

УДК 623.746-519, 004.93'1; 004.932
УКПП
№ держреєстрації 0122U000786
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**

**ІНФОРМАЦІЙНА ТЕХНОЛОГІЯ АВТОНОМНОЇ НАВІГАЦІЇ
БЕЗПЛОТНОГО ЛІТАЛЬНОГО АПАРАТУ ЗА НАЗЕМНИМИ
ПРИРОДНИМИ ТА ІНФРАСТРУКТУРНИМИ ОРІЄНТИРАМИ
(остаточний)**

Науковий керівник НДР
д-р техн. наук, професор

(підпис)

А.С. Довбиш

2023

Рукопис закінчено 15 грудня 2023 р.

Результати роботи розглянуто науковою радою СумДУ, протокол від 28.12.2023 р. № 13

СПИСОК АВТОРІВ

Керівник НДР

Гол. наук. співроб., д-р техн.
наук

(17.12.2023)

А.С. Довбиш
(вступ, висновки)

Відповідальний виконавець

Старш. наук. співроб., канд.
техн. наук

(17.12.2023)

І.В. Шелехов
(підрозділ 1.2)

Виконавці:

Аспірант, молод. наук. співроб.

(17.12.2023)

М.І. Мироненко
(розділи 1, 2, 3)

Виконавець договору,
канд. ф.-м. наук,

(17.12.2023)

О. О. Дрозденко
(підрозділ 1.1)

Провідний інженер

(17.12.2023)

Г.В. Токаренко
(підрозділ 1.3)

Інженер 1 категорії

(17.12.2023)

Н.М. Бровко
(підрозділ 1.4)

Провідний інженер

(17.12.2023)

Ю.В. Симоновський
(підрозділ 2.1)

Лаборант, аспірант

(17.12.2023)

Т. Р. Савченко
(підрозділи 2.3, 2.4)

Виконавець договору,
канд. техн. наук

(17.12.2022)

В. В. Москаленко
(підрозділ 2.2)

Виконавець договору,
канд. техн. наук

(17.12.2022)

Н.Л. Барченко
(підрозділ 3.3)

Виконавець договору,
канд. військ. наук

(17.12.2022)

І. В. Науменко
(підрозділ 2.5)

Аспірант, виконавець договору

(17.12.2022)

М.К. Супруненко
(підрозділ 2.5)

Студент, виконавець договору

(17.12.2023)

А. С. Бровко
(підрозділ 3.2)

Студент, виконавець договору

О. А. Рощупкін
(додаток)

(17.12.2023)

Студент, виконавець договору

Є.С. Саєнко
(підрозділ 3.2)

(17.12.2023)

РЕФЕРАТ

Звіт про НДР: 150 с., 59 рис., 4 табл., 1 додаток, 50 джерел.

АВТОНОМНИЙ БЕЗПЛОТНИЙ ЛІТАЛЬНИЙ АПАРАТ, БОРТОВА СИСТЕМА ВІДЕОНАВІГАЦІЇ, МАШИННЕ НАВЧАННЯ, ІНФОРМАЦІЙНО-ЕКСТРЕМАЛЬНА ІНТЕЛЕКТУАЛЬНА ТЕХНОЛОГІЯ, ФУНКЦІОНАЛЬНА КАТЕГОРІЙНА МОДЕЛЬ, ІНФОРМАЦІЙНИЙ КРИТЕРІЙ, НАЗЕМНИЙ НАВІГАЦІЙНИЙ ОРІЄНТИР.

Мета роботи – підвищення функціональної ефективності автономного безпілотного авіаційного комплексу в режимі відеонавігації шляхом визначення місцезнаходження безпілотного літального апарату за наземними навігаційними орієнтирами.

За результатами аналізу сучасних методів автономного польоту БПЛА без виходу в глобальну мережу позиціонування показано, що найбільш захищеним від впливу дії засобів радіоелектронної боротьби та кібератак є режим відеонавігації шляхом розпізнавання наземних навігаційних орієнтирів. Запропоновано метод визначення місцезнаходження автономного БПЛА в режимі відеонавігації за наземними навігаційними орієнтирами, який полягає в мінімізації функції повної квадратичної помилки. Приведено результати програмної реалізації методу для різних фреймів відеопотоку, що аналізується оптико-електронною бортовою системою спостереження автономного БПЛА. Розроблено структуру, функціональні моделі та інтерфейси застосунків системи підтримки прийняття рішень для машинного навчання бортової системи розпізнавання автономного безпілотного літального апарату.

ЗМІСТ

ПЕРЕЛІК СКОРОЧЕНЬ, УМОВНИХ ПОЗНАК, ОДИНИЦЬ І ТЕРМІНІВ.....	8
ВСТУП	9
1. МОДЕЛІ МАШИННОГО НАВЧАННЯ АВТОНОМНОГО БЕЗПЛОТНОГО ЛІТАЛЬНОГО АПАРАТУ ДЛЯ РОЗПІЗНАВАННЯ НАЗЕМНИХ ОРІЄНТИРІВ.....	
1.1 Аналіз методів функціонування безпілотного літального апарату в режимі відеонавігації	12
1.2 Загальна постановка задачі інформаційно-екстремального машинного навчання автономного безпілотного літального апарату для розпізнавання наземних орієнтирів.....	14
1.3 Функціональна категорійні моделі інформаційно-екстремального машинного навчання автономної бортової системи розпізнавання з оптимізацією контрольних допусків на ознаки розпізнавання	17
1.4 Функціональна категорійна модель функціонування бортової системи розпізнавання в режимі екзамену.....	22
1.5 Формалізована постановка задачі та функціональна категорійна модель інформаційно-екстремального машинного навчання бортової системи розпізнавання з оптимізацією рівня квантування яскравості кадрів цифрового зображення регіону.....	23
1.6 Формалізована постановка задачі та функціональна категорійна модель інформаційно-екстремального машинного навчання бортової системи розпізнавання з оптимізацією розміру кадрів цифрового зображення регіону	28
1.7 Функціональна категорійна модель інформаційно-екстремального машинного навчання бортової системи розпізнавання з оптимізацією вагових коефіцієнтів RGB-компонент зображень наземних орієнтирів.....	31

1.8 Постановка задачі та функціональна категорійна модель ієрархічного інформаційно-екстремального машинного навчання бортової системи розпізнавання наземних орієнтирів.....	35
2. ОПТИМІЗАЦІЯ ПАРАМЕТРІВ МАШИННОГО НАВЧАННЯ БОРТОВОЇ СИСТЕМИ ВІДЕОНАВІГАЦІЇ.....	40
2.1 Інформаційно-екстремальне машинне навчання автономної бортової системи ідентифікації кадрів цифрового зображення регіону	40
2.2 Інформаційно-екстремальне машинне навчання бортової системи розпізнавання наземних навігаційних орієнтирів	57
2.3 Інформаційно-екстремальне машинне навчання бортової системи розпізнавання наземних об'єктів з оптимізацією розміру кадрів зображення	69
2.4 Інформаційно-екстремальне машинне навчання бортової системи розпізнавання з оптимізацією RGB-компонент цифрових зображень наземних об'єктів	81
2.5 Ієрархічне інформаційно-екстремальне машинне навчання автономного безпілотного літального апарату	92
2.6 Функціонування автономного безпілотного літального апарату в режимі відеонавігації	101
3. АПАРАТНО-ПРОГРАМНИЙ ІНСТРУМЕНТАРІЙ ПРОЄКТУВАННЯ СИСТЕМИ ПІДТРИМКИ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ ДЛЯ МАШИННОГО НАВЧАННЯ БОРТОВОЇ СИСТЕМИ ВІДЕОНАВІГАЦІЇ	105
3.1 Структура та основні функції інтелектуальної бортової системи автономного безпілотного літального апарату	105
3.2 Концептуальні та функціональні моделі системи підтримки прийняття рішень для машинного навчання бортової системи відеонавігації автономного безпілотного літального апарату	108
3.3 Засоби інформаційної технології створення системи підтримки прийняття рішень для оператора машинного навчання автономного безпілотного літального апарату	128

ВИСНОВКИ.....	132
ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ	136
ДОДАТОК А.....	144

ПЕРЕЛІК СКОРОЧЕНЬ, УМОВНИХ ПОЗНАК, ОДИНИЦЬ І ТЕРМІНІВ

БАК – безпілотний авіаційний комплекс;

БПЛА – безпілотний літальний апарат;

БСН – бортова система навігації;

БЕОМ – бортова електронно-обчислювальна машина;

ІЕІ-технологія – інформаційно-екстремальна інтелектуальна технологія;

НСК – наземна станція керування;

НТР – науково-технічна розробка;

ОПР – особа, що приймає рішення;

ОЕС – оптико-електронна система;

СКД – система контрольних допусків.

ВСТУП

Основним шляхом підвищення рівня автономності БПЛА за умови дії засобів радіоелектронної боротьби та несанкціонованих вторгнень є надання йому можливості функціонувати в режимі відеонавігації, що потребує вирішення двох основних завдань:

- 1) розпізнавання заданих на маршруті польоту автономного БПЛА наземних навігаційних орієнтирів із відомими географічними координатами;
- 2) визначення місцезнаходження автономного БПЛА за відомими географічними координатами наземних навігаційних орієнтирів, які розпізнано у поточному фреймі відеопотоку, з метою корекції заданого маршруту польоту шляхом об'єктів на основі машинного навчання та розпізнавання образів.

Надання БПЛА властивості автономності при виконанні польотного завдання дозволяє розширити його функціональні можливості та забезпечити інформаційну та/або кіберзахищеність, оскільки на наземну станцію керування (НСК) інформація про наземний об'єкт передається не у вигляді відеопотоку, а через криптозахищений канал. Дослідження, пов'язані з моделюванням інтелектуальних систем різного призначення у науково-технічній літературі знайшли відносно широке висвітлення завдяки ідеям і науковим здобуткам Івахненка О. Г., Шлезінгера М. І, Васильєва В. І., Кузьміна І. В., Шевченка А. І., Бодяньського Є. В., Субботіна С. О., Дуди Р., Харта П., Уатта Д. та інших вчених. Водночас питання підвищення функціональної ефективності машинного навчання все ще залишаються недостатньо дослідженими через науково-методологічні ускладнення, пов'язані з неповною визначеністю даних, суттєвим перетином класів розпізнавання в просторі ознак і великою потужністю словника ознак і алфавіту класів розпізнавання, які характеризують наземні об'єкти.

Водночас жорсткі вимоги висуваються щодо оперативності прийняття класифікаційних рішень при виконанні польотних завдань. Тому однією із складних задач, на дослідження якої спрямована дисертаційна робота, є створення інтелектуальної інформаційної технології аналізу і синтезу бортової системи автономного БПЛА для відеомоніторингу місцевості за оптико-електронним каналом спостереження. Водночас розв'язання цієї задачі полягає в необхідності створення нових методів формування вхідного математичного опису, машинного навчання і оцінки його функціональної ефективності з метою побудови високо достовірних і оперативних вирішальних правил, практично інваріантних до великих обсягів даних, зсуву та повороту наземного малогабаритного об'єкту в кадрі спостереження.

Таким чином, актуальним науково-практичним завданням є розроблення моделей і методів інформаційного синтезу на основі машинного навчання автономного БПЛА у режимі відеонавігації за наземними орієнтирами, що дозволить забезпечити його інформаційну та кібернетичну захищеність.

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 автономної БСН в процесі машинного навчання.

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

Перший розділ присвячено аналізу методів визначення місцезнаходження автономних БПЛА в режимі автономного польоту без виходу в глобальну мережу позиціювання. Приведено аналітичний аналіз методів машинного навчання та розпізнавання наземних природних та інфраструктурних об'єктів.

У другому розділі розглянуто метод інформаційно-екстремального машинного навчання автономної бортової системи навігації автономного

БПЛА для розпізнавання наземних природних та інфраструктурних навігаційних орієнтирів.

У третьому розділі розглянуто питання проектування системи підтримки прийняття рішень для оператора наземної станції керування, який здійснює машинне навчання БСН автономного БПЛА за оптико-електронною системою спостереження регіону. Запропоновано і програмно реалізовано метод визначення місцезнаходження БПЛА в режимі відеонавігації за наземними орієнтирами з відомими географічними координатами.

Результати наукових досліджень, одержаних виконавцями проекту, опубліковано в працях [1 – 25].

1. МОДЕЛІ МАШИННОГО НАВЧАННЯ АВТОНОМНОГО БЕЗПЛОТНОГО ЛІТАЛЬНОГО АПАРАТУ ДЛЯ РОЗПІЗНАВАННЯ НАЗЕМНИХ ОРІЄНТИРІВ

1.1 Аналіз методів функціонування безпілотного літального апарату в режимі відеонавігації

Застосування інтелектуальних інформаційних технологій для інформаційного синтезу БСР за оптико-електронним каналом спостереження автономного БПЛА відкриває широкі перспективи реалізації відеонавігації шляхом розпізнавання наземних природних та інфраструктурних орієнтирів з відомими географічними координатами. Такий підхід є особливо актуальним для підвищення обороноздатності України, оскільки дозволяє захистити автономний БПЛА від впливу ворожих засобів РЕБ і несанкціонованих вторгнень.

Як відомо основу навігаційних систем БПЛА складають приймачі глобальних мереж супутникової навігації GPS, укомплектовані з блоком інерціальних датчиків просторової орієнтації. При цьому застосування інерціальних навігаційних систем (ІНС) не гарантує досягнення високої точності через такі причини:

– принциповим недоліком ІНС є збільшення помилки визначення координат продовж часу автономної роботи;

– сучасні системи радіоелектронної боротьби (РЕБ) дозволяють переривати зв'язок БПЛА з мережею GPS та оператором як за допомогою шуму, який передається на частотах, які автоматично визначаються, так і особливо характерними для теперішнього часу системами перехоплення керування.

Одним із шляхів запобігання втрати автономності та завадостійкості під час виконання польотного завдання є перехід БПЛА на режим відеонавігації. При цьому визначення місцезнаходження БПЛА здійснюється звичайно за

пеленгаційними вимірами відстані до наземних навігаційних маяків з відомими координатами. Інший перспективний, але мало досліджений спосіб реалізації відеонавігації полягає в пошуку шляхом розпізнавання за оптико-електронним каналом спостереження БПЛА наземних орієнтирів з наперед заданими координатами з метою визначення фактичного місцезнаходження літального апарату і усунення автопілотом відхилення від заданого маршруту. При цьому ІНС БПЛА відпрацьовує можливі відхилення за кутами тангажа, ризику та крену. Водночас успішна реалізація відеонавігації залежить від таких основних факторів:

- наявність релевантного вхідного інформаційного опису автономної БСВН;

- розроблення методів машинного навчання БСВН, які дозволяють побудувати високо достовірні та оперативні вирішальні правила для розпізнавання наземних орієнтирів.

Функціонування безпілотного літального апарату в режимі відеонавігації може здійснюватися за такими відомими методами:

- 1) Обчислення пройденої відстані шляхом аналізу відеопотоку даних, отриманих за оптико-електронним каналом спостереження. За характером переміщення програма визначає як змінюється положення та орієнтація самої камери. Основними обмеженнями методу є відносність визначення координат та орієнтації БПЛА, що може привести до накопичення помилки навігації з часом. Також можуть бути умови, що не дозволяють знайти відповідні особливі інваріантні ознаки на знімках: недостатня освітленість, хмарність, відсутність характерних ознак розпізнавання на текстурних зображеннях поверхні регіону.

- 2) Метод точної прив'язки до рельєфу за стереоефектом, що утворюється при переміщенні відеокамери. Цей спосіб дозволяє частково компенсувати недоліки першого методу шляхом перекриття потоку фото-відеоданих, що дозволяє відновити рельєф, який порівнюється із закладеними в пам'ять БСВН даними, і у випадку збігання визначаються точні координати та орієнтація.

