декартовий добуток $T \times \Omega \times G \times Z \times K$ задає універсум випробувань і є джерелом інформації. Оператор $\xi: X \rightarrow \tilde{\mathfrak{R}}^{|M|}$ відображає реалізації класів розпізнавання на нечітке розбиття $\tilde{\mathfrak{R}}^{|M|}$ бінарного простору ознак. Оператор класифікації Ψ перевіряє основну статистичну гіпотезу про належність навчальної реалізації класу X_m^o і таким чином формує множину гіпотез $I^{|S|}$, де S – кількість статистичних гіпотез.

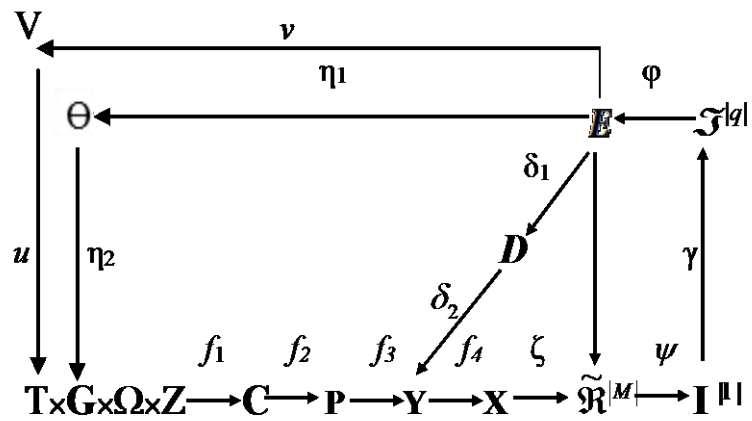


Рисунок 2.7 Категорійна функціональна модель інформаційно-екстремального машинного навчання бортової системи розпізнавання

Оператор γ шляхом оцінки прийнятих гіпотез формує множину $\mathfrak{S}^{|q|}$ точнісних характеристик класифікаційних рішень, де $q = S^2$, а оператор ϕ обчислює множину значень інформаційного критерію E , який є функціоналом від точнісних характеристик. Контур, який замикається оператором μ , відновлює на кожному кроці машинного навчання контейнери класів розпізнавання, які будуються в радіальному базисі простору ознак. При цьому ітераційний процес оптимізації геометричних параметрів розбиття $\tilde{\mathfrak{R}}^{|M|}$ здійснюється шляхом пошуку глобального максимуму інформаційного критерію (2.11) в робочій області визначення його функції. На рисунку 2.7 контур оптимізації контрольних допусків на ознаки розпізнавання замикається через множину D – систему контрольних допусків на ознаки розпізнавання. Цей контур дозволяє в процесі навчання змінювати значення робочої бінарної навчальної матриці X , адаптуя її до максимальної функціональної ефективності машинного навчання. В категорійній моделі оптимізацію рівня квантування яскравості пікселів кадрів зон інтересу реалізує контур, який містить множину Θ градацій яскравості. Процес машинного навчання регламентується оператором $u: E \rightarrow T \times \Omega \times G \times Z \times K$.

Вхідними даними алгоритму інформаційно-екстремального машинного навчання бортової системи розпізнавання є навчальна матриця яскравості пікселів рецепторного поля зображення транспортногo засобу. З метою забезпечення

інваріантності вирішальних правил до зсуву і повороту об'єктів в рамках кадрів зони інтересу формування вхідної навчальної матриці здійснювалося шляхом оброблення зображень в полярній системі координат. При цьому усереднена яскравість пікселів, які входять у коло зчитування r -го радіусу, побудованого навколо центру полярної системи координат, обчислювалася за формулою

$$\Theta_r = \frac{1}{N_r} \sum_{k=1}^{N_r} \theta_k, \quad (2.12)$$

де θ_k – значення яскравості однієї RGB -складової в k -му пікселі r -го кола зчитування рецепторного поля зображення кадру;

N_i – загальна кількість пікселів в r -му колі зчитування, $r = \overline{0, R}$;

R – максимальний радіус кола зчитування.

На рисунку 2.8 схематично показано оброблення зображення об'єкту розпізнавання в полярних координатах за формулою (2.12).

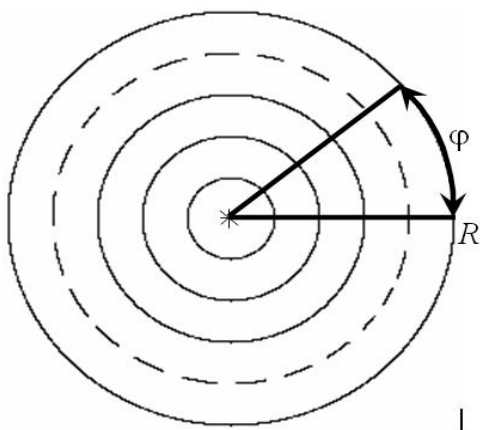


Рисунок 2.8 – Схема оброблення зображення

Отримані за формулою (2.12) усереднені яскравості пікселів всіх кіл зчитування утворюють структуровану реалізацію вхідної навчальної матриці.

Оброблення зображення в полярній системі координат потребує визначення на рухомому об'єкті центру полярної системи координат. Розв'язання цієї задачі розглянемо на прикладі оброблення зображень автомобілів, які знаходяться на автомагістралі та займають довільне положення в кадрі зони інтересу (рис. 2.3). При цьому з метою перевірки функціональної ефективності машинного навчання системи розпізнавання автомобілі спеціально підібрані однотоновими і з приблизно однаковими контурами.

Пропонується така схема алгоритму визначення центру полярної системи координат на автомобілі, який займає довільне положення в кадрі зони інтересу:

1) кожному пікселю в кадрі зони інтересу, який розглядається як перший квадрант декартової системи координат розміром $N \times N$, присвоюється порядковий номер;

2) здійснюється квантування яскравостей пікселів кадру зони інтересу за правилом

$$b_n = \begin{cases} 1, & \text{if } \eta_n \leq \eta; \\ 0, & \text{if } \text{else}, \end{cases}$$

де η_n – яскравість n -го пікселя кадру;

η – рівень квантування яскравості, який задається або може безпосередньо оптимізуватися в процесі машинного навчання з урахуванням освітленості, пори доби та погодних умов.

3) обчислюється кількість пікселів $b_{\Sigma}^{(1)}$, які мають одиничне значення;

4) визначається центр поляризації C об'єкту в кадрі зони інтересу шляхом обчислення середнього арифметичного номерів одиничних пікселів за формулою

$$\bar{n}_c = \frac{1}{b_{\Sigma}^{(1)}} \sum_{n=1}^{b_{\Sigma}^{(1)}} b_n^{(1)}. \quad (2.13)$$

- 5) в декартовій системі визначаються координати (x_c, y_c) центру поляризації C ;
- 6) центр координат декартової системи переноситься в центр поляризації, навколо якого задається область з радіусом R ;
- 7) координати пікселів в області з радіусом R перетворюються в координати полярної системи з центром C ;
- 8) формуються масиви пікселів, координати яких мають однакові радіуси $R_r, r = \overline{0, R}$;
- 9) для кожної RGB -складової зображення об'єкту обчислюється за формулою (2.12) усереднена яскравість Θ_r пікселів, які входять у масив r -го радіусу;
- 10) формується структурована реалізація вхідної навчальної матриці, в якій ознаками розпізнавання є значення яскравості $\Theta_r, t = \overline{0, R}$ для всіх RGB -складових зображення.

Таким чином, сформована вхідна навчальна матриця є інваріантною до положення транспортного засобу в кадрі зони інтересу, оскільки усереднене значення яскравості пікселів кола зчитування є постійним при довільній орієнтації автомобіля в кадрі зони інтересу.

Розглянемо алгоритм інформаційно-екстремального машинного навчання бортової системи розпізнавання, в процесі якого відбувається відновлення гіперсферичних контейнерів класів розпізнавання шляхом оптимізації координат вектора параметрів (2.10). Вхідними даними є масив вхідної навчальної матриці яскравості, ознаки розпізнавання якої обчислені за формулою (2.12). Крім того задано параметр δ_n , який дорівнює половині симетричного нормованого поля допусків на ознаки розпізнавання і визначає область значень параметра оптимізації δ .

Згідно з категорійною моделлю (рис. 2.7) алгоритм інформаційно-екстремального машинного навчання бортової системи розпізнавання подамо у вигляді процедури максимізації інформаційного критерію (2.11)

$$\eta^* = \arg \max_{G_\eta} \{ \max_{G_\delta} \{ \max_{G_E \cap G_d} \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M E_m(d) \} \}, \quad (2.14)$$

де G_η – область допустимих значень рівня квантування η яскравості пікселів зображення кадру зони інтересу;

G_δ – допустима область значень параметра δ поля контрольних допусків на ознаки розпізнавання.

Внутрішній цикл процедури (2.14) обчислює на кожному кроці машинного навчання інформаційний критерій (2.11), здійснює пошук його максимального значення в робочій області G_E і визначає оптимальні геометричні параметри гіперсферичного контейнера класу розпізнавання. Наступний цикл оптимізує систему контрольних допусків на ознаки розпізнавання, а зовнішній цикл – рівень квантування яскравості пікселів кадру зони інтересу.

Функціональна ефективність машинного навчання з паралельною оптимізацією контрольних допусків характеризується високою оперативністю, але, як правило, недостатньо високою повною ймовірністю прийняття правильних класифікаційних рішень. Тому з метою підвищення функціональної ефективності доцільно при машинному навчанні додатково реалізувати алгоритм послідовної оптимізації контрольних допусків на ознаки розпізнавання. При цьому з метою підвищення оперативності машинного навчання отримане за результатами паралельної оптимізації квазіоптимальне значення параметра поля контрольних допусків приймалося як стартове для алгоритму послідовної оптимізації. Схематично алгоритм інформаційно-екстремального машинного навчання з послідовною оптимізацією контрольних допусків на ознаки розпізнавання представимо у вигляді процедури

$$\delta_{K,i}^* = \arg \bigotimes_{l=1}^L \left\{ \max_{G_{\delta_i}} \left[\frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \max_{G_{E_m} \cap G_d} E_m^{(l)}(d_m) \right] \right\}, i = \overline{1, N}, \quad (2.15)$$

де $E_m^{(l)}(d)$ – обчислене на l -му прогоні процедури (6) значення інформаційного критерію (2.11), $l = \overline{1, L}$;

⊗ – символ операції повторення процедури послідовної оптимізації контрольних допусків.

Центральним питанням інформаційного синтезу системи розпізнавання зображень в рамках ІЕІ-технології є оцінка функціональної ефективності машинного навчання. При цьому в методах інформаційно-екстремального машинного навчання використовуються критерії оптимізації, які задовольняють властивостям інформаційних мір. Серед інформаційних мір найбільше використовується ентропійна міра Шеннона та інформаційна міра Кульбака. Запропонована в праці авторів проекту [78] модифікована інформаційна міра Кульбака для оцінки функціональної ефективності машинного навчання системи розпізнавати реалізації класу X_m^o для двохальтернативних апріорно рівноймовірних гіпотез має вигляд

$$E_m(d) = [1 - (\alpha_m(d) + \beta_m(d))] \log_2 \left(\frac{2 - (\alpha_m(d) + \beta_m(d))}{\alpha_m(d) + \beta_m(d)} \right), \quad (2.16)$$

де $\alpha_m(d)$ – помилка першого роду прийняття класифікаційного рішення на кожному кроці машинного навчання;

$\beta_m(d)$ – помилка другого роду.