Основний недолік методу – чутливість до великих помилок початкових координат камери, отриманих від ІНС, які метод повинен потім уточнювати. Також зберігається такий недолік першого методу, як виникнення суттєвих помилок при наявності гладкого рельєфу.

3) Метод точної прив'язки до еталонних фотографій, за яким фрейми відеопотоку порівнюються із закладеними в пам'ять бортової системи відеонавігації (БСВН) зображеннями ділянок маршруту. Маючи «прив'язаний» знімок можна з високою точністю визначати координати наземних об'єктів, виявлених оптико-електронною апаратурою.

Таким чином з точки зору інформаційного та/або кіберзахисту перспективним напрямом вирішення проблеми відеонавігації пов'язано з розпізнаванням за оптико-електронним каналом БСВН наземних природних та інфраструктурних об'єктів з відомими координатами і визначенням поточного місцезнаходження БПЛА.

Питання використання автономних БПЛА регламентуються міжнародними та українськими нормативно-правовими документами [32, 33]. Як і інші засоби ведення війни автономні безпілотники повинні застосовуватися тільки проти військових цілей, а їх використання не повинно причиняти надмірних побічних втрат згідно з принципом сорозмірності.

1.2 Загальна постановка задачі інформаційно-екстремального машинного навчання автономного безпілотного літального апарату для розпізнавання наземних орієнтирів

Розглянемо в рамках ІЕІ-технології формалізовану загальну постановку задачі інформаційного синтезу здатної навчатися бортової системи автономного БПЛА для розпізнавання наземних об'єктів. Нехай сформовано алфавіт $\{X_m^o | m = \overline{1, M}\}$ класів розпізнавання, які характеризують різні наземні природні, інфраструктурні та інші об'єкти, у тому числі транспортні засоби. Для кожного класу розпізнавання побудовано тривимірну навчальну матрицю

$\|y_{m,i}^{(j)}\|$ яскравості пікселів рецепторного поля кадрів зображення регіону, в якій рядок $\{y_{m,i}^{(j)} | i = \overline{1, N}\}$, де N – кількість ознак розпізнавання, є реалізацією відповідного класу розпізнавання, а стовпчик матриці – випадкова навчальна вибірка $\{y_{m,i}^{(j)} | j = \overline{1, N}\}$, яка складається з n випадкових значень i -ї ознаки для класу розпізнавання X_m^o .

Для заданого рівня глибини ξ інформаційно-екстремального машинного навчання БСР задається множина $\{g_m\}$ структурованих векторів параметрів функціонування (далі в тексті параметри машинного навчання), які впливають на функціональну ефективність машинного навчання БСР. У загальному випадку структура вектору параметрів машинного навчання БСР для заданого алфавіту класів розпізнавання $\{X_m^o\}$ має вигляд

$$g_m = \langle g_{m,1}, \dots, g_{m,\xi}, \dots, g_{m,E} \rangle. \quad (1.1)$$

Водночас задано обмеження на відповідні параметри машинного навчання:

$$R_m(g_{m,1}, \dots, g_{m,\xi}, \dots, g_{m,E}) \leq 0.$$

У процесі інформаційно-екстремального машинного навчання БСВН необхідно:

1) визначити для заданого рівня глибини ξ оптимальні значення параметрів машинного навчання вектору (1.1), які забезпечують максимальне значення усередненого за алфавітом класів розпізнавання інформаційного критерію, обчислене в робочій (допустимій) області визначення його функції:

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

де $E_m^{(k)}$ – обчислене на k -му кроці машинного навчання значення інформаційного критерію оптимізації параметрів функціонування бортової системи, здатної розпізнавати структуровані вектори ознак класу розпізнавання X_m^o ;

G_E – робоча область визначення інформаційного критерію оптимізації параметрів машинного навчання;

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

2) за визначеними на етапі машинного навчання оптимальними геометричними параметрами контейнерів класів розпізнавання побудувати вирішальні правила;

3) здійснити функціональне тестування програмного забезпечення машинного навчання БСР із метою перевірки безпомилковості за навчальною матрицею побудованих за результатами машинного навчання вирішальних правил;

4) на етапі екзамену перевірити функціональну ефективність машинного навчання БСР і при необхідності збільшити глибину машинного навчання шляхом оптимізації інших параметрів функціонування системи, включаючи параметри формування вхідного математичного опису.

Таким чином, задача інформаційно-екстремального синтезу БСР автономного БПЛА полягає в оптимізації параметрів машинного навчання (1.1) шляхом пошуку глобального максимуму інформаційного критерію (1.2). Водночас метою інформаційно-екстремального машинного навчання є побудова вирішальних правил для прийняття в режимі відеомоніторингу регіону, що спостерігається, високодостовірних класифікаційних рішень.

1.3 Функціональна категорійні моделі інформаційно-екстремального машинного навчання автономної бортової системи розпізнавання з оптимізацією контрольних допусків на ознаки розпізнавання

Концепція ІЕІ-технології полягає в перетворенні вхідної навчальної матриці Y на задану в бінарному просторі Хеммінга робочу матрицю X , яка в процесі машинного навчання шляхом допустимих перетворень адаптується до максимально повної імовірності прийняття правильних класифікаційних рішень. У просторі ознак Хеммінга для заданого рівня глибини інформаційно-екстремального машинного навчання необхідно задати множину $\{g_m\}$ структурованих векторів параметрів машинного навчання, які впливають на функціональну ефективність БСВН. Нехай задано вектор параметрів машинного навчання бортової системи автономного БПЛА для розпізнавання реалізацій, наприклад, класу розпізнавання X_m^o за паралельно-послідовною оптимізацією контрольних допусків має вигляд

$$g_m = \langle x_m, d_m, \delta, \{\delta_i | i = \overline{1, N}\} \rangle, \quad (1.3)$$

де x_m – усереднений за реалізаціями двійковий вектор ознак, вершина якого визначає центр гіперсферичного контейнера класу розпізнавання X_m^o ;

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

δ – параметр, величина якого дорівнює половині симетричного поля контрольних допусків для всіх ознак розпізнавання;

$\{\delta_i | i = \overline{1, N}\}$ – множина параметрів, величина яких дорівнює половині симетричного поля контрольних допусків i -ї ознаки розпізнавання.

Згідно з працею авторів НТР [34] параметр δ_i дорівнює половині симетричного поля контрольних допусків i -ї ознаки розпізнавання (рис. 2.1).

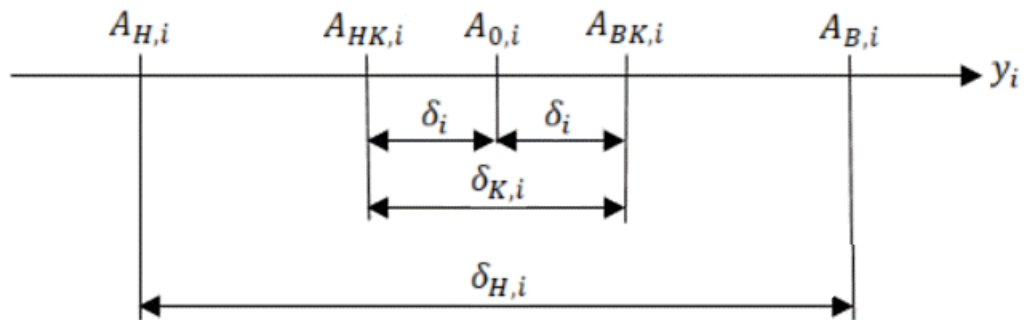


Рисунок 1.1 – Поля допусків на ознаку розпізнавання

На рисунку 1.1 прийнято такі позначення: $A_{0,i}$ – номінальне значення ознаки y_i ; $A_{H,i}$ – нижній нормований (експлуатаційний) допуск; $A_{B,i}$ – верхній нормований допуск; $A_{HK,i}$ – нижній контрольний допуск; $A_{BK,i}$ – верхній контрольний допуск; $\delta_{K,i}$ – поле контрольних допусків; $\delta_{H,i}$ – поле нормованих допусків, δ_i – параметр, який дорівнює половині симетричного двобічного поля контрольних допусків i -ї ознаки розпізнавання.

Двобічне симетричне поле контрольних допусків через параметр δ_i визначають за формулою

$$\delta_{K,i} = 2\delta_i \left(\frac{A_{B,i} - A_{H,i}}{a} \right),$$

де a – кількість градацій нормованого поля допусків, яка для всіх ознак розпізнавання є однаковою.

На практиці при $a = 100$ параметр δ_i визначається як кількість відсотків відхилення i -ї ознаки розпізнавання від її номінального значення $A_{0,i}$.

Для зображень область значень параметрів δ і δ_i задається нерівністю

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

де δ_H – нормоване поле допусків на ознаки розпізнавання, на яке, у свою чергу, накладаються обмеження:

а) для нижньої межі значень яскравості:

$$A_{0,i} - \delta_H \geq 0, \text{ тобто } \delta_H \leq A_{0,i};$$

б) для верхньої межі значень яскравості:

$$A_{0,i} + \delta_H \leq 255, \text{ тобто } \delta_H \leq 255 - A_{0,i}.$$

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 найближчих класів розпізнавання

X_m^o і X_c^o , яка визначається як кодова відстань між відповідними усередненими векторами ознак розпізнавання x_m і x_c .

Таким чином, вектор (1.3) задає третій рівень глибини машинного навчання, оскільки оптимізуються на першому рівні глибини два геометричні параметри: усереднений вектор ознак розпізнавання x_m і радіус d_m гіперсферичного контейнера класу розпізнавання X_m^o ; на другому рівні – параметр δ і на третьому рівні – параметр δ_i .

Функціональна категорійна модель включає вхідний математичний опис БСР автономного БПЛА, який представимо у вигляді теоретико-множинної структури

$$I_B = \langle T, W, \Omega, K, Z, Y^{|M|}, X^{|M|}; f_1, f_2 \rangle, \quad (1.4)$$

де T – множина моментів часу зчитування інформації;

W – простір факторів, які впливають на зображення наземного об'єкта;

Ω – простір ознак розпізнавання;

K – множина кадрів зображення;

Z – алфавіт класів розпізнавання;

$Y^{|M|}$ – вхідна навчальна матрицю типу «об'єкт властивість» для заданого алфавіту $\{X_m^o | m = 1, M\}$ класів розпізнавання;

$X^{|M|}$ – бінарна навчальна матриця, задана в Хеммінговому просторі ознак розпізнавання;

$f_1: T \times W \times \Omega \times K \times Z \rightarrow Y^{|M|}$ – оператор формування вхідної навчальної матриці $Y^{|M|}$, де декартовий добуток $Z \times W \times \Omega \times K \times Z$ задає джерело інформації;

$f_2: Y^{|M|} \rightarrow X^{|M|}$ – оператор трансформації вхідної навчальної матриці $Y^{|M|}$ у робочу бінарну матрицю $X^{|M|}$.

На рисунку 1.2 показано функціональну категорійну модель інформаційно-екстремального машинного навчання третього рівня глибини: на першому рівні здійснюється оптимізація геометричних параметрів контейнерів класів розпізнавання, на другому – паралельна і на третьому – послідовна оптимізація контрольних допусків на ознаки розпізнавання.

На рисунку 1.2 терм-множина E значень інформаційного критерію є загальною для всіх контурів оптимізації параметрів машинного навчання, заданих вектором (1.1). Оператор $r: E \rightarrow \tilde{E}^{|M|}$ будує на кожному кроці машинного навчання покриття $\tilde{E}^{|M|}$, яке відображається оператором ξ на розподіл X двійкових векторів ознак розпізнавання. Далі оператор $\psi: X \rightarrow I^{|G|}$, де $I^{|G|}$ – множина G гіпотез перевіряє основну статистичну гіпотезу $\gamma_1: x_{m,i}^{(j)} \in X_m^o$. Оператор γ формує множину $\mathfrak{S}^{|Q|}$ точнісних характеристик

класифікаційних рішень, де $Q = G^2$, 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. У цьому контурі оператор δ_1 на кожному кроці машинного навчання задає нове поле контрольних допусків з терм-множини D . При паралельній оптимізації оператор δ_2 змінює на кожному кроці машинного навчання контрольні допуски для всіх ознак розпізнавання, а оператор δ_3 відповідно змінює контрольні допуски на i -ту ознаку при їх послідовній оптимізації. Показана на рисунку 1.2 категорійна модель передбачає згідно з принципом відкладених рішень Івахненка О. Г. перехід до інших типів радіально-базисних вирішальних правил. З цією метою зовнішній контур моделі містить множину V типів вирішальних правил, що будуються із застосуванням більш складних радіально-базисних роздільних функцій. Процес машинного навчання регламентується оператором $u: V \rightarrow G \times T \times \Omega \times K \times Z$.

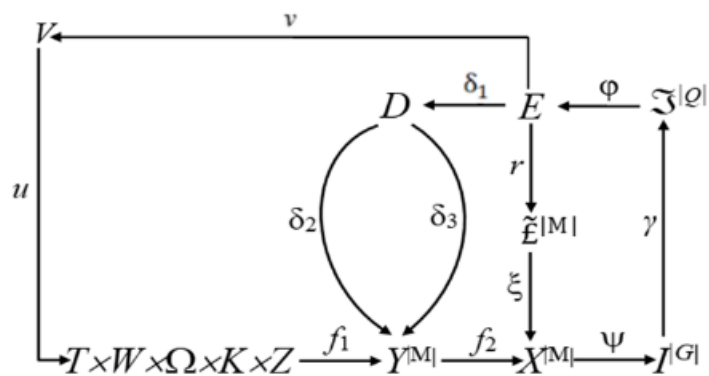


Рисунок 1.2 – Функціональна категорійна модель машинного навчання БСР з паралельно-послідовною оптимізацією контрольних допусків

Таким чином, оптимізація системи контрольних допусків на ознаки розпізнавання у процесі інформаційно-екстремальне машинне навчання БСР автономного БПЛА для розпізнавання наземних природних та інфраструктурних орієнтирів дозволяє:

1) відобразити вхідну навчальну евклідову матрицю у простір Хеммінга, у якому на кожному кроці інформаційно-екстремального машинного навчання БСР для поточного значення параметра δ поля контрольних допусків будується бінарна робоча навчальна матриця;

2) адаптувати шляхом зміни допустимих значень параметра δ бінарну навчальну матрицю до максимальної усередненої за алфавітом класів розпізнавання повної ймовірності прийняття правильних класифікаційних рішень.

1.4 Функціональна категорійна модель функціонування бортової системи розпізнавання в режимі екзамену

Перевірка функціональної ефективності інформаційно-екстремального машинного навчання здійснюється при функціонуванні БСВН у режимі екзамену. Функціональна категорійна модель у вигляді орієнтованого графа відображень множин, що застосовуються при функціонуванні БСВН у режимі екзамену, показано на рисунку 1.3.

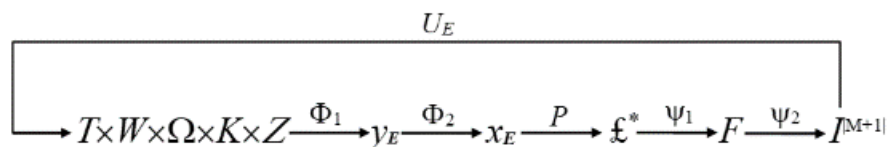


Рисунок 1.3 – Категорійна модель функціонування БСВН у режимі екзамену

У категорійній моделі (рис. 1.3) оператор Φ_1 формує з джерела інформації $T \times W \times \Omega \times K \times Z$ екзаменаційний вектор ознак розпізнавання y_E , який за структурою аналогічний векторам вхідної навчальної матриці. Оператор Φ_2 за отриманими на етапі машинного навчання оптимальними контрольними допусками на ознаки розпізнавання формує бінарний екзаменаційний вектор x_E , а оператор P відображає цей вектор на побудоване на етапі машинного навчання оптимальне чітке покриття f^* класів

розпізнавання. Оператор Ψ_1 обчислює функції належності екзаменаційного вектору ознак до кожного класу розпізнавання, значення яких утворюють термножину F , а оператор Ψ_2 за побудованими на етапі машинного навчання вирішальними правилами відносить екзаменаційний вектор ознак до одного з класів заданого алфавіту $\{X_m^o\}$. Призначенням оператора U_E є регламентація екзамену.

Таким чином, показані на рисунках 1.2 і 1.3 категорійні функціональні моделі можна розглядати як узагальнені структурні схеми алгоритмів функціонування БСР як у режимі інформаційно-екстремального машинного навчання з паралельно-послідовною оптимізацією контрольних допусків на ознаки розпізнавання, так і в режимі екзамену. Водночас структура алгоритму функціонування БСР у режимі екзамену аналогічна алгоритму функціонального тестування програмного забезпечення системи. Їх відмінність полягає в організації вхідних даних. Якщо при функціональному тестуванні БСР повинна безпомилково розпізнавати тестовий структурований вектор ознак розпізнавання (далі в тексті реалізація) із навчальної матриці, то у режимі екзамену необхідно підтвердити високу достовірність вирішальних правил щодо екзаменаційних (перевірочних) реалізацій класів розпізнавання за заданим алфавітом, які не належать навчальній матриці.

1.5 Формалізована постановка задачі та функціональна категорійна модель інформаційно-екстремального машинного навчання бортової системи розпізнавання з оптимізацією рівня квантування яскравості кадрів цифрового зображення регіону

Функціональна ефективність БСР суттєво залежить від способу оброблення зображень наземного об'єкта, що розпізнається, і методу машинного навчання. Крім того, при інформаційному синтезі БСР необхідно забезпечити інваріантність побудованих у процесі машинного навчання вирішальних правил до довільного положення наземного об'єкта в кадрі зони

інтересу. Одним із шляхів розв'язання цієї задачі є оброблення зображень наземних об'єктів у полярній системі координат. Обов'язковим етапом розв'язання цієї задачі є визначення контуру наземного об'єкту. Відомим підходом для досягнення цієї мети є застосування дескрипторних методів детектування наземних об'єктів, побудованих на основі методу SFIFT [35–37]. Водночас дескрипторні методи характеризуються відносно високою обчислювальною трудомісткістю, що впливає на оперативність прийняття БСР класифікаційних рішень.

Задачу інформаційного синтезу бортової системи автономного БПЛА для розпізнавання наземного орієнтиру будемо розв'язувати в рамках ІЕІ-технології. Нехай задано алфавіт $\{X_m^o | m = \overline{1, M}\}$ 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 $\{y_{m,i}^{(j)} | i = \overline{1, N}\}$, де N – кількість ознак розпізнавання, є реалізацією класу розпізнавання X_m^o , а стовпчик матриці – випадкова навчальна вибірка $\{y_{m,i}^{(j)} | j = \overline{1, JMAX}\}$ з обсягом $JMAX$.

У рамках ІЕІ-технології вхідна навчальна матриця $\|y_{m,i}^{(j)}\|$ трансформується в робочу бінарну навчальну матрицю $\|x_{m,i}^{(j)}\|$, задану в Хеммінговому просторі ознак і яка в процесі інформаційно-екстремального машинного навчання адаптується з метою отримання максимальної повної ймовірності прийняття правильних класифікаційних рішень. Водночас у просторі Хеммінга задається структурований вектор параметрів машинного навчання БСР, які оптимізуються за інформаційним критерієм. Нехай структурований вектор параметрів машинного навчання БСР для розпізнавання реалізацій класу X_m^o задано у вигляді

$$g_m = \langle x_m, d_m, \delta, \eta \rangle, \quad (1.5)$$

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

Водночас 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 та еталонною реалізацією x_c найближчого до нього сусіднього класу X_c^o ; де \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;

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

Необхідно в процесі машинного навчання БСР оптимізувати координати вектору (1.5), які забезпечують максимальне значення інформаційного критерію в робочій (допустимій) області визначення його функції:

$$\bar{E}^* = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \max_{G_E \cap G_d} E_m(d), \quad (1.6)$$

де $E_m(d)$ – інформаційний критерій оптимізації параметрів інформаційно-екстремального машинного навчання, заданих структурою (2.11), для класифікації реалізацій класу розпізнавання 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.

Функціональна категорійна модель інформаційно-екстремального машинного навчання включає вхідний математичний опис БСР автономного БПЛА для розпізнавання наземного орієнтиру у вигляді структури

$$\Delta_B = \langle T, W, \Omega, K, Z, C^{|M|}, Y^{|M|}, X^{|M|}; z_1, z_2, z_3 \rangle$$

де T – множина моментів часу одержання інформації;

G – простір вхідних сигналів (факторів);

Ω – простір ознак розпізнавання;

K – множина кадрів електронної карти місцевості;

Z – алфавіт класів розпізнавання;

$C^{|M|}$ – множина центрів полярних координат на зображеннях наземних об'єктів;

$Y^{|M|}$ – вхідна навчальна матриця;

$X^{|M|}$ – робоча бінарна навчальна матриця;

z_1 – оператор визначення центрів полярних координат;

z_2 – оператор перетворення координат декартової системи на полярну систему координат із заданим радіусом R і формування вхідної навчальної матриці Y ;

z_3 – оператор перетворення вхідної навчальної матриці Y у задану в просторі Хеммінга робочу бінарну навчальну матрицю X .

На рисунку 1.4 показано категорійну функціональну модель інформаційно-екстремального навчання бортової системи розпізнавання у вигляді орієнтованого графу.

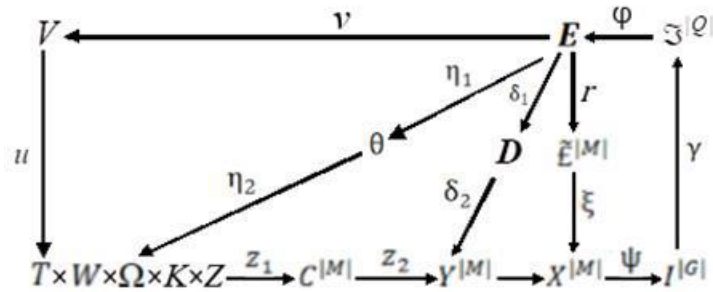


Рисунок 1.4 – Функціональна категорійна модель інформаційно-екстремального машинного навчання БСР з оптимізацією рівня квантування яскравості кадру зображення

На рисунку 1.4 декартовий добуток $T \times W \times \Omega \times K \times Z$ так само, як і в категорійній моделі (рис. 2.) задає універсум випробувань і є джерелом інформації. Але категорійна функціональна модель відрізняється наявністю додаткового контуру оптимізації рівня квантування яскравості кадру зображення наземного орієнтиру. Цей контур замикається через термножину Θ градацій яскравості. Водночас оператор η_1 змінює рівень квантування на заданий крок, а оператор η_2 змінює потужність словника ознак розпізнавання. Процес машинного навчання регламентується оператором $u: V \rightarrow T \times \Omega \times G \times K \times Z$.

Таким чином, запропонована функціональна категорійна модель дозволяє розробити алгоритм інформаційно-екстремального машинного навчання БСР з оптимізацією рівня квантування яскравості цифрових зображень кадру зони інтересу. Реалізація цього алгоритму дозволяє отримати інформативне бінарне зображення наземного орієнтиру для визначення центру полярної системи координат, у рамках якої здійснюється зчитування яскравості зображення наземного орієнтиру при формуванні реалізації відповідного класу розпізнавання.

1.6 Формалізована постановка задачі та функціональна категорійна модель інформаційно-екстремального машинного навчання бортової системи розпізнавання з оптимізацією розміру кадрів цифрового зображення регіону

Розглянемо формалізовану постановку задачі інформаційного синтезу здатної навчатися БСР з оптимізацією розміру кадрів цифрового зображення регіону. Нехай сформовано алфавіт $\{X_m^o | m = \overline{1, M}\}$ класів розпізнавання, які характеризують кадри зображення природних та інфраструктурних об'єктів, Для кожного класу розпізнавання сформовано тривимірну навчальну матрицю $\|y_{m,i}^{(j)}\|$ яскравості пікселів рецепторного поля, в якій рядок $\{y_{m,i}^{(j)} | i = \overline{1, N}\}$, де N – кількість ознак розпізнавання, є структурованим вектором ознак класу розпізнавання X_m^o , а стовпчик матриці $\{y_{m,i}^{(j)} | i = \overline{1, N}\}$ – випадкова навчальна вибірка значень i -ї ознаки розпізнавання обсягом n . Згідно з концепцією ІЕІ-технології вхідна навчальна матриця Y трансформується в робочу бінарну матрицю X , яка змінюється в процесі машинного навчання шляхом оптимального кодування ознак розпізнавання за рівнем контрольних допусків. Задаємо в бінарному просторі Хеммінга вектор параметрів, які впливають на функціональну ефективність машинного навчання БСР розпізнавати вектори ознак класу розпізнавання X_m^o :

$$g_m = \langle x_m, d_m, \delta, p \rangle, \quad (1.7)$$

де x_m – усереднений за ансамблем реалізацій вектор, вершина якого визначає центр гіперсферичного контейнера класу розпізнавання X_m^o і розмір якого визначається кількістю ознак розпізнавання;

d_m – радіус гіперсферичного контейнера класу розпізнавання X_m^o ,

$d_m < d(x_m \oplus x_c)$, де $d(x_m \oplus x_c)$ – міжцентрова відстань між вектором x_m і вектором x_c найближчого сусіднього класу розпізнавання X_c^o ;

δ – параметр, значення якого дорівнює половині симетричного поля контрольних допусків на ознаки розпізнавання, $\delta < \delta_H/2$, де δ_H – нормоване поле допусків на ознаки розпізнавання;

p – розмір сторони квадратного кадру цифрового зображення регіону.

Необхідно в процесі машинного навчання БСР оптимізувати параметри вектора (2.13), які забезпечують максимальне значення інформаційного критерію оптимізації в робочій (допустимій) області визначення його функції:

$$\bar{E}^* = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \max_{G_E \cap \{k\}} E_m^{(k)}, \quad (1.8)$$

де $E_m^{(k)}$ – обчислений на k -му кроці машинного навчання інформаційний критерій оптимізації параметрів вектору (2.13);

G_E – робоча область обчислення інформаційного критерію;

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

При функціонуванні БСР у режимі функціонального тестування перевірити безпомилковість за навчальною матрицею вирішальних правил, а в режимі екзамену перевірити функціональну ефективність машинного навчання.

Таким чином, задача інформаційного синтезу здатної навчатися БСР полягає в оптимізації параметрів машинного навчання шляхом наближення глобального максимуму інформаційного критерію (2.14) до його максимального граничного значення.

У рамках функціонального підходу до моделювання когнітивних процесів категорійна модель інформаційно-екстремального машинного навчання будується у вигляді орієнтованого графа. Водночас вхідний математичний опис категорійної моделі подається у вигляді структури (1.4).

Функціональну категорійну модель інформаційно-екстремального машинного навчання БСР з оптимізацією параметрів, заданих структурованим вектором (1.7), показано на рисунку 1.5.

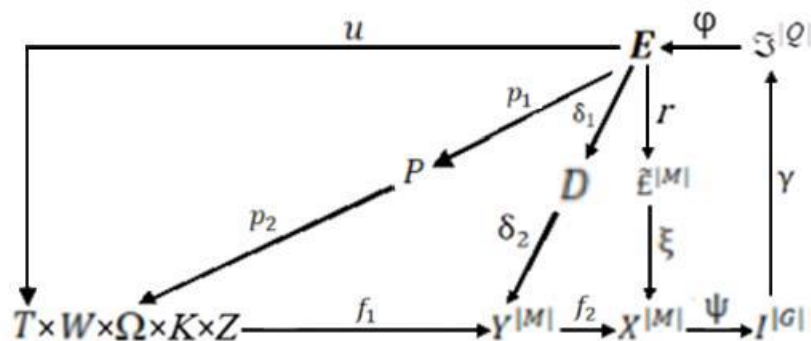


Рисунок 1.5 – Функціональна категорійна модель машинного навчання з оптимізацією розміру кадру цифрового зображення регіону, що спостерігається

На рисунку 1.5 терм-множина E значень інформаційного критерію є загальною для всіх контурів оптимізації параметрів машинного навчання. Оператор $\xi: E \rightarrow \mathfrak{R}^{M|}$ будує на кожному кроці навчання розбиття $\mathfrak{R}^{M|}$, яке відображається оператором ξ на розподіл двійкових векторів ознак. Далі оператор $\psi: X \rightarrow I^{G|}$, де $I^{G|}$ – множина G гіпотез, перевіряє основну статистичну гіпотезу $\gamma_1: x_{m,i}^{(j)} \in X_m^o$. Оператор γ визначає множину $\mathfrak{Z}^{Q|}$ точнісних характеристик класифікаційних рішень, де $Q = G^2$, а оператор ϕ обчислює множину значень E інформаційного критерію оптимізації, якій є функціоналом від точнісних характеристик класифікаційних рішень. 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 терм-множина P розмірів сторін квадратного кадру зображення, оптимізує площу кадру. Водночас оператор p_1 змінює розмір кадру, а оператор p_2 змінює розмір простору ознак розпізнавання Ω . Оператор u регламентує процес машинного навчання.

Отже, розмір кадру цифрового зображення регіону, що спостерігається, можна розглядати як один з параметрів формування вхідного математичного опису бортової системи автономного БПЛА для відеомоніторингу місцевості.

1.7 Функціональна категорійна модель інформаційно-екстремального машинного навчання бортової системи розпізнавання з оптимізацією вагових коефіцієнтів RGB-компонент зображень наземних орієнтирів

Розглянемо в рамках ІЕІ-технології формалізовану постановку задачі інформаційного синтезу здатної навчатися БСР з урахуванням впливу *RGB*-компонент зображень наземних орієнтирів на функціональну ефективність машинного навчання. Нехай сформовано алфавіт $\{X_m^o | m = \overline{1, M}\}$ класів розпізнавання, які характеризують наземні орієнтири. Для кожного класу розпізнавання сформовано тривимірну навчальну матрицю $\|y_{m,i}^{(j)}\|$ яскравості типу «об'єкт-властивість», в якій рядок $\{y_{m,i}^{(j)} | i = \overline{1, N}\}$, де N – кількість ознак розпізнавання, є реалізацією відповідного класу розпізнавання, а стовпчик матриці – випадкова навчальна вибірка $\{y_{m,i}^{(j)} | j = \overline{1, n}\}$ i -ї ознаки з обсягом n .

Відомо, що однією з особливостей методів ІЕІ-технології є перетворення вхідної навчальної матриці Y у робочу бінарну матрицю X , яка змінюється в процесі машинного навчання в бінарному просторі Хеммінга. У нашому випадку задаємо вектор параметрів оптимізації, які впливають на функціональну ефективність машинного навчання БСР розпізнавати наземний об'єкт, наприклад, класу розпізнавання X_m^o :

$$g_m = \langle x_m, d_m, \delta, w_{RGB} \rangle, \quad (1.9)$$

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

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

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

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

На параметри оптимізації, які розглядаються як параметри 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 двійковим 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 (2.12), які забезпечують максимальне значення усередненого за алфавітом класів розпізнавання інформаційного критерію оптимізації (1.5) у робочій (допустимій) області визначення його функції;

2) на етапі екзамену з метою перевірки функціональної ефективності машинного навчання БСР прийняти рішення про належність реалізації образу, що розпізнається, до одного з 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 (1.6) шляхом наближення глобального максимуму інформаційного критерію (1.5), який обчислюється в робочій (допустимій) області визначення його функції, до його максимального граничного значення.