На практиці при обчисленні інформаційного критерію (6) при репрезентативному обсязі навчальної вибірки необхідно користуватися оцінками точнісних характеристик

$$\alpha_m^{(k)}(d) = \frac{K_{1,m}(d)}{n_{\min}};$$

$$\beta_m^{(k)}(d) = \frac{K_{2,m}(d)}{n_{\min}}, \quad (2.17)$$

де $K_{1,m}(d)$ – кількість подій, які означають неналежність “своїх” реалізацій класу розпізнавання X_m^o ;

$K_{2,m}(d)$ – кількість подій, які означають належність “чужих” реалізацій класу X_m^o ,

n_{\min} – мінімальний обсяг репрезентативної навчальної вибірки.

Робоча модифікація критерію Кульбака після відповідної підстановки оцінок (8) у вираз (7) приймає вигляд

$$E_m^{(k)}(d) = \frac{1}{n} \{n - [K_1(d) + K_2(d)]\} \log_2 \left\{ \frac{2n + 10^{-r} - [K_1^{(k)}(d) + K_2^{(k)}(d)]}{[K_1^{(k)}(d) + K_2^{(k)}(d)] + 10^{-r}} \right\}, \quad (2.18)$$

де 10^{-r} – достатньо мале число, що вводиться для уникнення поділу на нуль, яке на практиці вибирається в інтервалі $1 < r \leq 3$.

Таким чином, машинне навчання бортової системи розпізнавання полягає в реалізації процедури пошуку глобального максимуму функції інформаційного критерію в робочій області її визначення та ітераційного наближення цього максимуму до його граничного максимального значення.

За отриманими в процесі машинного навчання оптимальними геометричними параметрами контейнерів класів розпізнавання будуються вирішальні правила, за якими при функціонуванні системи розпізнавання в режимі

екзамену перевіряється їх функціональна ефективність. Для гіперсферичних контейнерів класів розпізнавання вирішальні правила мають вигляд

$$(\forall X_m^o \in \mathfrak{R}^{|M|})(\forall x^{(j)} \in \mathfrak{R}^{|M|})[if (\mu_m > 0) \& (\mu_m = \max\{\mu_m\}) then x^{(j)} \in X_m^o, \quad (2.19) \\ else x^{(j)} \notin X_m^o],$$

де $x^{(j)}$ – вектор, що розпізнається;

μ_m – функція належності вектору $x^{(j)}$ контейнеру класу розпізнавання X_m^o .

У виразі (2.19) функція належності для гіперсферичного контейнера класу розпізнавання X_m^o визначається за формулою

$$\mu_m = 1 - \frac{d(x_m^* \oplus x^{(j)})}{d_m^*}; \quad (2.20)$$

де x_m^* , – отриманий в процесі інформаційно-екстремального машинного навчання БСР усереднений вектор ознак класу розпізнавання X_m^o ;

d_m^* – радіус оптимального гіперсферичного контейнера класу розпізнавання X_m^o .

Таким чином, алгоритм функціонування системи розпізнавання зображень в режимі екзамену у рамках ІЕІТ ґрунтується на аналізі значень побудованих на етапі машинного навчання вирішальних правил (2.19).

Оскільки вирішальні правила розглядаються як функції належності вектору, що розпізнається, одному із класів із заданого алфавіту, то інформаційно-екстремальне машинне навчання є по суті процесом дефазіфікації. При цьому побудовані в рамках геометричного підходу вирішальні правила відрізняються малою обчислювальною трудомісткістю, що дозволяє реалізувати їх бортовою системою в реальному темпі часу.

На рисунку 2.9 показано скриншот результатів програми RecognClass, яка для знайдених на автомобілях центрів полярної системи координат згідно з формулою (2.12) обчислює середню яскравість в колах зчитування. При цьому максимальний радіус рецепторного поля дорівнював $R = 30$ пікселям.



Рисунок 2.9 – Скриншот результатів визначення центрів системи полярних координат на автомобілях: а – клас X_1^o ; б – клас X_2^o ; в – клас X_3^o

На рисунку 2.10 показано графік залежності усередненого за алфавітом класів розпізнавання інформаційного критерію (2.18) від параметра δ поля контрольних допусків, отримані в процесі машинного навчання з паралельною оптимізацією контрольних допусків при різних рівнях квантування яскравості рецепторного поля зображення. При обчисленні інформаційного критерію за формулою (8) приймалися такі параметри: $n = 40$ і $r = 2$. На рисунку 2. і далі подвійною штриховкою позначено робочу (допустиму) область визначення функції (2.18), в якій значення помилок першого та другого роду менше першої та другої достовірностей відповідно.

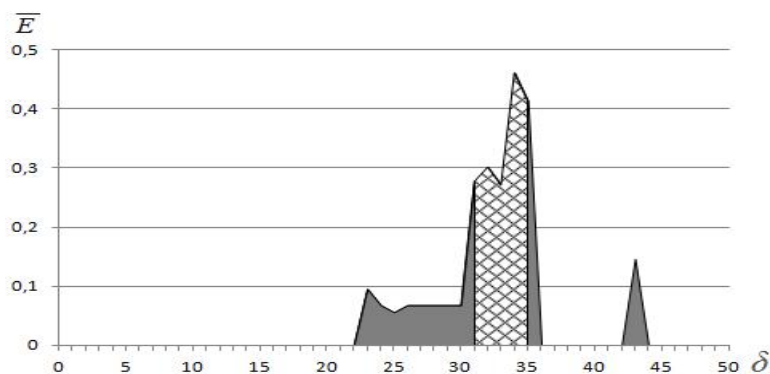


Рисунок 2.10 – Графік залежності інформаційного критерію від параметра δ поля контрольних допусків

Аналіз рисунка 2.10 показує, що максимальне значення інформаційного критерію (2.18) в робочій області визначення його функції отримано при рівні квантування яскравості рецепторного поля зображення $\eta = 50$ і дорівнює $\bar{E}^* = 0,47$. При цьому оптимальне значення параметра поля контрольних допусків на ознаки розпізнавання дорівнює $\delta^* = \pm 33$ градацій яскравості.

Результати машинного навчання за алгоритмом (2.14) при оптимальних значеннях параметра δ^* поля контрольних допусків і рівня квантування яскравості забезпечують розділимість класів розпізнавання. Але при цьому існує суттєвий перетин класів розпізнавання, що підтверджується невисоким значенням інформаційного критерію оптимізації параметрів машинного навчання. З метою підвищення функціональної ефективності бортової системи розпізнавання було додатково реалізовано алгоритм (2.15) машинного навчання з послідовною оптимізацією контрольних допусків на ознаки розпізнавання.

На рисунку 2.11 показано графік зміни усередненого за алфавітом класів розпізнавання інформаційного критерію (9) від кількості кроків навчання при послідовній оптимізації контрольних допусків на ознаки розпізнавання. Аналіз рисунка 2.11 показує, що на третьому прогоні алгоритму послідовної оптимізації отримано максимальне значення інформаційного критерію оптимізації $\bar{E}^* = 0,85$, яке суттєво перевершує отримане значення при машинному навчанні з

паралельною оптимізацією контрольних допусків на ознаки розпізнавання. При цьому кожний прогін процедури (2.15) складався із 30 кроків навчання, на яких здійснювався пошук оптимального поля контрольних допусків для кожної ознаки розпізнавання.

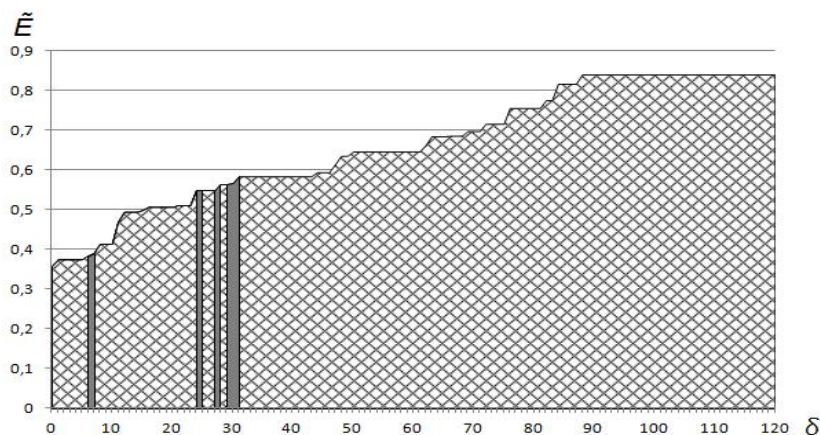


Рисунок 2.11 – Графік зміни інформаційного критерію при послідовній оптимізації

Для побудови вирішальних правил (2.19) необхідне знання геометричних параметрів контейнерів класів розпізнавання. На рисунку 2.12 показано графіки залежності інформаційного критерію (9) від радіусів контейнерів класів розпізнавання, отримані в процесі послідовної оптимізації контрольних допусків на ознаки розпізнавання.

Аналіз рисунка 2.12 показує, що оптимальне значення радіусу контейнера класу розпізнавання X_1^o дорівнює $d_1^* = 8$ (тут і далі в кодових одиницях), для класу $X_2 - d_2^* = 7$ і для класу $X_3^o - d_3^* = 6$.

Результати фізичного моделювання бортової системи розпізнавання в режимі екзамену показали, що повна ймовірність правильного розпізнавання вектору-реалізації класу X_1^o дорівнює $P_t = 0,89$, класу $X_2^o - P_t = 0,82$ і класу $X_3^o - P_t = 0,83$

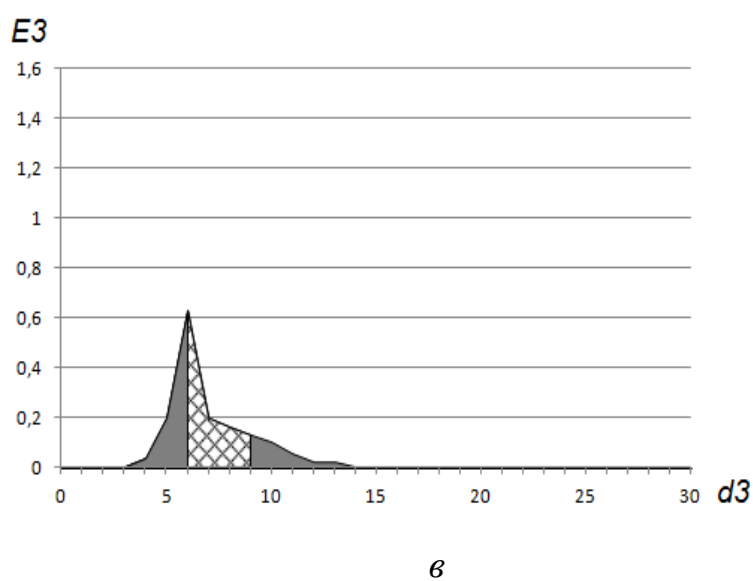
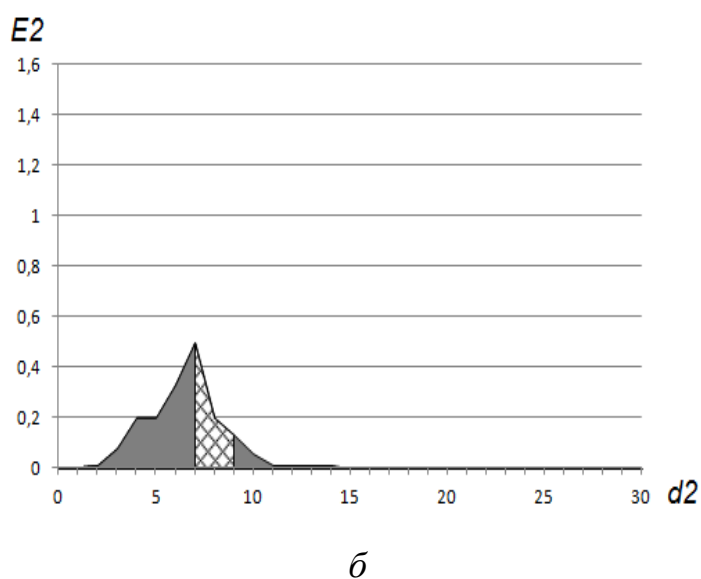
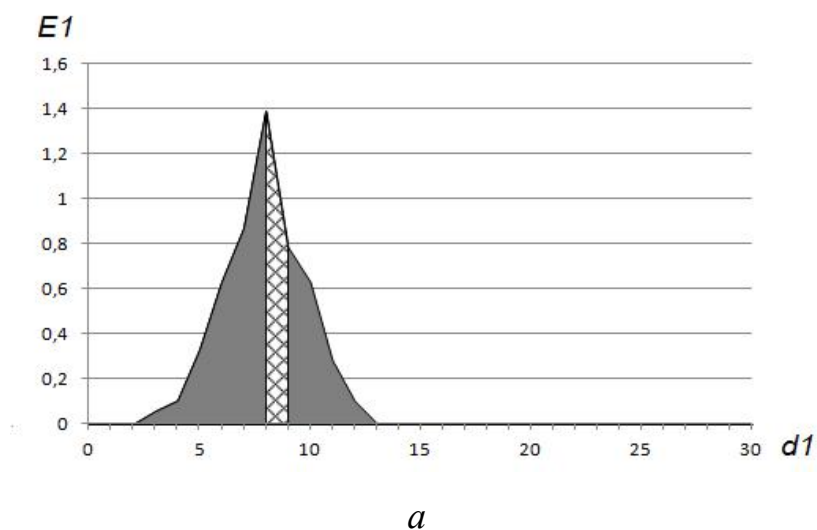


Рисунок 2.12 – Графіки залежності інформаційного критерію від радіусів контейнерів класів розпізнавання: *a* – клас X_1^o ; *б* – клас X_2 ; *в* – клас X_3^o

2.3 Визначення швидкості наземного об'єкту за оптико-електронною системою спостереження автономної бортової системи розпізнавання

Розглянемо алгоритм визначення швидкості наземного об'єкту за оптико-електронним каналом спостереження автономної бортової системи безпілотного літального апарату. Розпізнавання наземного об'єкту здійснювалося за методом інформаційно-екстремального машинного навчання із використанням випробувально-налагоджувального стенду безпілотного авіаційного комплексу.

Як відомо сучасні безпілотні літальні апарати (БПЛА) використовуються в основному як транслятори відеопотоку зображення регіону до наземного пункту керування, що робить безпілотник вразливим до радіоелектронної протидії. Одним із перспективних способів подолання цього недоліку є створення на основі машинного навчання автономної бортової системи розпізнавання наземних об'єктів природного або техногенного походження. На базі Науково-дослідного центру ракетних військ і артилерії Збройних сил України сумісно з кафедрою комп'ютерних наук Сумського державного університету розроблено інформаційне, алгоритмічне і програмне забезпечення автономної бортової системи БПЛА для визначення швидкості руху наземного об'єкту. Інформаційний синтез бортової системи розпізнавання (БСР) здійснювався за методом інформаційно-екстремального машинного навчання, який базується на оптимізації параметрів функціонування системи за інформаційним критерієм. Як критерій оптимізації параметрів машинного навчання розглядалася модифікована інформаційна міра Кульбака (2.18). Побудовані за результатами машинного навчання вирішальні правила дозволяють оперативно приймати класифікаційні рішення. При цьому однією із задач корегування вогню ракетних військ і артилеріє є визначення автономною бортовою системою БПЛА швидкості малагабаритного наземного транспорту, що розпізнається.

Ідея запропонованого алгоритму полягає у тому, що при класифікації фреймів відео, яке отримане БСР, вже відомий час протягом якого виконувалася

зйомка. Тому, для знаходження швидкості залишається лише визначити відстань, яку подолав наземний об'єкт.

На рисунку 2.13 показано схематично шлях наземного об'єкту у вигляді послідовності векторів.

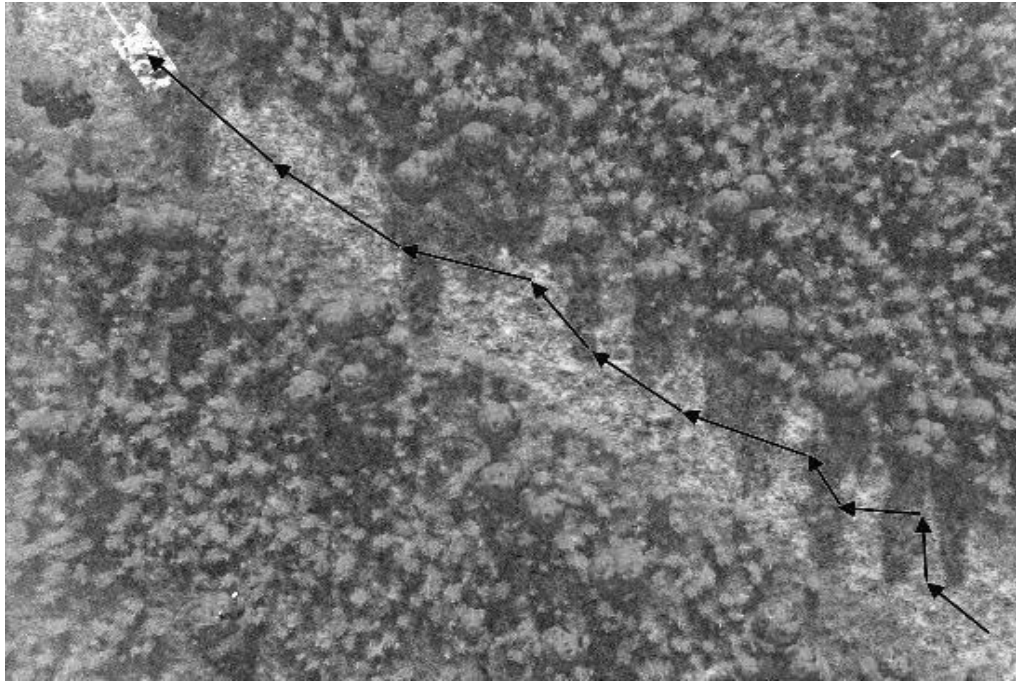


Рисунок 2.13 – Демонстрація шляху у вигляді векторів

Якщо вектори, показані на рисунку 2.13, описують повний шлях, який пройшов об'єкт за час t , то через суму цих векторів знаходиться повна пройдена транспортним засобом відстань.

Схема алгоритму бортової системи розпізнавання у режимі визначення швидкості наземного об'єкту має такі основні етапи:

- 1) через оптичний канал безпілотник отримує відео місцевості;
- 2) відео розбивається на фрейми;
- 3) фрейми розбиваються на однакові за розміром кадри;
- 4) будується відносна система координат, центр якої збігається з центром зображення а один поділ на вісі відповідає одному кадру;

- 5) за побудованими на етапі інформаційно-екстремального машинного навчання вирішальними правилами класифікуються кадри цифрового зображення регіону;
- 6) знаходяться відносні координати кадрів об'єкту інтересу;
- 7) знаходиться сума усіх знайдених векторів, які описують положення об'єкту спостереження;
- 8) згідно масштабу виконується перехід від відносних розмірів результуючого вектору до абсолютних;
- 9) розраховується швидкість транспортного засобу і результат передається за криптозахищеним каналом на НПК;

Таким чином, запропоновано метод визначення швидкості наземного об'єкту за оптико-електронною системою спостереження БСР. Працездатність розглянутого алгоритму підтверджена шляхом комп'ютерної симуляції на випробувально-налагоджувальному стенді інтелектуальної бортової системи безпілотного авіаційного комплексу.

2.4 Автономна бортова система безпілотного літального апарату в режимі корегування ракетного та артилерійського вогню

Перспективним напрямком розвитку воєнної стратегії є використання безпілотних літальних апаратів (БПЛА). Більшість країн, що входять до складу НАТО, використовують багатофункціональні БПЛА при веденні бойових дій, наприклад, для розвідки, геоінформаційного аналізу місцевості, корегуванні вогню, конвоювання транспортних засобів різного призначення тощо. Оскільки сучасні БПЛА використовуються в основному як транслятори відеопотоку зображень регіону на наземний пункт, то виникає проблема їх захисту від засобів радіоелектронної протидії. Одним із перспективних, але складних шляхів вирішення цієї проблеми є надання БПЛА властивості автономності шляхом створення бортової системи розпізнавання наземних природних,

інфраструктурних, транспортних та інших об'єктів на основі ідей і методів машинного навчання та розпізнавання образів.

Сумісно з Науково-дослідним центром ракетних військ і артилерії Збройних сил України (м. Суми) кафедрою комп'ютерних наук Сумського державного університету розроблено інформаційне, алгоритмічне і програмне забезпечення автономної бортової системи БПЛА для корегування артилерійського вогню. Інформаційний синтез бортової системи розпізнавання здійснювався за методом інформаційно-екстремального машинного навчання, який базується на оптимізації параметрів функціонування системи за інформаційним критерієм як мірою різноманітності об'єктів розпізнавання. Як критерій оптимізації параметрів машинного навчання розглядається модифікована інформаційна міра Кульбака. Побудовані за результатами інформаційно-екстремального машинного навчання вирішальні правила дозволяють оперативно приймати класифікаційні рішення, що підвищує функціональну ефективність бортової системи розпізнавання.

Розроблення, налагоджування та верифікація програмного забезпечення БСР здійснювалася на випробувально-налагоджувальному стенді лабораторного макету НПК безпілотного авіаційного комплексу, розробленого авторами проекту як дослідницький зразок.

Схема алгоритму бортової системи розпізнавання в режимі корегування артилерійського вогню має такі основні етапи:

- 1) через оптичний канал безпілотник отримує зображення місцевості;
- 2) фотознімок розбивається на однакові за розміром кадри;
- 3) будується відносна система координат, центр якої збігається з центром зображення а один поділ на вісі відповідає одному кадру;
- 4) за побудованими на етапі інформаційно-екстремального машинного навчання вирішальними правилами класифікуються кадри цифрового зображення регіону;
- 5) знаходяться відносні координати кадрів, в яких знаходиться об'єкт інтересу;
- 6) знаходяться середні значення усіх координат об'єктів спостереження;

7) якщо потрібно додатково знайти центр іншого об'єкту, то переходимо до пункту 5, інакше

8) ЗУПИН.

З метою забезпечення інваріантності побудованих за результатами інформаційно-екстремального машинного навчання БСР до довільних умов формування цифрових зображень наземних об'єктів, оброблення зображень здійснювалося в полярній системі координат. З цією метою центри поляризації наземних об'єктів визначалися за методом, приведеним в підрозділі 2.1.

Результатом описаних дій є центри шуканих об'єктів, які розташовані на місцевості, наприклад, це можуть бути кратери від вибухів, або малогабаритна техніка.