Функціональну категорійну модель інформаційно-екстремального машинного навчання БСР з оптимізацією вагових коефіцієнтів *RGB*-компонент зображень наземних об'єктів представимо у вигляді орієнтованого графу відображення операторами одна на одну множин, які застосовуються в процесі машинного навчання (рис. 1.6).

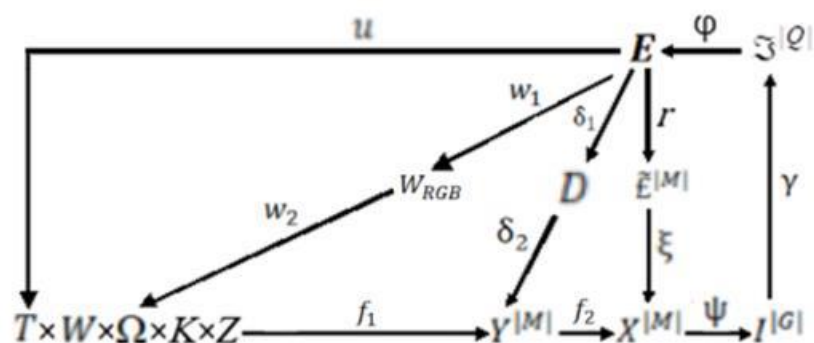


Рисунок 1.6 – Функціональна категорійна модель інформаційно-екстремального машинного навчання з оптимізацією вагових коефіцієнтів *RGB*-складових

На рисунку 1.6 вхідний математичний опис здатної навчатися БСР аналогічний структурі (1.4), а терм-множина E , яка складається з обчислених на кожному кроці машинного навчання значень інформаційного критерію, є загальною для всіх контурів оптимізації параметрів вектору (1.9). Оператор $r: E \rightarrow \tilde{E}^{|\mathcal{M}|}$ у процесі машинного навчання відновлює в радіальному базисі бінарного простору ознак контейнери класів розпізнавання, які утворюють у загальному випадку нечітке покриття $\tilde{E}^{|\mathcal{M}|}$. Оператор ξ відображає покриття $\tilde{E}^{|\mathcal{M}|}$ на розподіл апріорно класифікованих двійкових векторів ознак класів розпізнавання. Далі оператор $\psi: X^{|\mathcal{M}|} \rightarrow I^{|\mathcal{G}|}$, де $I^{|\mathcal{G}|}$ – множина гіпотез, перевіряє основну статистичну гіпотезу $\gamma_1: x_m^{(j)} \in X_m^o$. Оператор γ визначає множину точнісних характеристик $\mathfrak{S}^{|\mathcal{Q}|}$, де $\mathcal{Q} = \mathcal{G}^2$, 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. Водночас оператор δ_1 на кожному кроці машинного навчання змінює контрольне поле допусків, 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. Оператор w_1 змінює значення вагових коефіцієнтів, а оператор w_2 реалізує алгоритм багатопараметричної оптимізації вагових коефіцієнтів за методом градієнтного спуску. Оператор u регламентує процес машинного навчання.

Таким чином, функціональну теоретико-множинну модель (рис. 1.6) також можна розглядати як узагальнену структурну схему алгоритму інформаційно-екстремального машинного навчання БСР з оптимізацією її вхідного математичного опису.

1.8 Постановка задачі та функціональна категорійна модель ієрархічного інформаційно-екстремального машинного навчання бортової системи розпізнавання наземних орієнтирів

Розглянемо в рамках ІЕІ-технології формалізовану постановку задачі ієрархічного інформаційно-екстремального машинного бортової системи автономного БПЛА для розпізнавання наземних орієнтирів.

Необхідно для заданого алфавіту класів розпізнавання, побудувати ієрархічну структуру даних у вигляді декурсивного бінарного дерева. Згідно з концепцією ІЕІ-технології перетворити вхідні навчальні матриці класів розпізнавання кожної страти в задані в просторі Хеммінга відповідні робочі бінарні матриці. При цьому нехай задано параметри машинного навчання, які, наприклад, для класу розпізнавання X_{h,s,m_s}^o представляються у вигляді структурованого вектору

$$g_{h,s} = \langle x_{h,s,m_s}^o, d_{h,s,m_s}, \delta_{h,s} \rangle \quad (1.10)$$

Кількість параметрів оптимізації у виразі (1.10) задає другий рівень глибини інформаційно-екстремального машинного навчання, оскільки вектор x_{h,s,m_s} залежить від параметра $\delta_{h,s}$ поля контрольних допусків.

На параметри машинного навчання задано обмеження:

а) $d_{h,s,m_s} \in [0; d(x_{h,s,m_s} \oplus x_{h,s,c})]$;

б) $\delta_{h,s} \in [0; \delta_H / 2]$.

У процесі машинного навчання БСР необхідно:

1) оптимізувати параметри вектору (1.10) шляхом пошуку глобального максимуму усередненого за алфавітом класів розпізнавання s -ї страти h -го ярусу інформаційного критерію в робочій області визначення його функції:

$$\bar{E}_{h,s} = \frac{1}{2} \sum_{m_s=1}^2 \max_{G_E \cap G_d} E_{h,s,m_s}(d); \quad (1.11)$$

2) за оптимальними геометричними параметрами контейнерів класів розпізнавання побудувати високодостовірні вирішальні правила;

3) при функціонуванні БСР у режимі моніторингу визначити належність вектору ознак, що розпізнається, до відповідного класу за заданим алфавітом.

Вхідний математичний опис БСР розглянемо у вигляді структури

$$I_{icp} = \langle W, T, \Omega, K, Z, Y^{|M|}, H, Y^{|S|}, X^{|S|}; g_1, g_2, g_3, g_4 \rangle, \quad (1.12)$$

де $Y^{|M|}$ – вхідна навчальна матриця яскравості, для заданого алфавіту класів розпізнавання, де $M = Card Y$;

H – декурсивне бінарне дерево;

$Y^{|S|}$ – множина вхідних евклідових навчальних матриць класів розпізнавання для S страт декурсивного дерева;

$X^{|S|}$ – множина заданих у просторі Хеммінга бінарних навчальних матриць класів розпізнавання для S страт декурсивного дерева;

g_1 – оператор формування навчальної матриці $Y^{|M|}$;

g_2 – оператор побудови декурсивного бінарного дерева H ;

g_3 – оператор формування навчальних матриць $Y^{|S|}$;

g_4 – оператор перетворення матриць $Y^{|S|}$ у відповідні робочі бінарні матриці $X^{|S|}$.

Визначення 1.8.1. Ієрархічна структура у вигляді орієнтованого графа, в якій батьківська вершина породжує страту нижнього ярусу і передає свій

атрибут в одну з двох вершин цієї страти, називається декурсивним бінарним деревом.

Визначення 1.8.2. Стратою декурсивного бінарного дерева будемо називати дві вершини відповідного ярусу з атрибутами найближчих класів розпізнавання.

Функціональну категорійну модель ієрархічного інформаційно-екстремального машинного навчання БСР з оптимізацією параметрів машинного навчання, заданих вектором (1.10), показано на рисунку 1.7.

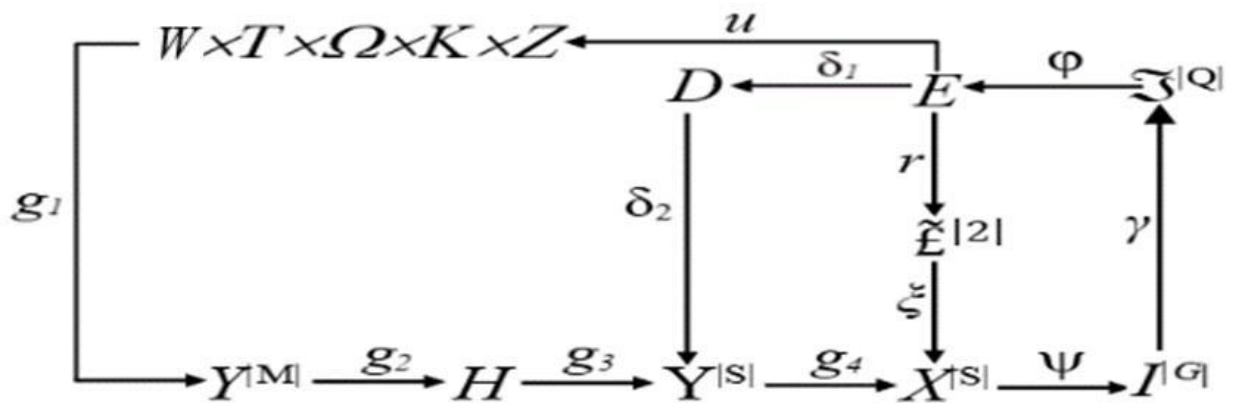


Рисунок 1.7 – Функціональна категорійна модель ієрархічного інформаційно-екстремального машинного навчання БСР

На рисунку 1.7 декартовий добуток $W \times T \times \Omega \times K \times Z$ задає джерело інформації. Терм-множина E значень інформаційного критерію (1.11) є загальною для всіх контурів оптимізації параметрів машинного навчання. Оператор $r: E \rightarrow \tilde{E}^{|2|}$ відновлює для кожної страти декурсивного дерева в процесі інформаційно-екстремального машинного навчання в загальному випадку нечітке покриття $\tilde{E}^{|2|}$ класів розпізнавання, яке за допомогою оператора ξ покриває розподіл двійкових реалізацій $\{x_{h,s,m_s}^{(j)}\}$ навчальної матриці класів розпізнавання s -ї страти з множини $X^{|S|}$. Далі оператор $\psi: X^{|S|} \rightarrow I^{|G|}$, де $I^{|G|}$ – множина G гіпотез, перевіряє основну статистичну

гіпотезу $\gamma_1 : x_{h,s,m_s}^{(j)} \in X_{h,s,m_s}^o$. Оператор γ визначає для кожного класу розпізнавання s -ї страти декурсивного дерева множину $\mathfrak{Z}^{|Q|}$ точнісних характеристик класифікаційних рішень, де $Q = G^2$, а оператор ϕ обчислює множину значень E інформаційного критерію оптимізації, який є функціоналом від точнісних характеристик. Контур оптимізації контрольних допусків на ознаки розпізнавання замикається через терм-множину D , елементами якої є значення контрольних допусків. Оператор u регламентує процес машинного навчання.

Побудова декурсивного бінарного дерева здійснюється за схемою:

1) формується варіаційний ряд класів розпізнавання, впорядкований за збільшенням середньої яскравості їх вхідних навчальних матриць;

2) алфавіт $\{X_m^o \mid m = \overline{1, M}\}$ впорядкованих класів розпізнавання розбивається на дві групи, які визначають відповідно дві гілки декурсивного бінарного дерева;

3) як атрибути вершин верхнього (першого за дендрографічною класифікацією) ярусу декурсивного дерева вибираються навчальні матриці межових класів розпізнавання кожної групи;

4) атрибути страти верхнього ярусу переносяться у вершини відповідних страт нижнього ярусу;

5) страти нижніх ярусів кожної гілки дерева містять крім транспортованої з верхнього ярусу навчальної матриці також навчальну матрицю найближчого сусіднього в своїй групі класу розпізнавання;

6) побудова дерева продовжується до тих пір, поки не будуть сформовані фінальні страти, які містять навчальні матриці всіх класів розпізнавання.

Таким чином, побудоване за вищенаведеною схемою декурсивне бінарне дерево розбиває заданий алфавіт класів розпізнавання на страти, кожна з яких містить по два найближчих сусідніх класи, що дозволяє для кожної фінальної страти застосовувати лінійний алгоритм інформаційно-екстремального двохкласового машинного навчання. Якщо побудовані вирішальні правила не

забезпечують безпомилковість розпізнавання реалізацій з навчальної матриці, то необхідно згідно з принципом відкладених рішень Івахненка О. Г. збільшити рівень глибини машинного навчання шляхом оптимізації додаткових фенотипних і генотипних параметрів функціонування БСР. Відомо, що до фенотипних відносяться параметри оптимізації, які безпосередньо впливають на геометричні характеристики контейнерів класів розпізнавання. Для гіперсферичних контейнерів класів розпізнавання фенотипними параметрами є їх радіуси та усередненні вектори-реалізації, які задають геометричні центри контейнерів класів розпізнавання та визначаються за базовим алгоритмом інформаційно-екстремального машинного навчання БСР. Серед можливих параметрів оптимізації важливу роль відіграють генотипні параметри формування вхідного математичного опису, які безпосередньо впливають на конфігурацію розподілу векторів-реалізацій класів розпізнавання у просторі ознак і таким чином непрямо впливають на геометрію контейнерів класів розпізнавання. До генотипних також відносяться такі параметри як контрольні допуски на ознаки розпізнавання, рівень квантування яскравості зображень наземних об'єктів, розмір кадрів цифрового зображення регіону та вагові коефіцієнти *RGB*-компонент зображень, які розглядалися у цьому розділі.

2. ОПТИМІЗАЦІЯ ПАРАМЕТРІВ МАШИННОГО НАВЧАННЯ БОРТОВОЇ СИСТЕМИ ВІДЕОНАВІГАЦІЇ

2.1 Інформаційно-екстремальне машинне навчання автономної бортової системи ідентифікації кадрів цифрового зображення регіону

Бортова ЕОМ сучасного БПЛА характеризується великою обчислювальною потужністю, а наявні на борту відеокамери, тепловізори, лідари та інші засоби спостереження мають високу роздільну здатність. Отже, у теперішній час існують всі технічні умови для оброблення та оперативного аналізу автономним БПЛА цифрових зображень наземних об'єктів. Водночас основним стримуючим фактором широкого розвитку автономних БПЛА є науково-методологічні ускладнення, пов'язані, у першу чергу, з довільними початковими умовами формування зображення наземного об'єкту, перетином у просторі ознак класів розпізнавання та великим обсягом даних. Задача пошуку автономним БПЛА наземних об'єктів поділяється на два етапи: пошук на електронній карті регіону спостереження 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 автомобільні та залізничні дороги, мости, будівлі, аеропорти тощо. Сучасний досвід застосування безпілотних авіаційних комплексів показує, що пошук і розпізнавання наземних об'єктів здійснюється в основному в інтерактивному режимі, при якому бортова система БПЛА виконує функції транслятора цифрового зображення регіону на наземний пункт керування. Одночасно спостерігається тенденція до розробки автономних БПЛА, що дозволяє розширити їх функціональні можливості та підвищити інформаційну та/або кіберзахищеність. Як перспективний шлях інформаційного синтезу БСР автономних БПЛА є застосування ідей і методів машинного навчання та

розпізнавання образів. При цьому достовірність пошуку та розпізнавання наземних об'єктів на електронному зображенні регіону залежить в основному від двох основних умов:

1) релевантність вхідного математичного опису бортової системи автономного БПЛА для ідентифікації кадрів цифрового зображення регіону за умов, наближених до реальних;

2) висока функціональна ефективність методу машинного навчання БСР, основними складовими якої є достовірність та оперативність класифікаційних рішень.