На рисунку 2.14 двома хрестиками позначено центр розсіювання артилерійського вогню та центр цілі. Їх відносні координати передаються на наземний пункт керування, де виконується їх зіставлення із розрахунковими параметрами та здійснюється корегування вогню артилерії.

Таким чином, корегування ракетного та артилерійського вогню здійснюється шляхом обчислення усереднених координат воронки від вибухів боєприпасів та визначених об'єктів враження. Отримані результати спостереження бортовою системою БПЛА за криптозахищеним каналом передаються на наземний пункт.

Працездатність розглянутого алгоритму була підтверджена під час комп'ютерної симуляції на випробувально-налагоджувальному стенді НПК безпілотним авіаційним комплексом.

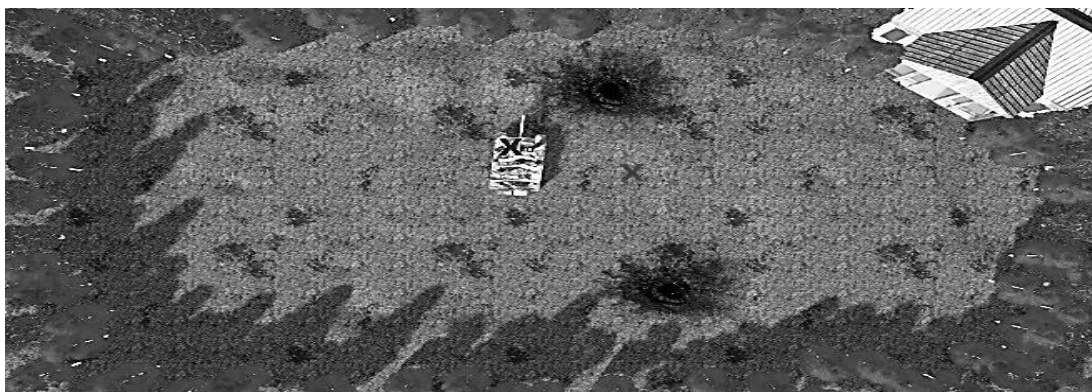
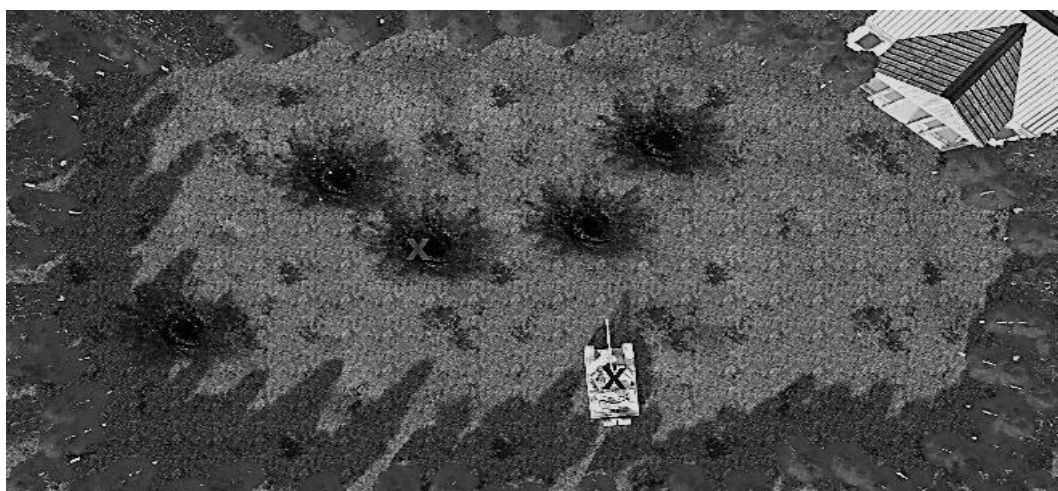
*a**б*

Рисунок 2.14 – Скриншоти результатів корегування артилерійського вогню:
a – початкова фаза ведення вогню; *б* – завершальна фаза корегування вогню

ВИСНОВКИ

1. Сучасні БПЛА в основному використовуються як ретранслятори на наземний пункт керування безпілотним авіаційним комплексом цифрових зображень наземних об'єктів або як доставщики боєприпасів, керування якими здійснюється також дистанційно.

2. Основним шляхом підвищення інформаційного та/або кіберзахисту є надання БСР і БПЛА властивості автономності на основі машинного навчання та розпізнавання образів.

3. Як дослідний зразок розроблене апаратно-програмне забезпечення випробувально-налагоджувального стенду наземного пункту керування безпілотним авіаційним комплексом, що дозволяє відлагоджувати програмне забезпечення елементів стенду, алгоритмів функціонування БСР в режимах машинного навчання та екзамену, а отримані на етапі ескізного проектування результати перевіряти у лабораторних умовах, максимально наближених до реальних під час функціонування безпілотного авіаційного комплексу.

4. Центральною проблемною задачею підвищення кіберзахисності інфокомунікаційної системи шляхом виявлення кібератак і усунення їх впливу є підвищення функціональної ефективності інформаційно-екстремального машинного навчання СККЗ, в першу чергу, таких складових, як підвищення достовірності і оперативності виявлення і розпізнавання кібератак. При цьому основним шляхом підвищення достовірності розпізнавання кібератак є збільшення глибини інформаційно-екстремального машинного навчання СККЗ шляхом оптимізації додаткових параметрів функціонування системи, включаючи параметри формування, оброблення та аналізу трафіків. Основним шляхом забезпечення високої оперативності виявлення кібератак в методах ІЕІ-технології є використання геометричних вирішальних правил, які визначають належність вектора структурованих ознак розпізнавання трафіку (кількість яких практично може досягати 2^{85} , до області відповідного класу розпізнавання. При цьому збільшення потужності алфавіту класів розпізнавання вимагає розроблення нових

алгоритмів машинного навчання із застосуванням запропонованих в Сумському державному університеті ієрархічних структур даних у вигляді так званих бінарних декурсивних дерев.

5. Пріоритетним підходом до розроблення методів інформаційно-екстремального машинного навчання БСР є функціональний підхід до моделювання когнітивних процесів формування і прийняття класифікаційних рішень, який на відміну від структурних методів дозволяє методам машинного навчання надати гнучкість при перенавчанні системи через розширення алфавіту класів розпізнавання. Крім того, побудова в рамках геометричного підходу вирішальних правил практично вирішує проблему багатовимірності словника ознак розпізнавання.

6. Аналіз отриманих результатів машинного навчання системи розпізнавання БПЛА підтверджує доцільність врахування впливу параметрів формування вхідного математичного опису на достовірність розпізнавання наземних природних та інфраструктурних об'єктів. Одним із таких важливих параметрів є вагові коефіцієнти RGB-складових яскравості зображень, які безпосередньо впливають на ознаки розпізнавання. У статті запропоновано новий метод інформаційно-екстремального машинного навчання бортової системи БПЛА, який дозволяє підвищити достовірність ідентифікації кадрів зображення регіону шляхом оптимізації за інформаційним критерієм вагових коефіцієнтів RGB-складових зображень. При цьому вирішальні правила будуються в процесі машинного навчання за багатоциклічною ітераційною процедурою пошуку глобального максимуму інформаційного критерію оптимізації параметрів машинного навчання, а оптимізація вагових коефіцієнтів RGB-складових яскравості зображень здійснюється за методом градієнтного спуску. Подальше підвищення функціональної ефективності інформаційно-екстремального машинного навчання БСР пов'язано з необхідністю збільшення глибини машинного навчання шляхом оптимізації інших параметрів функціонування системи, включаючи параметри формування вхідної навчальної матриці. При збільшенні потужності алфавіту класів розпізнавання виникає необхідність переходу від вище розглянутих лінійних

структур даних інформаційно-екстремального машинного навчання до ієрархічних.

7. У рамках функціонального підходу до моделювання когнітивних процесів природного інтелекту запропоновано категорійну функціональну модель інформаційно-екстремального машинного навчання БСР природних та інфраструктурних наземних об'єктів у вигляді орієнтованого графу відображення множин одна на одну операторами машинного навчання. На базі категорійної моделі розроблено і програмно реалізовано алгоритм інформаційно-екстремального машинного навчання з оптимізацією контрольних допусків на ознаки розпізнавання, який дозволяє визначати базовий клас розпізнавання за найбільшою дисперсією значень яскравості пікселів навчальної матриці. Експериментально за результатами фізичного моделювання підтверджено, що вибір базового класу розпізнавання, відносно якого визначається система контрольних допусків на ознаки розпізнавання, безпосередньо впливає на функціональну ефективність машинного навчання. Для підвищення функціональної ефективності БСР необхідно збільшити глибину машинного навчання шляхом оптимізації додаткових параметрів функціонування системи, включаючи параметри формування вхідного математичного опису, а при збільшенні потужності алфавіту класів розпізнавання здійснювати інформаційно-екстремальне машинне навчання за ієрархічною структурою даних.

8. Запропоновано метод інформаційно-екстремального машинного навчання БСР наземного транспортного засобу з оптимізацією системи контрольних допусків на ознаки розпізнавання. Формуванні вхідного математичного опису здійснювалося за результатами оброблення зображень транспортних засобів в полярній системі координат, що забезпечило інваріантність вирішальних правил до довільного положення об'єкту розпізнавання в кадрі зони інтересу. Результати машинного навчання не дозволили побудувати безпомилкові за навчальною матрицею вирішальні правила через високий ступінь перетину класів розпізнавання в просторі ознак. Тому для підвищення функціональної ефективності БСР необхідно збільшення глибини машинного навчання шляхом

оптимізації інших параметрів машинного навчання, включаючи параметри оброблення зображень наземних об'єктів.

9. Запропоновано метод інформаційно-екстремального глибокого машинного навчання бортової системи розпізнавання наземного транспортного засобу з оптимізацією системи контрольних допусків на ознаки розпізнавання і рівня квантування яскравості пікселів кадру зони інтересу. Формування вхідного математичного опису оброблення зображень транспортних засобів здійснювалося в полярній системі координат, що забезпечило інваріантність вирішальних правил до зсуву та повороту об'єкту розпізнавання в кадрі електронної карти місцевості. При цьому запропоновано метод формування вхідної навчальної матриці, який полягає у визначенні на рухомому об'єкті центру полярних координат і формуванні за формулою (3) його вектору ознак розпізнавання. Результати машинного навчання не дозволили побудувати безпомилкові за навчальною матрицею вирішальні правила через високий ступінь перетину класів розпізнавання в просторі ознак, що в подальших дослідженнях потребує збільшення глибини машинного навчання, у тому числі оптимізації параметрів оброблення зображень наземних малогабаритних об'єктів.

10. Запропоновано метод визначення швидкості наземного об'єкту за оптико-електронною системою спостереження БСР. Працездатність розглянутого алгоритму підтверджена шляхом комп'ютерної симуляції на випробувально-налагоджувальному стенді інтелектуальної бортової системи безпілотного авіаційного комплексу.

11. Запропоновано метод корегування ракетного та артилерійського вогню автономною бортовою системою безпілотного літального апарату, який дозволяє передавати на наземний пункт керування відхилення центру розсіювання боєприпасів від цілі. При цьому дані спостереження передаються за криптозахищеним каналом.

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. Dovbysh A.S., Budnyk M.M., Piatachenko V. Yu., Myronenko M. I. Information-Extreme Machine Learning of On-Board Vehicle Recognition System. *Cybernetics and Systems Analysis*, 2020, 56(4),pp 534-543. DOI:10.1007/s10559-020-00269-y.
2. [Protsenko, O., Savchenko, T., Myronenko, M., Prihodchenko, O. Informational and extreme machine learning for onboard recognition system of ground objects.](#) Proceedings - 2020 IEEE 11th International Conference on Dependable Systems, Services and Technologies, DESSERT , pages. 213-218
3. [Dovbysh, A., Naumenko, I., Myronenko, M., Savchenko, T. Information-extreme machine learning on-board recognition system of ground objects with the adaptation of the input mathematical description.](#) 3rd International Workshop on Computer Modeling and Intelligent Systems, CMIS 2020; National University "Zaporizhzhia Polytechnic "Zaporizhzhia; Ukraine; 27 April 2020 to 1 May 2020; CEUR Workshop Proceedings, Volume 2608, 2020, Pages 913-925
4. Рішення про реєстрацію договору, який стосується права автора на твір Комп'ютерна програма «Визначення базового класу розпізнавання при інформаційно-екстремальному машинному навчанні системи розпізнавання зображень». Автори Довбиш А.С., Шелехов І.В., Мироненко М. І. Савченко Т.Р. Реєстраційний номер 5768. Дата реєстрації 03.09.2020.
5. Свідоцтво про реєстрацію авторського права на твір №100201 Комп'ютерна програма «Інформаційно-екстремальне машинне навчання системи діагностування онкопатологій за зображенням морфології тканини». Автори Довбиш А.С., Романюк А.М., Москаленко Р. А., П'ятаченко В. Ю. Дата реєстрації 05.10.2020.
6. Основи інформаційно-екстремального синтезу автоматизованої системи керування кіберзахистом / А.С. Довбиш, В.К. Ободяк, І.В. Шелехов, Д.В. Великодний // в кн. «Сучасні інформаційні технології в кібербезпеці»:

- монографія; за ред. В.К. Ободяка і І.В. Шелехова– Суми: Сумський державний університет, 2021.–348 с.
7. Довбиш А. С. Інформаційно-аналітична система оцінювання відповідності сучасним вимогам навчального контенту спеціальності кібербезпека // А. С. Довбиш, І. В. Шелехов, Ю. О. Хібовська, О. В. Матяш // *Радіоелектронні та комп'ютерні системи*, 2021. – №1. – С. 35–47.
 8. Свідоцтво про реєстрацію авторського права на твір № 104081. Комп'ютерна програма «Ідентифікація кадрів цифрового зображення регіону». Автори Довбиш А.С., Науменко І. В., Мироненко М. І. Савченко Т. Р. Дата реєстрації 15.04.2021 р.
 9. A. Dovbysh. Hierarchical Clustering Approach for Information-Extreme Machine Learning of Hand Brush Prosthesis / A. Dovbysh, V. Piatachenko // *Proceedings of the 5th International Conference on Computational Linguistics and Intelligent Systems (COLINS 2021)*, 2021, p.p. 1706-1715.
 10. Свідоцтво про реєстрацію авторського права на твір № 106653. Комп'ютерна програма «Інформаційно-екстремальне машинне навчання системи розпізнавання емоційно-психічного стану людини за зображенням її обличчя». Автори Довбиш А.С., Шелехов І. В., Прилепа Д.В. Дата реєстрації 26.07.2021 р.
 11. Свідоцтво про реєстрацію авторського права на твір № 107707. Комп'ютерна програма «Ієрархічне машинне навчання системи керування протезом кінцівки руки з неінвазивним зчитуванням біосигналів». Автори Довбиш А.С., Шелехов І. В., П'ятаченко В.Ю. Дата реєстрації 01.09.2021 р.
 12. Lavrov E. Methodology for Reliability Analysis of Human-Machine Interaction in Automated Control Systems. 2021 IEEE 4th International Conference on Advanced Information and Communication Technologies (AICT), 2021. С. 293-297. DOI: 10.1109/AICT52120.2021.9628925.
 13. E. Lavrov, Y. Chybiriak, L. Danilova, V. Nahornyi and S. Vakal, A Model for the Organization of Adaptive Dialogue Interaction “Man-Computer” Taking into Account the Requirements of Reliability and Efficiency. 2021 IEEE 4th

- International Conference on Advanced Information and Communication Technologies (AICT) doi: 31-35,. 2021. C. 31-35. DOI: 10.1109/AICT52120.2021.9628939.
14. Lavrov E. Et al. Sustainability and reliability ensurance models for automated technological systems in chemical industry: systemic ergonomic approach. E3S Web of Conferences. 2021. 280. DOI: doi.org/10.1051/e3sconf/202128002005.
 15. Lavrov E., Barchenko N., Chybiriak Y. The Methodology of Managed Functional Networks for Organizing Effective and Adaptive Human-Machine Dialogue in Automated Systems. Proceedings of the 17th International Conference on ICT in Education, Research and Industrial Applications. Integration, Harmonization and Knowledge Transfer. Volume I: Main Conference, PhD Symposium, and Posters Kherson, Ukraine, September 28 – October 2. 2021. C. 428-437.
 16. Lavrov E. et al. Creation of a software and hardware product of a real-time system for collecting, accounting and managing data transmission of an intelligent transport system in context of the IoT. Journal of Physics: Conference Series. 2021. 2094 (5). C. 052059. DOI: doi:10.1088/1742-6596/2094/5/052059.
 17. Lavrov E. Smart system for detecting unauthorized entry into a smart home. Proceedings of the 2020 IEEE International Conference "Quality Management, Transport and Information Security, Information Technologies", IT and QM and IS 2020. 2020. C. 63-67. DOI: 10.1109/ITQMIS51053.2020.9322947.
 18. Lavrov E. Et al. Issues of organization of expertise and problems of expert assessments. Journal of Physics: Conference Series. 2020. 1703. DOI: 10.1088/1742-6596/1703/1/012047.
 19. Burov O., Lavrov E. et al. Cognitive Performance Degradation in High School Students as the Response to the Psychophysiological Changes. Advances in Intelligent Systems and Computing. 2021. 1201 AISC. C. 83-88. DOI: 10.1007/978-3-030-51041-1_12.
 20. Sedova N., Lavrov E. et al. Applying machine learning methods to forecasting customer churn for a telecommunications company. CEUR Workshop Proceedings. 2021. 2843.

21. Lavrov E. et al. Models and Information Technology for Reliable Design of the Functioning Processes of Flexible Production Systems as Complex Human-Machine Systems. 2020 IEEE International Conference on Problems of Infocommunications Science and Technology, PIC S and T 2020 - Proceedings. 2021. C. 673-678. DOI: 10.1109/PICST51311.2020.9467894.
22. Lavrov E., Pasko N.,Siryk O. Reliability of Human-Machine Interaction in Distributed Information Environments. Models for Morphological Analysis and Optimization of Group Activities. 2020 IEEE International Conference on Problems of Infocommunications Science and Technology, PIC S and T 2020 - Proceedings. 2021. C. 679-684. DOI: 10.1109/PICST51311.2020.9468043.
23. Paderno P., Lavrov E.et al Expert Classification: Probabilistic Estimates. Proceedings of 2021 24th International Conference on Soft Computing and Measurements, SCM 2021. 2021. C. 28-31. DOI: 10.1109/SCM52931.2021.9507116.
24. Lavrov E., Siryk O. Expert Classification: Resource-Based Approach. Proceedings of 2021 24th International Conference on Soft Computing and Measurements, SCM 2021. 2021. C. 31-33. DOI: 10.1109/SCM52931.2021.9507119.
25. Lavrov E., Burov O. , Lytvynova S.Olga Pinchuk O., Siryk O, Logvinenko V. , Hlazunova O. Influence of Properties of the Nervous System on Cognitive Abilities. Lecture Notes in Networks and Systems. 2021. 259. C. 114-119. DOI: 10.1007/978-3-030-80285-1_14.
26. Lavrov E., Paderno P. Siryk O.et al. Functional Networks for Modeling and Optimization Human-Machine Systems. Advances in Intelligent Systems and Computing. 2021. 1313 AISC. C. 189-196. DOI: 10.1007/978-3-030-66937-9_21.
27. Lavrov E. Mobile App Authentication Systems: Usability Issues for Cyrillic Alphabet Users (Pilot Study). Advances in Intelligent Systems and Computing. 2021. 1313 AISC. C. 233-240. DOI: 10.1007/978-3-030-66937-9_26.
28. Lavrov E. , Siryk O. Analysis of Working Conditions and Modeling of Activity Algorithms for Contact-Center Operators. Advances in Intelligent Systems and Computing. 2021. 1313 AISC. C. 121-128. DOI: 10.1007/978-3-030-66937-9_14.

29. Lavrov E., Logvinenko V., Siryk O. Method for assessing the information content of factors forming the cognitive independence of students. *Journal of Physics: Conference Series*. 2021. 1840. DOI: 10.1088/1742-6596/1840/1/012066.
30. Lavrov E. Analysis of information security issues in corporate computer networks. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*. 2021. 1047. DOI: 10.1088/1757-899X/1047/1/012117.
31. Zolkin A., Lavrov E. et al. Building of a digital model of aluminum electrolysis modes. *Journal of Physics: Conference Series*. 2021. 1889. DOI: 10.1088/1742-6596/1889/2/022001.
32. Burkov E.A., Paderno P.I., Siryk O.E., Lavrov E.A., Pasko N.B. Analysis of Impact of Marginal Expert Assessments on Integrated Expert Assessment. *Proceedings of 2020 23rd International Conference on Soft Computing and Measurements, SCM 2020*. 2020. C. 14-17. DOI: 10.1109/SCM50615.2020.9198772.
33. Lavrov E.A., Paderno P.I., Burkov E.A., Siryk O.E., Pasko N.B. Information Technology for Modeling Human-machine Control Systems and Approach to Integration of Mathematical Models for Its Improvement. *Proceedings of 2020 23rd International Conference on Soft Computing and Measurements, SCM 2020*. 2020. C. 117-120. DOI: 10.1109/SCM50615.2020.9198791.
34. Lavrov E., Paderno P., Burkov E., Volosiuk A., Lung V.D. Expert assessment systems to support decision-making for sustainable development of complex technological and socioeconomic facilities. *E3S Web of Conferences*. 2020. 166. C. 11002. DOI: 10.1051/e3sconf/202016611002.
35. Lavrov E., Pasko N., Siryk O., Kisel N., Sedova N. The method of teaching IT students computer analysis of ergonomic reserves of the effectiveness of automated control systems. *E3S Web of Conferences*. 2020. 166. C. 10017. DOI: 10.1051/e3sconf/202016610017.
36. Lavrov E., Pasko N., Siryk O. Information technology for assessing the operators working environment as an element of the ensuring automated systems ergonomics and reliability. *Proceedings - 15th International Conference on Advanced Trends*

- in Radioelectronics, Telecommunications and Computer Engineering, TCSET 2020. 2020. C. 570-575. DOI: 10.1109/TCSET49122.2020.235497.
37. Lavrov E., Pasko N., Siryk O., Burov O., Natalia M. Mathematical Models for Reducing Functional Networks to Ensure the Reliability and Cybersecurity of Ergatic Control Systems. Proceedings - 15th International Conference on Advanced Trends in Radioelectronics, Telecommunications and Computer Engineering, TCSET 2020. 2020. C. 179-184. DOI: 10.1109/TCSET49122.2020.235418.
38. Lavrov E., Siryk O., Chabanenko P. A method to ensure the effectiveness and attractiveness of e-learning. Human-oriented systemic ergonomic approach. CEUR Workshop Proceedings. 2020. 2732. C. 572-582.
39. Lavrov E., Pasko N., Siryk O., Burov O., Osadchyi V. Ergonomics of cyberspace. mathematical modeling to create groups of operators for error-free and timely implementation of functions in a distributed control system. CEUR Workshop Proceedings. 2020. 2740. C. 380-385.
40. Lavrov E., Pasko N., Siryk O., Mukoseev V., Dubovyk S. Automation of reliability assessment of functional elements of flexible automated production based on functional network methodology. CEUR Workshop Proceedings. 2020. 2740. C. 357-364.
41. Pinchuk O., Sokolyuk O., Burov O., Lavrov E., Shevchenko S., Aksakovska V. ICT for training and evaluation of the solar impact on aviation safety. CEUR Workshop Proceedings. 2020. 2732. C. 786-792.
42. Burov O., Lavrov E., Pasko N., Hlazunova O., Lavrova O., Kyzenko V., Dolgikh Y. Self-adjusted data-driven system for prediction of human performance. Advances in Intelligent Systems and Computing. 2020. 1131. C. 282-287. DOI: 10.1007/978-3-030-39512-4_45.
43. Burov O., Lytvynova S., Lavrov E., Krylova-Grek Y., Orliyk O., Petrenko S., Shevchenko S., Tkachenko O.M. Cybersecurity in educational networks. Advances in Intelligent Systems and Computing. 2020. 1131. C. 359-364. DOI: 10.1007/978-3-030-39512-4_56.