Згідно з функціональною категорійною моделлю (рис. 1.5) загальна схема алгоритму інформаційно-екстремального машинного навчання другого рівня глибини полягає в реалізації двохциклічної ітераційної процедури оптимізації параметра δ поля контрольних допусків на ознаки розпізнавання шляхом пошуку глобального максимуму інформаційного критерію (1.2) в робочій області визначення його функції [38].

$$\delta^* = \arg \max_{G_\delta} \left[\frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \max_{G_{Em} \cap \{k\}} E_m^{(k)} \right], \quad (2.1)$$

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

G_δ – область допустимих значень параметра поля контрольних допусків на ознаки розпізнавання;

G_{Em} – робоча область визначення функції інформаційного критерію (2.2) оптимізації параметрів машинного навчання бортової системи для розпізнавання реалізацій класу X_m^o ;

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

Розглянемо схему алгоритму інформаційно-екстремального машинного навчання БСР за процедурою (2.1) з паралельною оптимізацією системи контрольних допусків на ознаки розпізнавання, за якою параметр δ поля контрольних допусків змінюється одночасно для всіх ознак. Водночас вхідними даними є: тривимірний масив вхідної навчальної матриці $\{y[m, j, i]\}, m = \overline{1, M}, j = \overline{1, n}, i = \overline{1, N}$ для заданого алфавіту $\{X[m]\}$ класів розпізнавання, які характеризують відповідні зони інтересу на місцевості, та нормоване поле δ_H допусків на ознаки розпізнавання, яке визначає область значень контрольних допусків.

Основними етапами машинного навчання є:

- визначення базового класу розпізнавання X_1^o , для якого задається система нижніх та верхніх контрольних допусків на ознаки розпізнавання, яка оптимізується в процесі машинного навчання;
- оптимізація параметрів машинного навчання для заданого рівня глибини, наприклад, за двохциклічною процедурою (2.1);
- побудова вирішальних правил за отриманими в процесі машинного навчання оптимальними геометричними параметрами контейнерів класів розпізнавання;
- функціональне тестування з метою перевірки безпомилковості за навчальною вибіркою вирішальних правил;
- перевірка функціональної ефективності машинного навчання БСР режимі екзамену.

Алгоритм визначення базового класу реалізує внутрішній цикл процедури (3.1) при заданому параметрі поля контрольних допусків $\delta < \delta_H / 2$ за такою схемою:

- 1) обнулюється лічильник базових класів розпізнавання: $b := 0$;
- 2) ініціалізується лічильник базових класів розпізнавання: $b := b + 1$;
- 3) обнулюється лічильник класів розпізнавання: $m := 0$;
- 4) $m := m + 1$;

5) обнулюється лічильник кроків зміни радіусів контейнерів класів розпізнавання: $d[m, k] := 0$;

6) визначається для масиву $\{y[m, j, i]\}$ усереднений вектор ознак розпізнавання $y[m]$;

7) якщо $b = b + 1$ і $m = m + 1$, то $y[m] := y[b]$, тобто вектор $y[m]$ приймається за базовий, і виконується пункт 8, інакше – пункт 9;

8) обчислюються для кожної i -ї ознаки вектора $y[b]$ нижній $A_{HK, i}[b]$ і верхній $A_{BK, i}[b]$ контрольні допуски за формулами

$$A_{HK, i}[b] = y[b]_i - \delta; \quad A_{BK, i}[b] = y[b]_i + \delta, \quad (3.2)$$

де $y[b]_i$ – значення i -ї ознаки усередненого вектора $y[b]$ класу розпізнавання $X[m]$;

9) формується тривимірний масив бінарної навчальної матриці $\{x[m, j, i]\}$, елементи якої обчислюються за правилом

$$x[m, j, i] = \begin{cases} 1, & \text{якщо } A_{HK, i}[b] < y_{m, i}^j < A_{BK, i}[b]; \\ 0, & \text{якщо інакше} \end{cases}$$

10) для масиву $\{x[m, j, i]\}$ визначається усереднений вектор $x[m]$;

11) якщо $m \leq M$, то виконується пункт 5, інакше – пункт 12;

12) для множини векторів $\{x[m]\}$ будується матриця кодових відстаней та визначаються пари найближчих сусідніх класів розпізнавання, для яких відновлюються гіперсферичні контейнери;

13) ініціалізується лічильник класів розпізнавання: $m := m + 1$;

14) ініціалізується лічильник кроків зміни радіусів контейнерів класів розпізнавання: $d[m,k] := d[m,k] + 1$;

15) за навчальними матрицями класу розпізнавання $X[m]$ і його найближчого сусіда обчислюється інформаційний критерій $E[m,k]$ оптимізації параметрів машинного навчання, наприклад, нормований ентропійний критерій Кузьміна І. В. [39]. У праці автора НТР [38] запропоновано модифікацію критерію Кузьміна І. В. для двох альтернативних рішень з апіорно рівноймовірними гіпотезами, який представимо у вигляді

$$\begin{aligned}
 E[m,k] = 1 + 0,5 * \left\{ \frac{D1[m,k]}{D1[m,k] + \beta[m,k]} \log_2 \frac{D1[m,k]}{D1[m,k] + \beta[m,k]} + \right. \\
 + \frac{\alpha[m,k]}{\alpha[m,k] + D2[m,k]} \log_2 \frac{\alpha[m,k]}{\alpha[m,k] + D2[m,k]} + \\
 + \frac{\beta[m,k]}{D1[m,k] + \beta[m,k]} \log_2 \frac{\beta[m,k]}{D1[m,k] + \beta[m,k]} + \\
 \left. + \frac{D2[m,k]}{\alpha[m,k] + D2[m,k]} \log_2 \frac{D2[m,k]}{\alpha[m,k] + D2[m,k]} \right\}, \quad (2.3)
 \end{aligned}$$

де $D1[m,k]$ – перша достовірність, обчислена на k -му кроці машинного навчання бортової системи розпізнавати вектори-реалізації класу $X[m]$;

$\beta[m,k]$ – помилка другого роду;

$\alpha[m,s]$ – помилка першого роду;

$D2[m,k]$ – друга достовірність;

16) якщо $d[m,k] < N$, то виконується пункт 14, інакше – пункт 17;

17) у робочій області G_E визначення функції критерію (3.3)

обчислюється його максимальне значення $E^*[m,k]$;

18) якщо $b \leq M$, то виконується пункт 2, інакше – пункт 19;

19) обчислюється усереднене за алфавітом класів розпізнавання максимальне значення \bar{E}^* критерію (2.3);

20) за базовий приймається клас розпізнавання, для якого значення критерію \bar{E}^* є максимальним;

21) ЗУПИН.

Після визначення базового класу запускається процедура (2.1) машинного навчання БСР з оптимізацією системи контрольних допусків на ознаки розпізнавання. При цьому якщо основною функцією внутрішнього циклу процедури (2.1) є визначення оптимальних в інформаційному розумінні геометричних параметрів класів розпізнавання, то функцією зовнішнього циклу є зміна на кожному кроці машинного навчання параметра δ в межах поля нормованих допусків і визначення його оптимального значення при досягненні інформаційним критерієм глобального максимуму. Отже, в процесі машинного навчання визначаються оптимальний параметр δ^* поля контрольних допусків на ознаки розпізнавання і оптимальні геометричні параметри контейнерів класів розпізнавання:

– вектори $\{x_m^*\}$, вершини яких задають у просторі ознак геометричні центри відповідних гіперсферичних контейнерів класів розпізнавання;

– радіуси $\{d_m^*\}$ контейнерів класів розпізнавання.

Оскільки ентропійний критерій є функціоналом від точнісних характеристик, то за репрезентативного обсягу навчальної вибірки на практиці згідно з працею [153] слід користуватися робочою формулою критерію (2.3):

$$E[m, k] = 1 + \frac{1}{2} \left(\frac{K1[m, k]}{K1[m, k] + K3[m, k]} \log_2 \frac{K1[m, k]}{K1[m, k] + K3[m, k]} + \frac{K2[m, k]}{K2[m, k] + K4[m, k]} \log_2 \frac{K2[m, k]}{K2[m, k] + K4[m, k]} + \frac{K3[m, k]}{K1[m, k] + K3[m, k]} \log_2 \frac{K3[m, k]}{K1[m, k] + K3[m, k]} + \frac{K4[m, k]}{K2[m, k] + K4[m, k]} \log_2 \frac{K4[m, k]}{K2[m, k] + K4[m, k]} \right). \quad (2.4)$$

де $K1[m, k]$ – кількість подій, які означають належність «своїх» реалізацій класу розпізнавання X_m^o ;

$K2[m, k]$ – кількість подій, які означають неналежність «своїх» реалізацій класу розпізнавання X_m^o ;

$K3[m, k]$ – кількість подій, які означають належність “чужих” реалізацій класу розпізнавання X_m^o ;

$K4[m, k]$ – 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 автора НТР [38].

У методах ІЕІ-технології алгоритм обчислення змінних $K1[m, k] - K4[m, k]$ має в предикатній формі такий вигляд:

$$\begin{aligned}
 & (\forall X_m^o \in \tilde{\mathfrak{R}}^{|M|}) (\forall X_c^o \in \tilde{\mathfrak{R}}^{|M|}) [\text{if } x_m^{(k)} \in X_m^o \text{ then} \\
 & K1[m, k] := K1[m, k - 1] + 1 \text{ else } K2[m, k] := K2[m, k - 1] + 1]; \\
 & (\forall X_m^o \in \tilde{\mathfrak{R}}^{|M|}) (\forall X_c^o \in \tilde{\mathfrak{R}}^{|M|}) [\text{if } x_c^{(j)} \in X_m^o \text{ then} \\
 & K3[m, k] := K3[m, k - 1] + 1 \text{ else } K4[m, k] := K4[m, k - 1] + 1]
 \end{aligned}$$

Водночас визначення належності, наприклад, вектору $x_m^{(j)}$ до свого класу розпізнавання здійснюється за таким правилом

- 1) обчислюється кодова відстань $d[x_m \oplus x_m^{(j)}]$;
- 2) якщо $d[x_m \oplus x_m^{(j)}] \leq d_m$, то $x_m^{(j)} \in X_m^o$, інакше – $x_m^{(j)} \notin X_m^o$.

За отриманими в процесі машинного навчання оптимальними геометричними параметрами контейнерів класів розпізнавання будуються вирішальні правила для ідентифікації кадрів зображення місцевості при функціонуванні БСР у режимах функціонального тестування та екзамену.

Якщо за результатами випробувань підтверджується висока достовірність вирішальних правил, то вони заносяться в пам'ять БОЕМ автономного БПЛА і використовуються безпосередньо в робочому режимі. Для гіперсферичних класифікаторів уточнені автором НТР продукційні вирішальні правила мають вигляд [34]

$$(\forall X_m^o \in \mathfrak{R}^{|M|})(\forall x_e \in \mathfrak{R}^{|M|}) \left[\text{if } [(\mu_m > 0) \& (\mu_m = \max_{\{m\}} \{\mu_m\})] \text{ then } x_e \in X_m^o \text{ else } x_e \notin X_m^o \right], \quad (2.5)$$

де x_e – экзаменаційна реалізація, що розпізнається;

μ_m – функція належності реалізації x_e до класу розпізнавання X_m^o .

Для гіперсферичного класифікатора уточнена автором НТР функція належності реалізації x_e до класу розпізнавання X_m^o має вигляд [38]

$$\mu_m = 1 - \frac{d(x_e \oplus x_m^*)}{d_m^*}, \quad (2.6)$$

де $d(x_e \oplus x_m^*)$ – кодова відстань Хеммінга між реалізацією x_e та оптимальною усередненою реалізацією x_m^* класу розпізнавання X_m^o ;

d_m^* – отриманий у процесі машинного навчання оптимальний контейнер класу розпізнавання X_m^o .

Алгоритм екзамену, на якому оцінюється за экзаменаційною матрицею функціональна ефективність машинного навчання БСР, має такі вхідні дані:

$\{x_m^* \mid m = \overline{1, M}\}$ – масив усереднених структурованих двійкових векторів ознак розпізнавання, які визначають геометричні центри оптимальних контейнерів класів розпізнавання;

$\{d_m^*\}$ – масив оптимальних радіусів контейнерів класів розпізнавання;

$\{x_k^{(j)} \mid k = \overline{1, K}; j = \overline{1, n}\}$ – масив двійкових структурованих векторів ознак

розпізнавання кадрів, що розпізнаються.

Алгоритм ідентифікації кадрів ґрунтується на аналізі сформованих на етапі інформаційно-екстремального машинного навчання вирішальних правил (3.5) і реалізується за такою схемою:

1) обнулення лічильника числа кадрів: $kd := 0$;

2) ініціалізація лічильника числа кадрів: $kd := kd + 1$;

3) обнулення лічильника класів розпізнавання: $m := 0$;

4) $m := m + 1$;

5) обнулення лічильника числа векторів ознак у навчальній матриці кадра зображення: $j := 0$;

6) $j := j + 1$;

7) обчислення функції належності (3.6);

8) порівняння: якщо $j \leq n$, то виконується пункт 6, інакше – пункт 9;

9) обчислення усередненої функції належності (3.6):

$$\bar{\mu}_m = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \mu_{m,j}; \quad (2.7)$$

10) порівняння: якщо $m \leq M$, то виконується пункт 4, інакше – пункт 11;

11) визначення класу розпізнавання за максимальним значенням функції (2.7);

12) якщо для всіх класів розпізнавання максимальні значення функції (2.6) від'ємні, то кадр не ідентифікується;

13) порівняння: якщо $kd \leq K$, то виконується пункт 2, інакше – пункт 15;

14) ЗУПИН.

Таким чином, ідентифікація кадрів цифрового зображення місцевості здійснюється шляхом визначення за вирішальними правилами (2.5) належності реалізації, що розпізнається, до контейнеру відповідного класу розпізнавання. Водночас через малу обчислювальну трудомісткість вирішальних правил забезпечується висока оперативність прийняття класифікаційних рішень, що є одним з важливих показників функціональної ефективності БСР автономного БПЛА.

Розглянутий вище алгоритм інформаційно-екстремального машинного навчання БСР реалізовано на прикладі ідентифікації кадрів зображення місцевості (рис. 2.1), одержаного за результатами аерофотозйомки [40].



Рисунок 2.1 – Загальний план місцевості

Для формування вхідної навчальної матриці яскравості зображення місцевості розбивалося на кадри розміром 50×50 пікселів. Як зони інтересу обрано автомобільну дорогу – клас розпізнавання X_1^o , ліс – клас розпізнавання X_2^o , поле – клас розпізнавання X_3^o і трав'яний покрив – клас розпізнавання X_4^o . Обрані кадри зображень показано на рисунку 2.2.



Рисунок 2.2 – Зображення кадрів зон інтересу: *a* – клас X_1^o); *б* – ліс (клас X_2^o); *в* – поле (клас X_3^o); *г* – трав'яний покрив (клас X_4^o)

Формування вхідної навчальної матриці здійснювалося шляхом порядкового зчитування значень яскравості пікселів рецепторного поля кожного кадру в декартовій системі координат. Машинне навчання БСР здійснювалося згідно з процедурою (3.1) з паралельною оптимізацією контрольних допусків на ознаки розпізнавання. У процесі машинного навчання попередньо за наведеним вище алгоритмом було визначено як базовий клас розпізнавання X_4^o – луки, відносно усередненого вектора ознак якого задавалася система контрольних допусків.

На рисунку 2.3 показано графік залежності інформаційного критерію (2.3) від параметра δ поля контрольних допусків на ознаки розпізнавання, одержаний у процесі інформаційно-екстремального машинного навчання з паралельною оптимізацією контрольних допусків.