44. Lavrov E., Siryk O., Pasko N., Paderno P., Burkov E., Nahornyi V. Decision support in incident management systems. Models of searching for ergonomic reserves to increase efficiency. 2020 International Scientific-Practical Conference "Problems of Infocommunications. Science and Technology", 6-9 October 2020. 2020. С. 762-767.
45. Захарова А.М., Чибіряк Я.І., Лавров Є.А. Моделі для інформаційної технології побудови раціональної послідовності складання виробів машинобудування. Збірник наукових праць за матеріалами XIII Всеукраїнської науково-практичної конференції «Актуальні проблеми комп'ютерних наук АПКН-2021». 2021. С. 89-93.
46. Москаленко В.В. Багатоетапний метод глибинного навчання з попереднім самонавчанням для класифікаційного аналізу дефектів стічних труб / В. В. Москаленко, М. О. Зарецький, А. С. Москаленко, А. С. Коробов, Я. Ю. Ковальський // Радіоелектронні і комп'ютерні системи. – 2021. – № 4(100). – С. 71-81. DOI: 10.32620/reks.2021.4.06
47. Москаленко В.В. Model and training method for context classification in CCTV sewer inspection video frames / M. Zaretskyi, A. S. Moskalenko, A. O. Panych, V. V. Lysyuk // Radio Electronics, Computer Science, Control. – 2021. – № 3. – P.63-76. DOI: 10.15588/1607-3274-2021-3-9.
48. Москаленко В.В. Модель та метод навчання для класифікаційного аналізу рівня води в стічних трубах за даними відео інспекції / М. О. Зарецький, А. Г. Коробов, Я. Ю. Ковальський, А. Ф. Шаєхов, В. А. Семашко, А. О. Панич // Радіоелектронні і комп'ютерні системи. – № 2 (98). – 2021. – С. 4-15. DOI: 10.32620/reks.2021.2.01
49. Москаленко В.В. Модель і метод навчання класифікатора контекстів спостереження на зображеннях відеоінспекції стічних труб / М. О. Зарецький, Я. Ю. Ковальський, С. С. Мартиненко // Радіоелектронні і комп'ютерні системи. – № 3(95). – 2020. – С. 59-66. DOI : 10.32620/reks.2020.3.06
50. Москаленко В.В. Sewer Pipe Defects Classification Based on Deep Convolutional Network with Information-extreme Error-correction Decision Rules

- // A. S. Moskalenko, M. O. Zaretskyi, V. Lysyuk // Communications in Computer and Information Science (CCIS-2020) – Vol. 1158. – pp. 253–263. – 2020. DOI: 10.1007/978-3-030-61656-4_16
51. Москаленко В.В. Deep feature extractor with information-extreme decision rules for visual classification of sewer pipe defects and its training method / A. Moskalenko, M. Zaretskyi, V. Lysyuk // Data Stream Mining & Processing 2020. – Lviv, Ukraine, 21-25 Aug. 2020. – pp.191-195. DOI: 10.1109/DSMP47368.2020.9204083.
52. Москаленко В.В. Multi-Layer Model and Training Method for Information-Extreme Malware Traffic Detector / A. Moskalenko, A. Shaiekhov, M. Zaretskyi // The Third International Workshop on Computer Modeling and Intelligent Systems – April 27-May 1. – 2020. – p. 288-299.
53. Москаленко В.В. Multi-layer model and training method for malware traffic detection based on decision tree ensemble / M. O. Zaretskyi, A. S. Moskalenko, A. M. Kudryavtse, V. A. Semashko // Radioelectronic and Computer Systems, 2020, (2-94), pp. 92–101. DOI: 10.32620/reks.2020.2.08
54. Kliushnikov I. M. Using automated battery e replacement stations for the persistent operation of UAV-enabled wireless networks during NPP post-accident monitoring [Text] / I. M. Kliushnikov, H. V. Fesenko, V. S. Kharchenko // Radioelektronik and computer systems. – 2019. – №4(92). – P. 30-38. DOI:10.32620/reks.2019.4.03.
55. An Internet of Drone-based multi-version post-severe accident monitoring system: structures and reliability [Text] / H. Fesenko, V. Kharchenko, A. Sachenko, R. Hiromoto, V. Kochan // Dependable IoT for human and industry modeling, architecting, implementation; editors: V. Kharchenko, F. Kor, A. Rucinski. – Denmark, The Netherlands: River publishers, 2018. – P. 197-217/
56. Kachikian S. A Review of detector descriptors' on Object Tracking [Text] / S. Kachikian, M. Emadi // International Journal of Advanced Research in Electrical, Electronics and Instrumentation Engineering, 2016, vol. 5, № 7, pp. 5815-5828.
57. Xu, G. Applied Data Mining / G. Xu, Y. Zong, Y. Z. Yang. – CRC Press. – 2013. – 284 p.

58. Jafari M. Intelligent Control for Unmanned Aerial Systems with System Uncertainties and Disturbances Using Artificial Neural Network / M. Jafari, H. Xu // Drones, 2018. – №2(3). – pp. 24-36.
59. Deep Learning Approach for Car Detection in UAV Imagery [Text] / H. Ammour, A. Alhichri, Y. Bazi, , B. Benjdira, N. Ammour // Remote Sens, 2017. – Vol. 9. – № 4. – P. 1-15.
60. Deep Learning Meets Hyperspectral Image Analysis: A Multidisciplinary Review [Электронный ресурс] / Alberto Signoroni, Mattia Savardi, Annalisa Baronio, Sergio Benini. Received: 9 April 2019 ; Accepted: 2 May 2019 ; Published: 8 May 2019. Режим доступа: <https://www.mdpi.com/2313-433X/5/5/52/pdf>. (27.07.2021).
61. Information-Extreme Method for Classification of Observations with Categorical Attributes [Text] / A. S. Dovbysh, V. V. Moskalenko, A. S. Rizhova // Cybernetics and Systems Analysis, 2016. – V. 52. – № 2. – P. 224-231. DOI: <https://doi.org/10.1007/s10559-016-9818-1>.
62. Information-extreme machine learning of the control system over the pover unit of a thermanal pover main line [Text] / A. Dovbysh, D. Velikodnyi, I. Shelehov, M. Bibyk // Eastern-European Journal of Enterprise Technologies, 2017. – Vol. 5/4 (89). – P. 17-24. DOI: [10.15587/1729-4061.2017.112121](https://doi.org/10.15587/1729-4061.2017.112121).
63. Information-Extreme Machine Learning of On-Board Vehicle Recognition System / Dovbysh, A. S., Budnyk, M. M., Piatachenko, V. Yu., Myronenko, M. I. // Cybernetics and Systems Analysis, 2020, vol. 56(4), pp 534-543. DOI:10.1007/s10559-020-00269-y.
64. [Informational and extreme machine learning for onboard recognition system of ground objects](#) [Text] / O [Protsenko](#), T. [Savchenko](#), M. [Myronenko](#), O [Prihodchenko](#). Proceedings IEEE 11th International Conference on Dependable Systems, Services and Technologies, DESSERT, pp. 213-218. DOI:10.1109/DESSERT5037.2020.9125025.
65. Generating Training Data for Denoising Real RGB Images via Camera Pipeline Simulation, 2019 [Электронный ресурс] / Ronnachai Jaroensri, Camille Biscarra,

- Miika Aittala, Frédo Durand. – Режим доступа: <https://www.researchgate.net/publication/332522579>. (27.07.2021).
66. Masanori Onishi. Explainable identification and mapping of trees using UAV RGB image and deep learning [Электронный ресурс] / Onishi Masanori. January 2021. Scientific Reports 11(1). Miyazaki Prefectural Wood Utilization Research Center Takeshi Ise – Режим доступа: <https://www.researchgate.net/publication/348459244>.
67. RGB-D Image Processing Algorithm for Target Recognition and Pose Estimation of Visual Servo System [Text] / Li Shipeng, Li Di, Zhang Chunhua, Wan Jiafu, Xie Mingyou // Sensors, 2020, № 20, Article number: 430. DOI:10.3390/s20020430
68. Güneş, A. Optimizing the color-to-grayscale conversion for image classification [Text] / A Güneş, H. Kalkan, & E. Durmuş // SIViP, 2016, №10, pp. 853–860. DOI: 10.1007/s11760-015-0828-7
69. Image Enhancement and Translation for RGB-D Indoor Scene Recognition [Text] / Yang Sifan, Wang Yue, Li Yang, Wang Guijin // ICDSIP 2020: Proceedings of the 2020 4th International Conference on Digital Signal Processing, June 2020, pp. 7–11. DOI: 10.1145/3408127.3408174
70. Muller K. R. An introduction to kernelbased learning algorithms / K. R Muller., S. Mika, G. Ratsch, et al. // IEEE Transactions on Neural networks. – 2001. – №12(2). – P. 181 – 202.
71. Duda R. O. Pattern Classification : second ed. / R. O. Duda, P. E. Hart, D. G. Stork. – New York : John Wiley & Sons, 2001. – 738 p
72. Jauregi Iztueta, Ekaitz & Lazkano, Elena & Martinez-Otzeta, Jose Maria & Sierra, Basilio. (2008). Visual Approaches for Handle Recognition. Springer Tracts in Advanced Robotics. № 44. pp.313-322.
73. Huang, Hui & Lu, Lizhong & Yan, Bin & Chen, Jian. (2010). A new scale invariant feature detector and modified SURF descriptor. Conference: Sixth International Conference on Natural Computation, ICNC 2010, Yantai, Shandong, China, 10-12 August 2010. – pp. 3734-3738.

74. V. Moskalenko, A. Moskalenko, A. Korobov, O. Boiko, S. Martynenko and O. Borovenskyi, "Model and Training Methods of Autonomous Navigation System for Compact Drones," 2018 IEEE Second International Conference on Data Stream Mining & Processing (DSMP), Lviv, 2018, pp. 503-508. doi: 10.1109/DSMP.2018.8478521
75. Artale V. Real-Time System based on a Neural Network and PID Flight Control / V. Artale, M. Collotta, C. Milazzo, G. Pau, A. Ricciardello // *Appl. Math. Inf. Sci.*, 2016.– № 10(2). – pp. 395-402.
76. Jafari M. Intelligent Control for Unmanned Aerial Systems with System Uncertainties and Disturbances Using Artificial Neural Network / M. Jafari, H. Xu // *Drones*, 2018. – №2(3). – pp. 24-36.
77. Subbotin S. The neuro-fuzzy network synthesis and simplification on precedents in problems of diagnosis and pattern recognition / S. Subbotin // *Optical Memory and Neural Networks (Information Optics)*. – 2013. – Vol. 22, № 2. – P. 97 – 103. DOI: 10.3103/s1060992x13020082
78. Dovbysh, A.S., Martynenko, S. S., Kovalenko, A. S., Budnyk, M. M. Information-extreme algorithm for recognizing current distribution maps in magnetocardiography. *Journal of Automation and Information Sciences* , 2011.– V. 43.– № 2.– pp. 63-70. DOI: 10.1615/JAutomatInfScien.v43.i2.60
79. Dovbysh, A. S., Moskalenko, V. V., Rizhova, A. S. Information-Extreme Method for Classification of Observations with Categorical Attributes/ *Cibernetica and Systems Analysis*, 2016, v. 52, no 2, pp. 45-52. DOI: 10.1007/s10559-016-9818-1
80. The world's most detailed globe [Electronic resource]. Access regime: <https://www.google.com.ua/intl/en/earth/>
81. Naumenko I., Myronenko M., Piatachenko V. Information-extreme learning of on-board system for recognition of ground vehicle. *CEUR Workshop Proceedings*, 2019, p. 121 – 132.
82. Hastie T. *The Elements of Statistical Learning: data Mining, Inference and Prediction*. –2nd ed. / T. Hastie, R. Tibshirami, J. Eridman. – Springer Verlag, 2009. – 746 p.

83. Muller K. R. An introduction to kernelbased learning algorithms / K. R Muller., S. Mika, G. Ratsch, et al.// IEEE Transactions on Neural networks.– 2001.– №12(2).– P. 181 – 202.
84. Subbotin S. The neuro-fuzzy network synthesis and simplification on precedents in problems of diagnosis and pattern recognition / S. Subbotin // Optical Memory and Neural Networks (Information Optics). – 2013. – Vol. 22, № 2. – P. 97 – 103. DOI: 10.3103/s1060992x13020082
85. Dovbysh, A.S., Martynenko, S. S., Kovalenko, A. S., Budnyk, M. M. Information-extreme algorithm for recognizing current distribution maps in magnetocardiography. Journal of Automation and Information Sciences , 2011.– V. 43.– № 2.– pp. 63-70. DOI: 10.1615/JAutomatInfScien.v43.i2.60
86. Simonovskiy, Juliy, Piatachenko, Vladislav, Myronenko, Mykyta. On-board Geographic Information System of Images' Identification. In Proceedings of the VI International Conference «Advanced Information Systems and Technologies – AIST-2018», Sumy, May 16 – 18, 2018. – Sumy. – Sumy State University, 2018. – pp. 115 – 118.
87. Zheng, H.L.; Fu, J.L.; Mei, T.; Luo, J.B. Learning Multi-Attention Convolutional Neural Network for Fine-Grained Image Recognition. In Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision, Venice, Italy, 22–29 October 2017; pp. 5219–5227.
88. Dovbysh, A.S., Rudenko, M. S. Information-extreme learning algorithm for a system of recognition of morphological images in diagnosing oncological pathologies / Cybernetiks and Systems Analysis, 2014, v. 50, No. 1, pp. 157-163. : DOI: 10.15587/1729-4061.2016.71930 9.
89. Dovbysh, A. S., Moskalenko, V. V., Rizhova, A. S. Information-Extreme Method for Classification of Observations with Categorical Attributes/ Cibernetica and Systems Analysis, 2016, v. 52, no 2, pp. 45-52. DOI: 10.1007/s10559-016-9818-1.
90. Hastie T. The Elements of Statistical Learning: data Mining, Inference and Prodition. –2nd ed. / T. Hastie, R. Tibshirami, J. Eridman. – Springer Verlag, 2009. – 746 p.

91. Muller K. R. An introduction to kernelbased learning algorithms / K. R Muller., S. Mika, G. Ratsch, et al. // IEEE Transactions on Neural networks. – 2001. – №12(2). – P. 181 – 202.
92. Zheng, H.L.; Fu, J.L.; Mei, T.; Luo, J.B. Learning Multi-Attention Convolutional Neural Network for Fine-Grained Image Recognition. In Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision, Venice, Italy, 22–29 October 2017; pp. 5219–5227.
93. Huang, Hui & Lu, Lizhong & Yan, Bin & Chen, Jian. (2010). A new scale invariant feature detector and modified SURF descriptor. Conference: Sixth International Conference on Natural Computation, ICNC 2010, Yantai, Shandong, China, 10-12 August 2010. – pp. 3734-3738. DOI:10.1109/ICNC.2010.5583377.
94. Dovbysh, A.S., Rudenko, M. S. Information-extreme learning algorithm for a system of recognition of morphological images in diagnosing oncological pathologies. Cybernetiks and Systems Analysis, 2014, v. 50, No. 1, pp. 157-163. : DOI: 10.15587/1729-4061.2016.71930
95. Dovbysh, A. S., Moskalenko, V. V., Rizhova, A. S. Information-Extreme Method for Classification of Observations with Categorical Attributes. Cibernetica and Systems Analysis, 2016, v. 52, no 2, pp. 45-52. DOI: 10.1007/s10559-016-9818-1.
96. I. V. Naumenko. Information-extreme machine training of onboard recognition system with optimization of rgb-component digital images / I. V. Naumenko, M. I. Myronenko, T. R. Savchenko // Radioelectronic ayd computer systems, 2021. – №4. – . 47 – 59.

ДОДАТОК А

ЗОБРАЖЕННЯ СИМУЛЯТОРА МІСЦЕВОСТІ

На рисунках А1 –А19 показано моделювання на симуляторі місцевості зображення прифронтової ділянки на межі з окупованими районами Донецької області