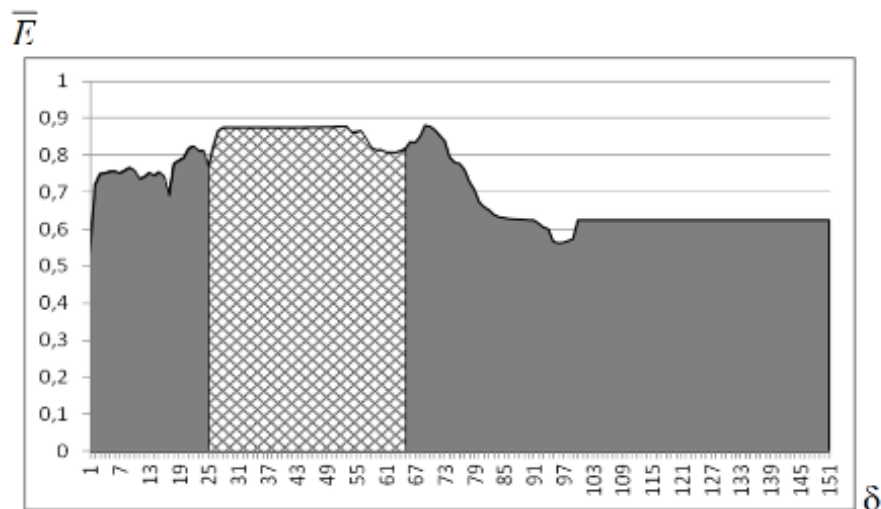


Рисунок 2.3 – Графік залежності інформаційного критерію оптимізації від параметра поля контрольних допусків

На рисунку 2.3 штрихована ділянка графіку позначає робочу (допустиму) область визначення функції інформаційного критерію оптимізації параметрів машинного навчання, в якій виконуються умови: $D_{1,m} > 0,5$ і $D_{2,m} > 0,5$, тобто перша і друга достовірності перевершують відповідно помилки першого і другого роду. Крім того, права межа робочої області визначається за умови недопущення “поглинання” одним класом іншого:

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

що є принциповим обмеженням при застосуванні радіально-базисних функцій. Аналіз рисунку 2.3 показує, що через наявність у робочій області ділянки типу “плато” визначення максимального значення інформаційного критерію (3.3) не є однозначним. Оскільки вибір параметра δ поля контрольних допусків суттєво впливає на ступінь перетину класів розпізнавання, то для його визначення в цьому випадку слід скористатися запропонованим у праці автора НТР [38] так званим коефіцієнтом нечіткої компактності, який має такий уточнений автором вигляд:

$$l_{m,c} = \frac{d_m^*}{d(x_m^* \oplus x_c^*)}, \quad (2.8)$$

де d_m^* — оптимальний радіус контейнера класу розпізнавання X_m^o ;

$d(x_m^* \oplus x_c^*)$ — кодова відстань між геометричними центрами найближчих сусідніх класів розпізнавання X_m^o і X_c^o ;

x_m^* — екстремальне значення усередненого структурованого вектора ознак класу розпізнавання X_m^o ;

x_c^* – екстремальне значення усередненого структурованого вектора ознак класу розпізнавання X_c^o .

За умови мінімального значення коефіцієнта (2.8) на ділянці типу плато оптимальний параметр поля контрольних допусків на ознаки розпізнавання дорівнює $\delta^* = 28$ градацій яскравості пікселів рецепторного поля кадрів зображень. При цьому максимальне нормоване значення усередненого за алфавітом класів розпізнавання критерію оптимізації дорівнює $\bar{E}^* = 0,88$. На рисунку 2.4 показано значення оптимальних контрольних допусків для всіх ознак розпізнавання. На рисунку крива 1 визначає оптимальні верхні контрольні допуски на ознаки розпізнавання; крива 2 – усереднену реалізацію класу розпізнавання X_4^o , відносно якої встановлюється система контрольних допусків для заданого алфавіту класів розпізнавання, і крива 3 визначає оптимальні нижні контрольні допуски на ознаки розпізнавання.

Оскільки вирішальні правила (2.5) будуються в рамках геометричного підходу, то для їх створення необхідно знати геометричні параметри контейнерів класів розпізнавання.

На рисунку 2.5 показано результати оптимізації в процесі інформаційно-екстремального машинного навчання БСР радіусів контейнерів класів розпізнавання при оптимальній системі контрольних допусків.

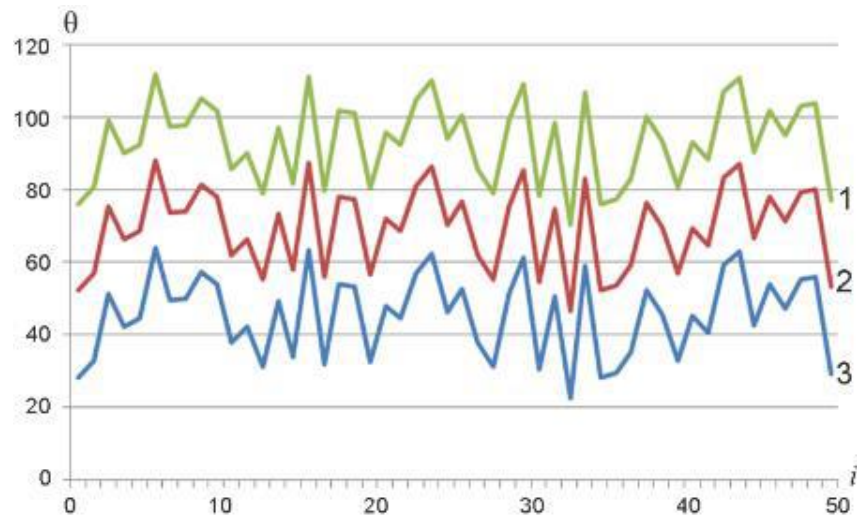


Рисунок 2.4 – Система контрольних допусків на ознаки розпізнавання

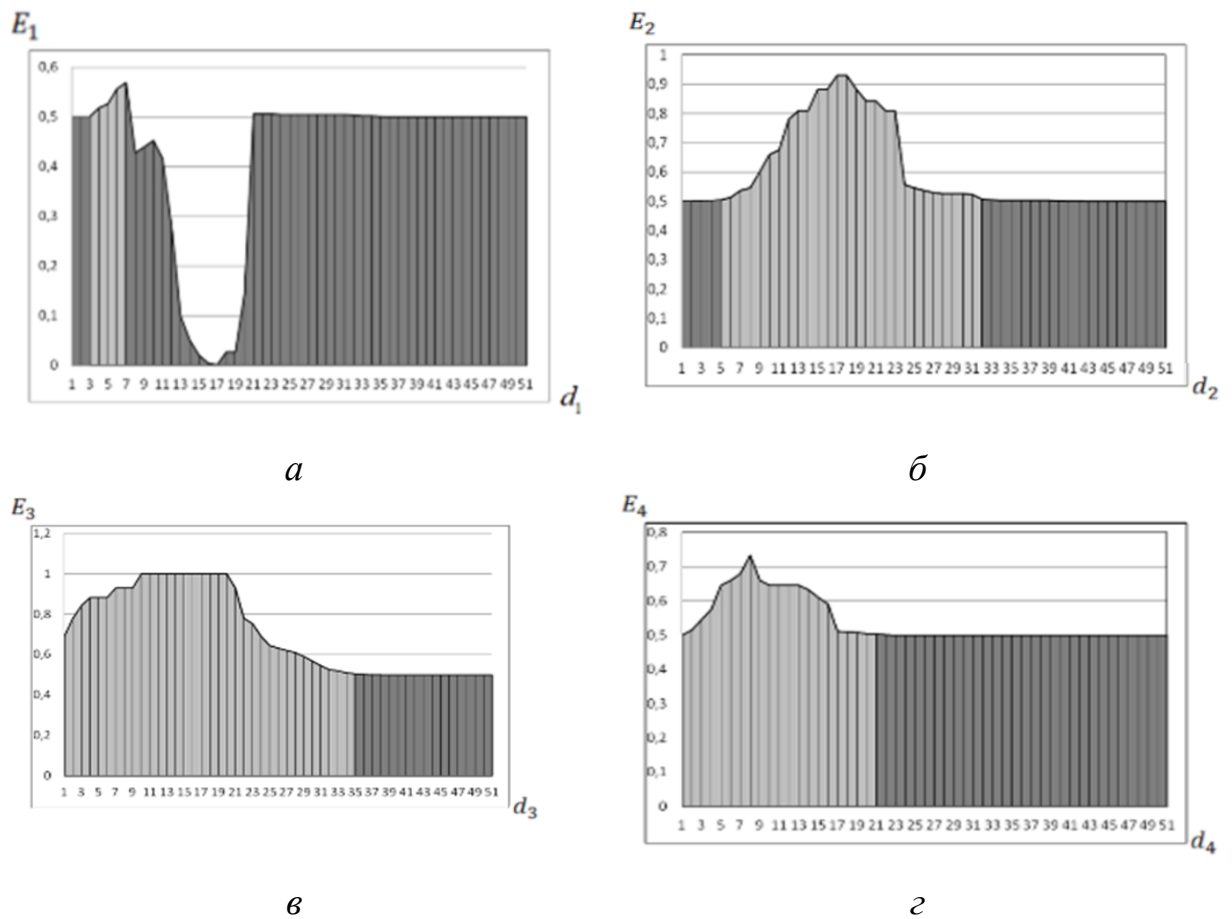


Рисунок 2.5 – Графіки залежності інформаційного критерію (3.4) від радіусів контейнерів: *a* – клас розпізнавання X_1^o ; *б* – клас розпізнавання X_2^o ; *в* – клас розпізнавання X_3^o ; *г* – клас розпізнавання X_4^o

Аналіз рисунку 2.5 показує, що оптимальні радіуси контейнерів класів розпізнавання в кодових одиницях Хеммінгової відстані дорівнюють: $d_1^* = 7$ для класу розпізнавання X_1^o , $d_2^* = 17$ для класу розпізнавання X_2^o , $d_3^* = 10$ для класу розпізнавання X_3^o і $d_4^* = 8$ для класу розпізнавання X_4^o . Оптимальним параметрам контейнерів класів розпізнавання відповідають такі значення критерію оптимізації та точнісних характеристик класифікаційних рішень: для класу розпізнавання X_1^o – $E_1^* = 0,58$ (перша достовірність $D_1^* = 0,72$, помилка другого роду $\beta^* = 0,09$), для класу розпізнавання X_2^o – $E_2^* = 0,92$ ($D_1^* = 0,96$; $\beta^* = 0,02$), для класу розпізнавання X_3^o – $E_3^* = 1,00$ ($D_1^* = 1,00$; $\beta^* = 0$) і для класу розпізнавання X_4^o – $E_4^* = 0,73$ ($D_1^* = 0,86$; $\beta^* = 0,03$).

У режимі екзамену за вирішальними правилами (2.5) здійснено ідентифікацію кадрів, показаних на рисунку 2.2. На рисунку 2.6 показано сформовану в процесі ідентифікації кадрів електронну карту місцевості з позначеними згідно з номерами класів розпізнавання зонами інтересу.



Рисунок 2.6 – Сегментована електронна карта регіону

На рисунку 2.6 кадри пронумеровано згідно з номерами класів розпізнавання: 1 – автомагістраль; 2 – ліс; 3 — поле і 4 – трав’яний покрив.

Аналіз рисунку 2.6 показує, що з найбільшою достовірністю ідентифіковані кадри «поле» – 0,94 і «трав’яний покрив» – 0,92, а достовірність ідентифікації кадрів «ліс» і «автомагістраль» дорівнює 0,86 і 0,84 відповідно. Водночас варто підкреслити, що основним шляхом підвищення точності ідентифікації кадрів у рамках ІЕІ-технології є збільшення глибини машинного навчання.

Таким чином, синтезована БСР має можливість визначати пріоритетну зону інтересу. Якщо такою зоною є «автомобільна дорога», то може запускатися алгоритм розпізнавання, наприклад, наземного транспортного засобу, що розшукується.

Зображення кадрів, показаних на рисунках 3.2б–3.2г, відносяться до типу «текстура», а зображення кадру автомобільної дороги (рис. 3.2а) є нестационарним за яскравістю. Крім того, дорога може займати довільне положення в різних кадрах. З метою забезпечення інваріантності вирішальних правил до зсуву і повороту наземних об’єктів у рамках кадрів формування вхідної навчальної матриці в подальших дослідженнях здійснювалося шляхом оброблення зображень у полярній системі координат. При формуванні вхідної навчальної матриці кадрів, показаних на рисунку 2.2, усереднена яскравість пікселів кожного кола зчитування, побудованого навколо геометричного центру кадру розміром 50×50 пікселів, обчислювалася за формулою [41]

$$\Theta_j = \frac{1}{N_j} \sum_{i=1}^{N_j} \theta_i, \quad (2.9)$$

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 у j -му колі зчитування.

На рис. 2.7 показано одержані за формулою (2.9) RGB-криві яскравості показаного на рис. 2.2а кадру класу розпізнавання X_1^o – автомобільна дорога. За одержаними в процесі квантування за радіусом кола зчитування дискретними RGB-кривих яскравості було сформовано реалізації вхідної навчальної матриці для показаних на рисунку 3.2 кадрів зображення.

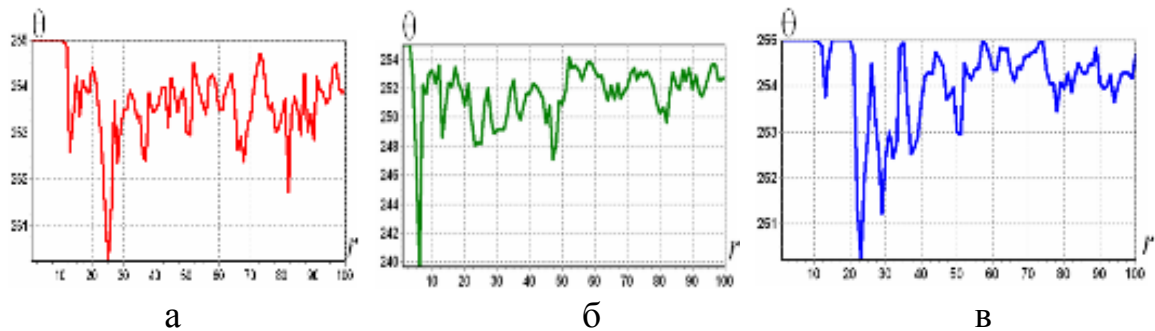


Рисунок 2.7 – Криві яскравості RGB -компонент кадру класу розпізнавання X_1^o : а – червона складова; б – зелена складова; в – синя складова

Алгоритм інформаційно-екстремального машинного навчання БСР з оптимізацією системи контрольних допусків на ознаки розпізнавання так само реалізовано у вигляді двохциклічної процедури (3.1) пошуку глобального максимуму інформаційного критерію в робочій області визначення його функції. Як інформаційний критерій оптимізації параметрів машинного навчання розглядався модифікований ентропійний критерій (2.3). Отримані на етапі екзамену результати порівнювалися з результатами ідентифікації аналогічних вище наведених кадрів, які оброблялися в декартовій системі координат. Наприклад, при обробленні цих зображень у полярній системі координат за формулою (2.9) повна ймовірність правильної ідентифікації кадру класу X_3^o (фрагмент автомобільної дороги), обчислена за результатами

екзамену, дорівнювала $P_t = 0,92$ проти ймовірності $P_t = 0,73$, отриманої при обробленні цих же зображень у декартовій системі координат. Водночас достовірності ідентифікації кадрів інших класів розпізнавання практично не відрізнялися, оскільки їх зображення відносяться до типу “текстура”, тобто вони є стаціонарними за яскравістю.

Таким чином, алгоритм машинного навчання БСР за навчальними матрицями, сформованими при обробленні кадрів у полярній системі координат, дозволяє забезпечити інваріантність вирішальних правил при ідентифікації зображень кадрів, сформованих за довільних початкових умов. Водночас оброблення зображень наземних об’єктів у полярній системі координат надає ознакам розпізнавання властивість інваріантності до довільного положення наземного об’єкту в кадрі зони інтересу.

2.2 Інформаційно-екстремальне машинне навчання бортової системи розпізнавання наземних навігаційних орієнтирів

Однією з надскладних функціональних задач автономного БПЛА є розпізнавання наземних об’єктів, у тому числі інфраструктурних та природних орієнтирів з відомими координатами. Основним шляхом підвищення функціональної ефективності БСВН є її інформаційний синтезу на основі машинного навчання та розпізнавання образів. Водночас функціональна ефективність машинного навчання БСВН у 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 сформованого за цим методом вхідного математичного опису на функціональну ефективність інформаційно-екстремального машинного навчання БСР автономного БПЛА.

Вхідними даними алгоритму інформаційно-екстремального машинного навчання БСВН є навчальна матриця яскравості пікселів рецепторного поля зображень наземних орієнтирів. З метою забезпечення інваріантності побудованих за результатами машинного навчання вирішальних правил до зсуву і повороту об'єктів у рамках кадрів зони інтересу формування вхідної навчальної матриці здійснювалося шляхом оброблення зображень у 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 (2.9). На рисунку 2.8 схематично показано оброблення зображення об'єкту розпізнавання в полярних координатах.

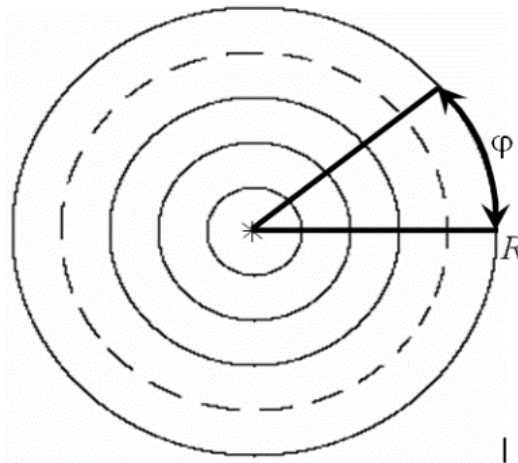


Рисунок 2.8 – Схема оброблення зображення

Отримані за формулою (2.9) усереднені яскравості пікселів всіх кіл зчитування утворюють структуровану реалізацію вхідної навчальної матриці відповідного класу розпізнавання.

Оброблення зображення в полярній системі координат потребує визначення на наземному орієнтирі центру системи полярних координат, відносно якого будуються згідно з формулою (2.9) концентровані кола зчитування яскравості пікселів кадру фрейму відеопотоку.

Як приклад розглянемо машинне навчання автономного БПЛА для розпізнавання наземних інфраструктурних навігаційних орієнтирів, показаних на рисунку 2.9.

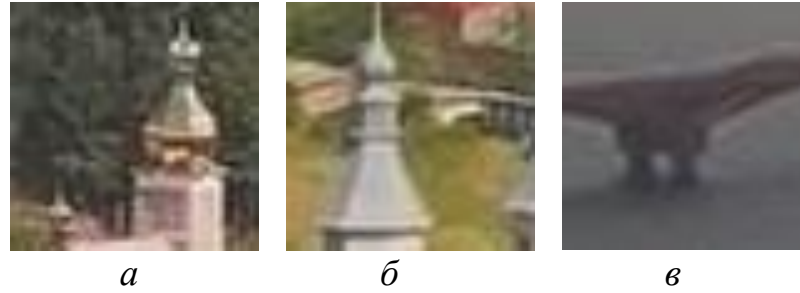


Рисунок 2.9 – Зображення наземних орієнтирів: a – клас розпізнавання X_1^o ;
 b – клас розпізнавання X_2^o ; v – клас розпізнавання X_3^o

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

$$3) b_n = \begin{cases} 1, & \text{if } \eta_n \leq \eta; \\ 0, & \text{if } \text{else}, \end{cases}$$

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;

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

5) визначається центр полярної системи координат наземного об'єкту в кадрі зони інтересу шляхом обчислення середнього арифметичного номерів одиничних пікселів за формулою

$$\bar{n}_c = \frac{1}{b_{\Sigma}^{(1)}} \sum_{n=1}^{b_{\Sigma}^{(1)}} b_n^{(1)} \quad (2.10)$$

5) у декартовій системі визначаються координати (x_c, y_c) центру поляризації;

6) центр координат декартової системи переноситься в центр поляризації, навколо якого задається область із радіусом R ;

7) координати пікселів в області з радіусом R перетворюються в координати полярної системи відносно її центру (x_c, y_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 (3.9) 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 $\Theta_r, r = \overline{0, R}$ для всіх RGB -компонент зображення.

Отже, 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. Для визначення центру полярної системи координат на автомобілі було розроблено комп'ютерну програму Class SelectedObject, на яку авторами отримано свідоцтво на реєстрацію авторського права [15]. Крім того, ця програма обробляє зображення об'єкту в полярній системі координат і формує вхідну навчальну матрицю БСР.

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.

Інформаційно-екстремальне машинне навчання бортової системи БПЛА для розпізнавання наземних орієнтирів (рис. 2.9) здійснювалося спочатку з паралельною оптимізацією контрольних допусків, а потім з метою покращення результату було збільшено рівень глибини машинного навчання шляхом реалізації послідовної оптимізації контрольних допусків.

Як критерій оптимізації параметрів машинного навчання розглядалася модифікована інформаційна міра Кульбака-Леблера (далі в тексті міру будемо називати за прізвищем першого автора). Експериментально доведено, що модифіковані міра Кульбака і ентропійний критерій Кузьміна (2.3) дають однакові результати оптимізації параметрів машинного навчання. Виразимо для двохальтернативних рішень і апріорно рівноймовірних гіпотез модифікований авторами НТР критерій Кульбака, який обчислюється на k -му кроці машинного навчання розпізнавати реалізації класу розпізнавання X_m^o , як функціонал від першої достовірності і помилки другого роду:

$$E[m, k] = \{Dl[m, k] - \beta[m, k]\} \log_2 \left\{ \frac{1 + Dl[m, k] - \beta[m, k] + 10^{-\lambda}}{1 - Dl[m, k] + \beta[m, k] + 10^{-\lambda}} \right\}, \quad (2.11)$$

де $10^{-\lambda}$ – достатньо мале число, яке введено для уникнення поділу на нуль.

Оскільки інформаційний критерій (2.11) є функціоналом від точнісних характеристик, то за репрезентативного обсягу навчальної вибірки необхідно користуватися оцінками першої достовірності та помилки другого роду:

$$D[m, k] = \frac{K1[m, k]}{n_{\min}}; \beta[m, k] = \frac{K3[m, k]}{n_{\min}}. \quad (2.12)$$

Після підстановки оцінок (2.12) у формулу (2.11) робоча формула для обчислення модифікованого критерію Кульбака приймає вигляд

$$E[m, k] = \frac{1}{n_{\min}} \{K1[m, k] - K3[m, k]\} \log_2 \left\{ \frac{n_{\min} + K1[m, k] - K3[m, k] + 10^{-\lambda}}{n_{\min} - K1[m, k] + K3[m, k] + 10^{-\lambda}} \right\} \quad (2.13)$$

Нормована форма критерію (2.13) представляється у вигляді

$$E_K[m, k] = \frac{E[m, k]}{E[m, k]_{\max}}, \quad (2.14)$$

де $E[m, k]_{\max}$ – максимальне значення інформаційного критерію при підстановці в формулу (2.13) значень коефіцієнтів $K1[m, k] = n_{\min}$ і $K3[m, k] = 0$, тобто приймається, що $D1[m, k] = 1$ і $\beta[m, k] = 0$.

Вхідна навчальна матриця розміром 50x50 пікселів формувалася шляхом порядкового зчитування яскравості в декартовій системі координат. Спочатку машинне навчання БСР здійснювалося з паралельною оптимізацією контрольних допусків, при якій на кожному кроці машинного навчання контрольні допуски змінювалися одночасно для всіх ознак розпізнавання. Інформаційний критерій (2.13) обчислювався при $n_{\min} = 40$ і $\lambda = 2$.

На рисунку 2.10 показано графік залежності усередненого за алфавітом класів розпізнавання нормованого критерію (2.14) від параметра поля контрольних допусків δ , отриманий у процесі машинного навчання за процедурою (2.1).

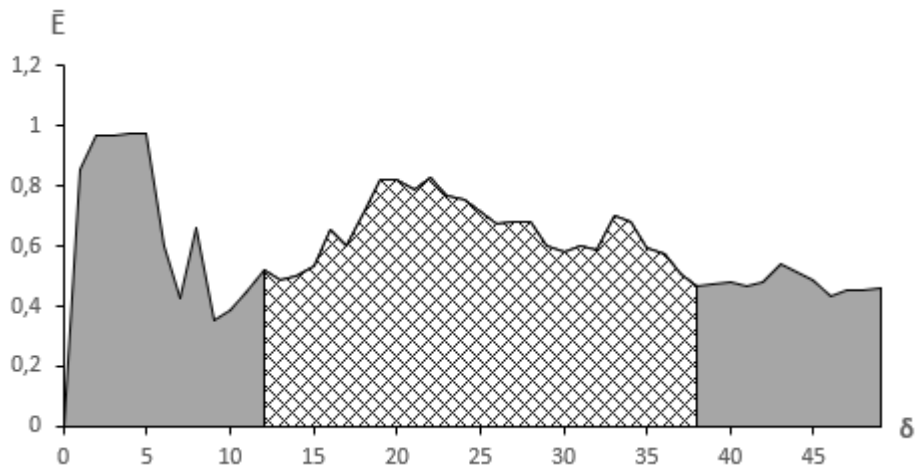


Рисунок 2.10 – Графік залежності інформаційного критерію (2.14) від параметра поля контрольних допусків на ознаки розпізнавання

Аналіз рисунку 2.10 показує, що максимальне значення критерію дорівнює $\bar{E}^* = 0,82$. Водночас оптимальне значення параметра поля контрольних допусків на ознаки розпізнавання дорівнює $\delta^* = 33$ градацій яскравості.

Для побудови вирішальних правил (2.5) необхідно знати оптимальні геометричні параметри контейнерів класів розпізнавання. На рисунку 2.11 показано графіки залежності інформаційного критерію (2.14) від радіусів контейнерів класів розпізнавання, отримані в процесі оптимізації контрольних допусків на ознаки розпізнавання.

Аналіз рисунку 2.11 показує, що оптимальне значення радіусу контейнера класу розпізнавання X_1^o дорівнює $d_1^* = 16$ (тут і далі в кодових одиницях бінарного простору Хеммінга), для класу розпізнавання X_2 – $d_2^* = 21$ і для класу розпізнавання X_3^o – $d_3^* = 20$.

Результати комп'ютерного моделювання функціонування БСР у режимі екзамену показали, що повна ймовірність правильної класифікації тестової реалізації класу розпізнавання X_1 дорівнює $P_t = 0,76$, класу розпізнавання X_2 – $P_t = 0,88$ і класу розпізнавання X_3 – $P_t = 1,00$.

Таким чином, інформаційно-екстремальне машинне навчання БСВН другого рівня глибини за процедурою (2.1) не забезпечує високу

функціональну ефективність. Тому згідно з принципом відкладених рішень Івахненка О. Г. було збільшено глибину машинного навчання БСР з оптимізацією рівня квантування яскравості пікселів кадру зони інтересу згідно із заданим вектором параметрів оптимізації (2.10).

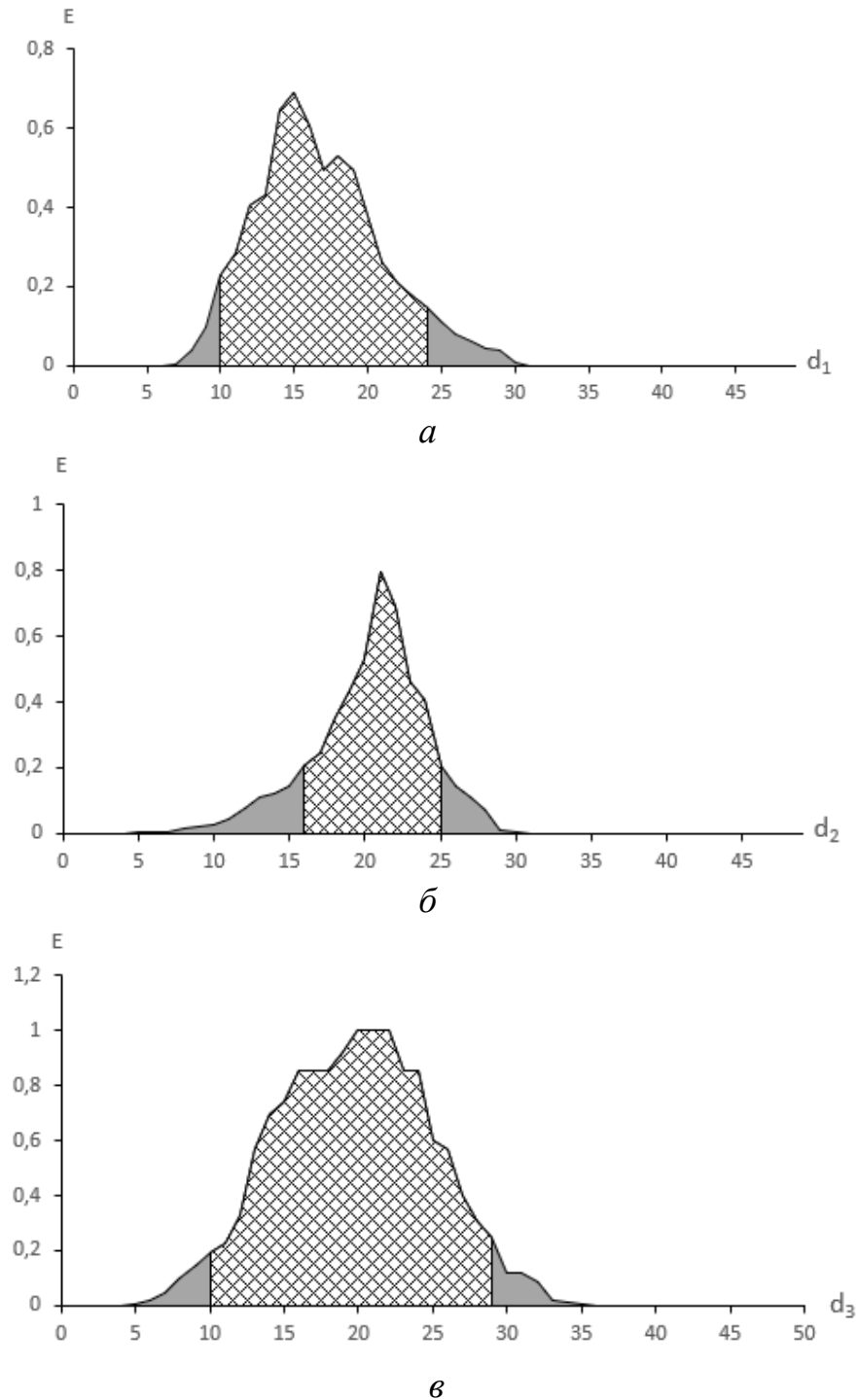


Рисунок 2.11 – Графіки залежності інформаційного критерію від радіусів контейнерів: *a* – клас розпізнавання X_1^o ; *б* – клас розпізнавання X_2 ; *в* – клас розпізнавання X_3^o

Розглянемо алгоритм інформаційно-екстремального машинного навчання БСР, у процесі якого відбувається відновлення гіперсферичних контейнерів класів розпізнавання шляхом оптимізації координат вектора параметрів машинного навчання (2.10). Вхідними даними є масив вхідної навчальної матриці яскравості, ознаки розпізнавання якої обчислені за формулою (2.9). Крім того задано параметр δ_H , який дорівнює половині симетричного нормованого поля допусків на ознаки розпізнавання і визначає область значень параметра оптимізації δ .