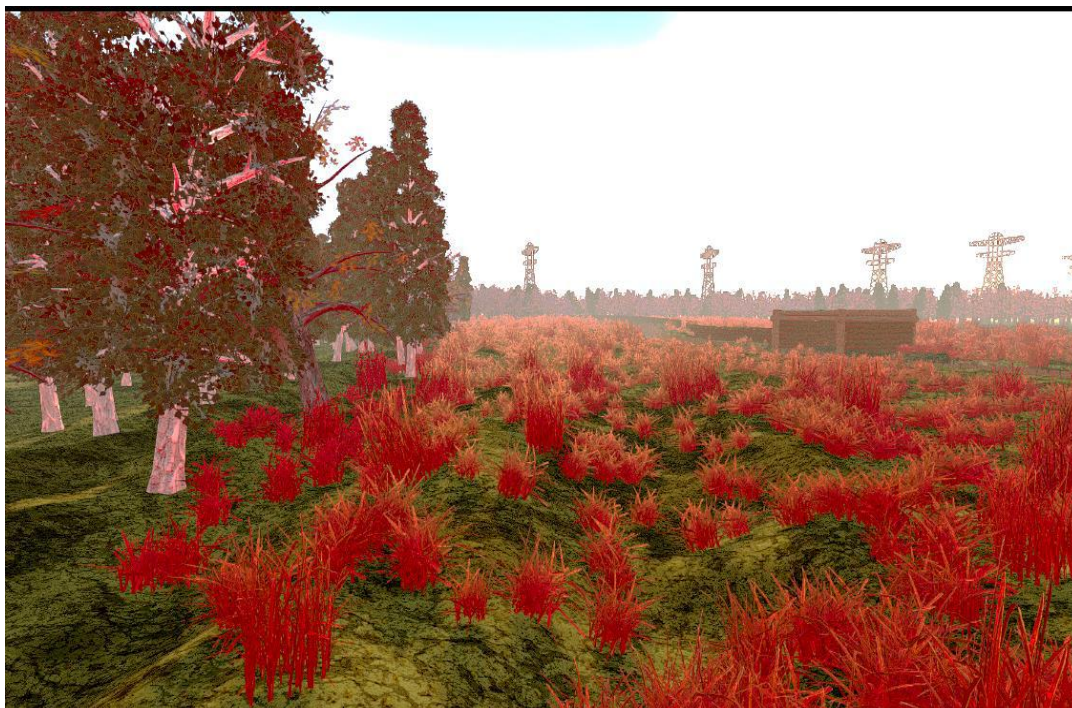


Рисунок А1 – Огляд окопів зі сторони

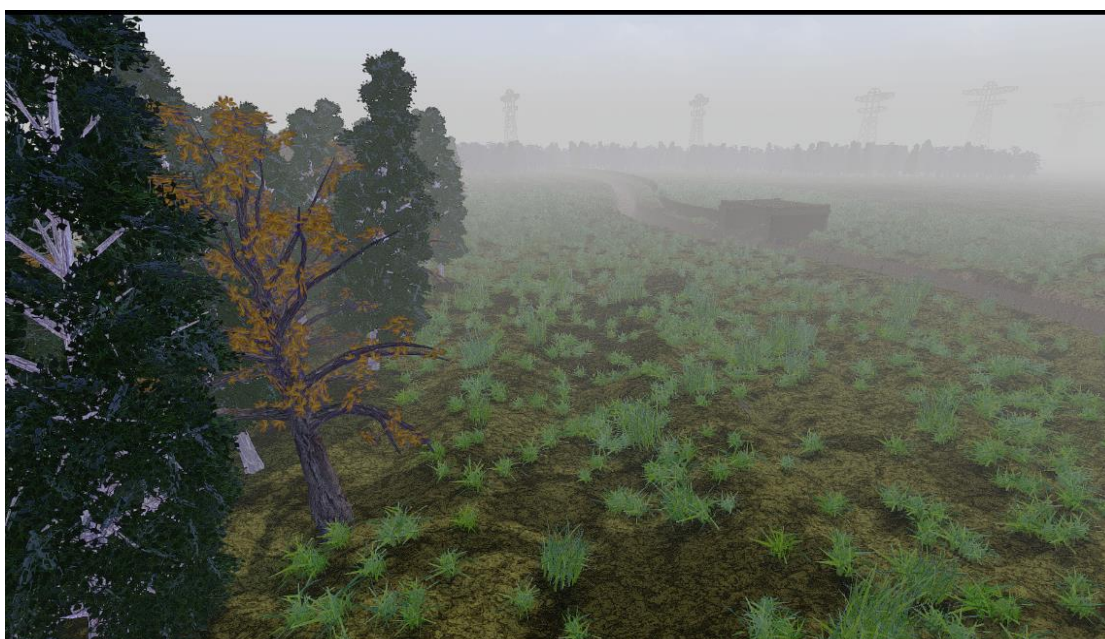


Рисунок А2 – Огляд окопів в тумані зі сторони



Рисунок А3 – Огляд окопів в тумані зі сторони



Рисунок А4 – Огляд сміттєзвалища

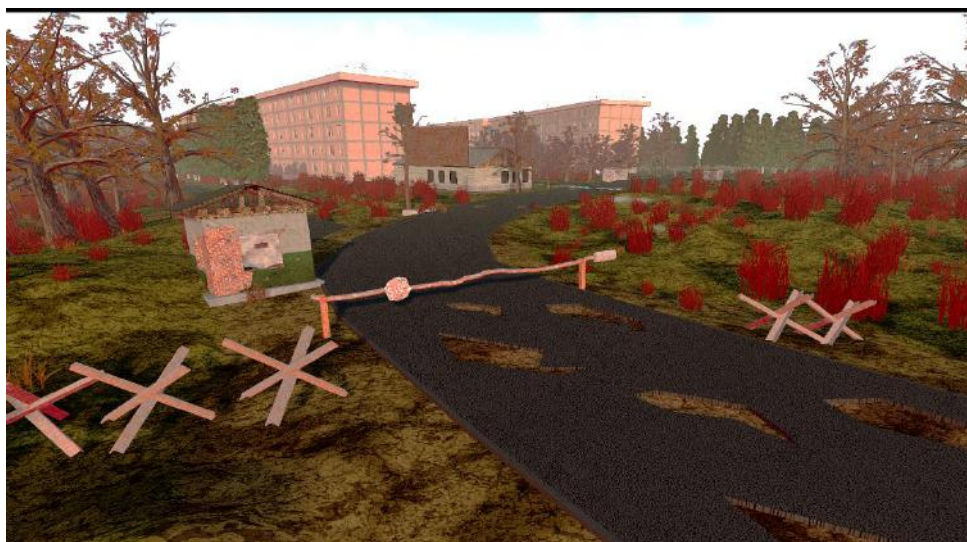


Рисунок А5 – Огляд контрольного пункту перепуску



Рисунок А6 – Огляд прилеглої території двору



Рисунок А7 – Огляд прилеглої території двору серед туману



Рисунок А8 – Огляд двору в тумані з криши будинку

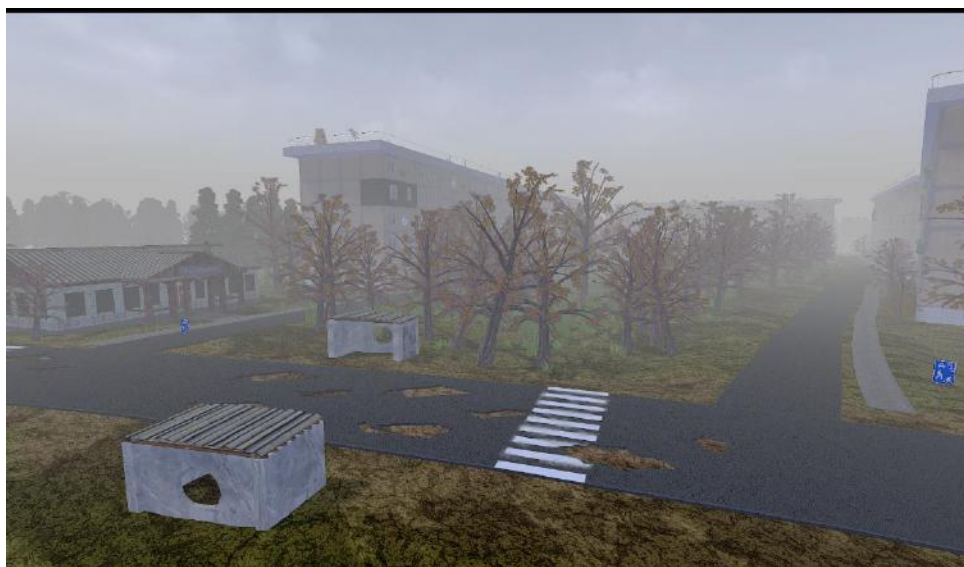


Рисунок А9 – Огляд прилеглої території в тумані



Рисунок А10 – Огляд на ЛЕП в тумані



Рисунок А1 – Огляд двору з борту безпілотної



Рисунок А12 – Огляд окопу з борту безпілотної



Рисунок А13 – Огляд танків з борту безпілотної



Рисунок А14 – Детальний огляд будинку



Рисунок А15 – Детальний двору в тумані



Рисунок А16 – Демонстрація вибуху біля окопу

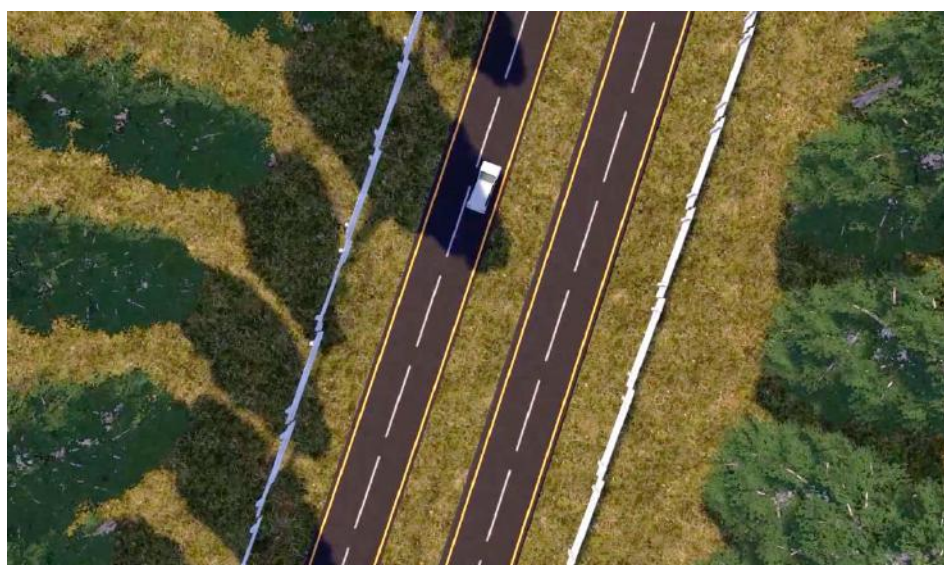


Рисунок А17 – Процес трекінгу автомобіля



Рисунок А18 – Проліт безпілотної над передмістям

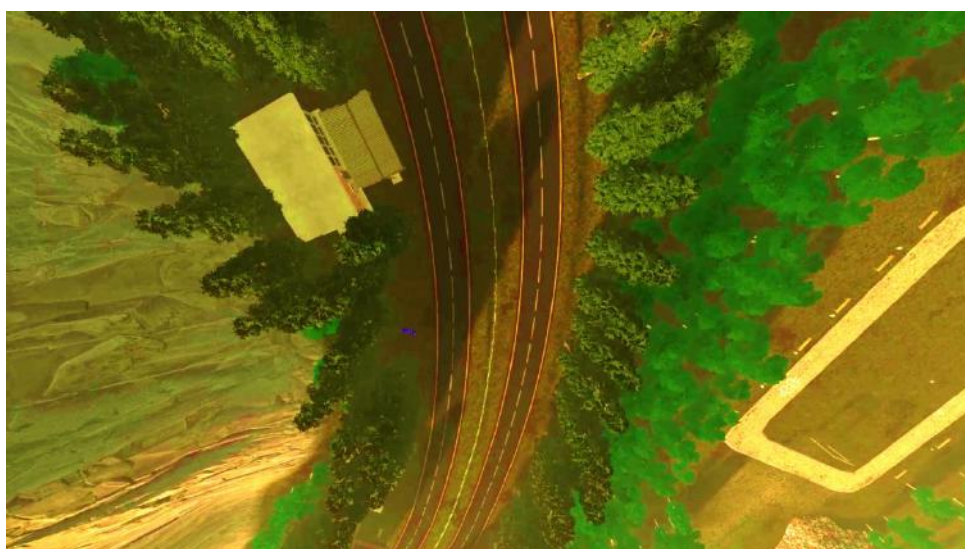


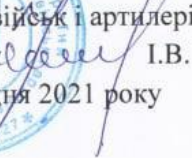
Рисунок А19 – Проліт безпілотної над дорогою

ДОДАТОК Б

АКТИ ВПРОВАДЖЕННЯ

ЗАТВЕРДЖУЮ

Начальник Науково-дослідного центру
ракетних військ і артилерії

полковник  І.В. НАУМЕНКО

“17” грудня 2021 року

АКТ

**впровадження (використання) результатів
науково-дослідної роботи ДР 0120U102000
“Бортова система безпілотної літального апарату для автономного
розпізнавання наземних малогабаритних об'єктів”**

Складений 16 грудня 2021 року комісією у складі:

голова комісії – полковник І.Д. Волков, заступник начальника Науково-дослідного центру ракетних військ і артилерії з наукової роботи;

члени комісії: підполковник І.В. Пасько, начальник науково-дослідного відділу (науково-технічного супроводження ОБТ РВіА); підполковник Р.С. Шостак, начальник науково-організаційного відділення; працівник ЗС України М.Ю. Мокроцький, провідний науковий співробітник науково-організаційного відділення.

У період з 14 до 15 грудня 2021 року комісія розглянула науково-дослідну роботу “Бортова система безпілотної літального апарату для автономного розпізнавання наземних малогабаритних об'єктів”, виконану на кафедрі комп'ютерних наук Сумського державного університету за кошти державного фінансування, науковий керівник д.т.н., професор А.С. Довбиш.

Комісія встановила:

Окремі результати досліджень отриманих в рамках виконання науково-дослідної роботи “Бортова система безпілотної літального апарату для автономного розпізнавання наземних малогабаритних об'єктів” використано під час:

розроблення описів інформаційно-розрахункових задач щодо оброблення розвідувальних відомостей, які надходять на пункти управління артилерійської розвідки з пункту управління оператора безпілотної літального апарату;

обґрунтування оперативно-тактичних вимог до безпілотної авіаційних комплексів для потреб підрозділів артилерії загальновійськової бригади.

Голова комісії: полковник

Члени комісії: підполковник

підполковник

працівник ЗС України

І.Д. ВОЛКОВ

І.В. ПАСЬКО

Р.С. ШОСТАК

М.Ю. МОКРОЦЬКИЙ

ЗАТВЕРДЖУЮ

Перший проректор

С.В. Довбиш

2021р.

АКТ

**впровадження (використання) результатів
науково-дослідної роботи (етапу НДР) у навчальний процес**

№ ДР 0120U102000

«Бортова система безпілотного літального апарату для автономного розпізнавання
наземних малогабаритних об'єктів»

яка виконана в період з 01 січня 2021р. до 31 грудня 2021р.
розроблено категорійні функціональні моделі інформаційно-екстремального машинного
навчання бортової системи розпізнавання наземних природних, інфраструктурних і
малогабаритних об'єктів. На базі категорійних функціональних моделей розроблено
алгоритмічне та програмне забезпечення бортової системи розпізнавання наземних
об'єктів.

Керівник теми Довбиш Анатолій Степанович

Комісія в складі:

Голова комісії: декан ф-ту ЕлІТ Дрозденко О. О.

Члени комісії: Заступник декана з навчально-методичної роботи Ткач О.П.,
Завідувач кафедри ЕКТ, д.ф.-м.н., професор Опанасюк А. С.

встановила впровадження в навчальний процес результатів досліджень та місце їх
використання: лекційний курс та курсова робота з дисципліни «Основи проектування
інтелектуальних систем» і в аспірантський курс «Машинне навчання та аналіз даних». Крім
того за темою НДР виконано дві бакалаврські та дві магістерські роботи. За темою НДР
виконується дисертаційна робота аспірантів Мироненка М.І. та Стрілець В.

“ 21 ” грудня 2021 р.

Голова комісії: О.О. Дрозденко Дрозденко О. О.

Члени комісії: О.П. Ткач Ткач О.П.

А.С. Опанасюк Опанасюк А.С.