Згідно з категорійною моделлю (рис. 1.7) алгоритм інформаційно-екстремального машинного навчання БСВН автономного БПЛА з оптимізацією рівня квантування яскравості представимо у вигляді ітераційної процедури максимізації інформаційного критерію

$$\eta^* = \arg \max_{G_\eta} \{ \max_{G_\delta} \{ \max_{G_E \cap \{k\}} \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M E_m^{(k)} \} \}, \quad (2.15)$$

де G_η – область допустимих значень рівня η квантування яскравості пікселів зображення кадру зони інтересу;
 G_δ – допустима область значень параметра δ поля контрольних допусків на ознаки розпізнавання.

Внутрішній цикл процедури (2.15) обчислює на кожному кроці машинного навчання інформаційний критерій оптимізації, здійснює пошук його максимального значення в робочій області G_E і визначає оптимальні геометричні параметри гіперсферичного контейнера класу розпізнавання. Середній цикл оптимізує систему контрольних допусків на ознаки розпізнавання, а зовнішній цикл – рівень квантування яскравості пікселів кадру зони інтересу.

Таким чином, інформаційно-екстремальне машинне навчання БСР 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. Оскільки вирішальні правила розглядаються як функції належності вектору, що розпізнається, одному з класів із заданого алфавіту, то інформаційно-екстремальне машинне навчання можна розглядати як процес дефазифікації апріорно нечіткого розбиття простору ознак на класи розпізнавання.

За результатами інформаційно-екстремального машинного навчання БСВН за процедурою (2.15) було визначено оптимальне значення рівня квантування яскравості зображення кадру з наземним орієнтиром, який дорівнював $\eta^* = 75$ градацій яскравості. Водночас центр полярної системи координат визначався за програмою Class SelectedObject, на яку отримано авторами свідоцтво на реєстрацію авторського права на комп'ютерну програму [15].

Запропонований метод фільтрації ознак розпізнавання на цифровому зображенні наземного об'єкту в процесі інформаційно-екстремального машинного навчання може бути поширений на випадки, коли в кадрі зони інтересу з'являються фрагменти інших об'єктів. У цьому випадку можна провести регуляцію, наприклад, за такою схемою: якщо піксель фрагменту, яскравість якого за результатом квантування має значення «1», не має чотирьох сусідів з таким значенням, то він обнулюється, тобто не впливає на точність центрування наземного орієнтиру, що досліджується.

На рисунку 2.12 показано графік залежності усередненого за алфавітом класів розпізнавання нормованого інформаційного критерію (2.14) від параметра δ поля контрольних допусків на ознаки розпізнавання, отриманий в процесі інформаційно-екстремального машинного навчання з паралельною оптимізацією контрольних допусків при оптимальному рівні квантування яскравості зображення $\eta^* = 75$.

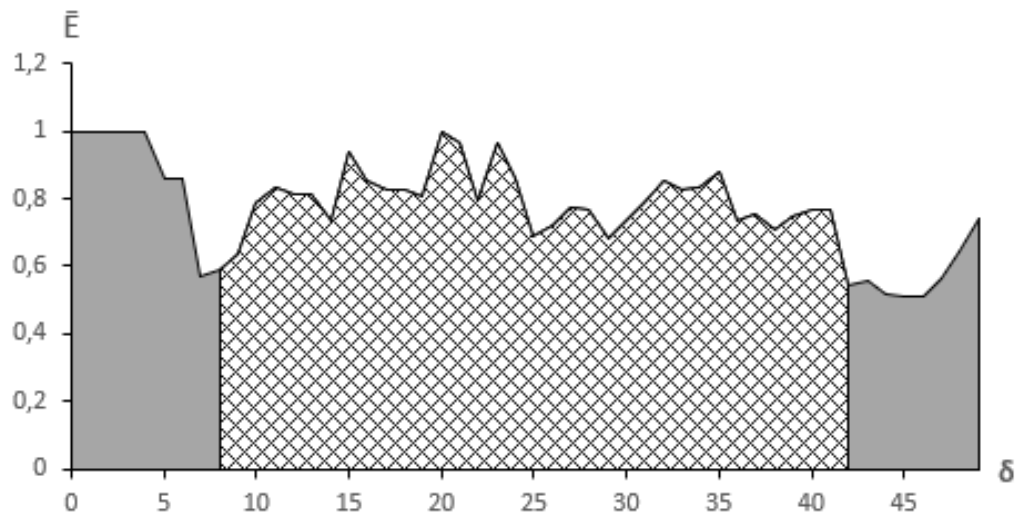
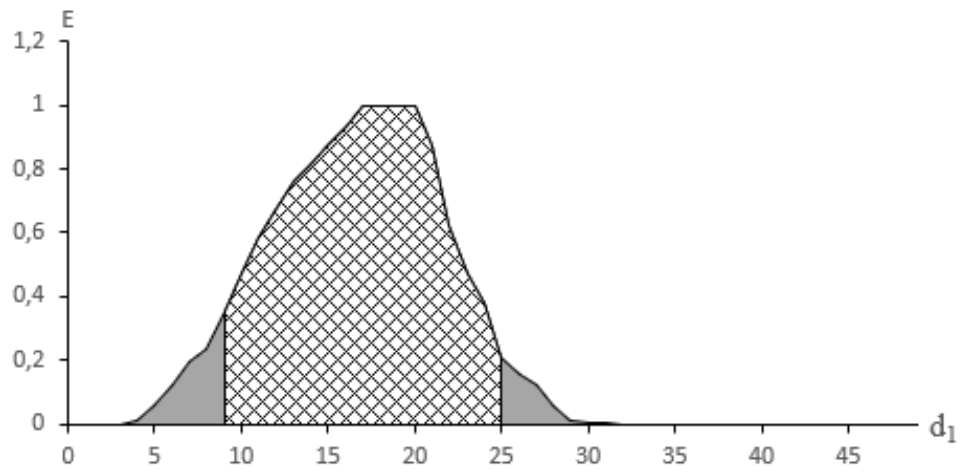


Рисунок 2.12 – Графік залежності інформаційного критерію від параметра δ поля контрольних допусків

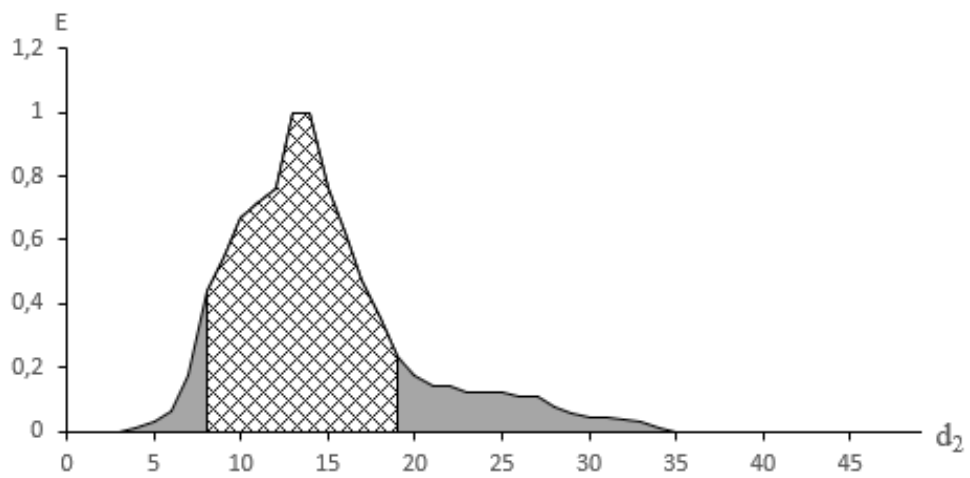
Аналіз рисунка 2.14 показує, що максимальне значення інформаційного критерію (2.14) у робочій області визначення його функції, отримане при оптимальному рівні квантування яскравості рецепторного поля зображення дорівнює $\bar{E}^* = 1,00$, (проти 0,82 при обробленні зображень без оптимізації рівня квантування яскравості пікселів зображень). Водночас оптимальне значення параметра поля контрольних допусків на ознаки розпізнавання дорівнює $\delta^* = 20$ градацій яскравості.

На рисунку 2.13 показано графіки залежності інформаційного критерію (2.14) від величини радіусів контейнерів класів розпізнавання, отримані в процесі машинного навчання БСВН з паралельною оптимізацією контрольних допусків на ознаки розпізнавання.

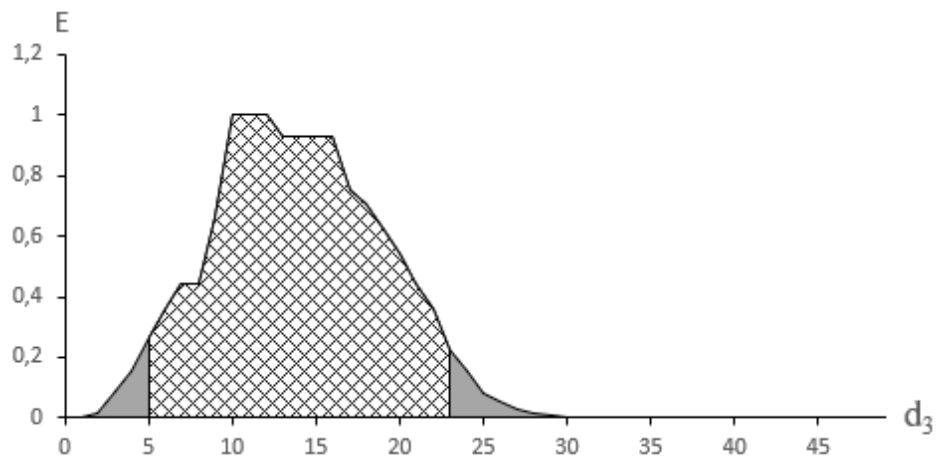
Результати комп'ютерного моделювання БСВН у режимі екзамену показали, що повна ймовірність правильного розпізнавання реалізацій класу X_1^o дорівнює $P_t = 0,96$, класу X_2^o – $P_t = 0,92$ і класу X_3^o – $P_t = 0,93$, що є згідно з класифікацією точності машинного навчання [42] високими показниками функціональної ефективності машинного навчання.



a



б



в

Рисунок 2.13 – Графіки залежності інформаційного критерію від радіусів контейнерів: *a* – клас розпізнавання X_1^o ; *б* – клас розпізнавання X_2 ; *в* – клас розпізнавання X_3^o

Таким чином, оброблення зображень наземних орієнтирів у полярній системі координат дозволяє забезпечити інваріантність вирішальних правил до довільних початкових умов формування вхідної навчальної матриці, що підвищує інформативність ознак розпізнавання. Водночас запропонований метод інформаційно-екстремального машинного навчання БСР з оптимізацією рівня квантування яскравості пікселів цифрового зображення дозволяє визначати на наземному орієнтирі центр полярної системи координат шляхом фільтрації ознак розпізнавання побічних об'єктів у кадрі зображення регіону спостереження.

2.3 Інформаційно-екстремальне машинне навчання бортової системи розпізнавання наземних об'єктів з оптимізацією розміру кадрів зображення

Згідно з категорійною моделлю (рис. 1.8) алгоритм інформаційно-екстремального машинного навчання БСР з оптимізацією розміру кадрів цифрового зображення регіону представимо у вигляді ітераційної трьохциклічної процедури пошуку глобального максимуму усередненого за алфавітом класів розпізнавання інформаційного критерію оптимізації в робочій (допустимій) області визначення його функції

$$p^* = \arg \max_{G_p} \{ \max_{G_\delta} \{ \max_{|G_E \cap \{k\}} \bar{E}^{(k)} \} \}, \quad (2.16)$$

де p^* – оптимальний розмір сторони квадратного кадру цифрового зображення;

$\bar{E}^{(k)}$ – обчислений на k -му кроці машинного навчання усереднений за алфавітом класів розпізнавання інформаційний критерій оптимізації параметрів машинного навчання, заданих структурою (1.13);

G_p – допустима область значень параметра p , який характеризує розмір кадру рецепторного поля цифрового зображення;

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

Вхідною інформацією для алгоритму машинного навчання є навчальна матриця у вигляді тривимірного масиву векторів ознак розпізнавання $\{y_{m,i}^{(j)}\}$ і система полів нормованих допусків $\{\delta_{H,i}\}$ на ознаки розпізнавання, яка задає область значень відповідних контрольних допусків.

Основними етапами інформаційно-екстремального машинного навчання БСР є:

1) визначення для заданого алфавіту класів розпізнавання X_m^o базового класу X_1^o , відносно якого задається система контрольних допусків на ознаки розпізнавання;

2) оптимізація за інформаційним критерієм (2.14) параметрів машинного навчання БСР, які входять у структуру (1.13);

3) побудова вирішальних правил за оптимальними геометричними параметрами контейнерів класів розпізнавання, які відновлювалися в процесі машинного навчання в радіальному базисі бінарного простору ознак розпізнавання;

4) перевірка функціональної ефективності машинного навчання БСР у режимі функціонального тестування та екзамену.

Визначення базового класу розпізнавання X_1^o здійснюється за схемою:

- 1) обнулюється лічильник базових класів розпізнавання: $b := 0$;
- 2) ініціалізується лічильник базових класів розпізнавання: $b := b + 1$;
- 3) обнулюється лічильник класів розпізнавання: $m := 0$;
- 4) $m := m + 1$;

5) обнулюється лічильник кроків зміни радіусів контейнерів класів розпізнавання: $k := 0$;

6) визначається для масиву $\{y_{m,i}^{(j)}\}$ усереднений вектор y_m ;

7) якщо $b = b + 1$ і $m = m + 1$, то $y_m := y_b$, тобто вектор y_m приймається за базовий і виконується пункт 8, інакше – пункт 9;

8) обчислюються для кожної i -ї ознаки вектора y_b нижній $A_{HK,i}[b]$ і верхній $A_{BK,i}[b]$ контрольні допуски за формулами

$$A_{HK,i}[b] = y_{b,i} - \delta; A_{BK,i}[b] = y_{b,i} + \delta,$$

де $y_{b,i}$ – значення i -ї ознаки вектора y_b класу розпізнавання X_m^o ;

9) формується тривимірний масив бінарної навчальної матриці $\{x_{m,i}^{(j)}\}$, елементи якої обчислюються за правилом

$$x_{m,i}^{(j)} = \begin{cases} 1, & \text{якщо } A_{HK,i}[b] < y_{m,i}^j < A_{BK,i}[b]; \\ 0, & \text{якщо інакше} \end{cases} \quad (2.17)$$

10) для масиву $\{x_{m,i}^{(j)}\}$ визначається двійковий вектор x_m ;

11) якщо $m \leq M$, то виконується пункт 4, інакше – пункт 12;

12) для множини векторів $\{x_m\}$ будується матриця кодових відстаней і за нею визначаються пари найближчих сусідів, для яких у процесі машинного навчання відновлюються гіперсферичні контейнери класів розпізнавання;

13) ініціалізується лічильник класів розпізнавання: $m := m + 1$;

14) ініціалізується лічильник кроків зміни радіусів контейнерів класів розпізнавання: $k := k + 1$;

15) обчислюється інформаційний критерій (2.14) оптимізації параметрів машинного навчання;

16) якщо $k < d(x_m \oplus x_c)$, то виконується пункт 14, інакше – пункт 17;

17) визначається у робочій області G_E максимальне значення $E_m^{*(k)}$ інформаційного критерію (2.14);

18) якщо $b \leq M$, то виконується пункт 2, інакше – пункт 19;

19) обчислюється усереднене максимальне значення \bar{E}^* критерію (2.14);

20) за базовий приймається клас розпізнавання, для якого значення критерію (2.14) є максимальним;

21) ЗУПИН.

Після визначення базового класу запускається процедура (2.16) машинного навчання БСР з оптимізацією системи контрольних допусків на ознаки розпізнавання і розміру кадрів.

Вхідними даними для реалізації процедури (2.16) є алфавіт класів розпізнавання $\{X_m^o\}$, в якому клас X_1^o є базовим; відповідний трьохвимірний масив навчальної матриці $\{y_{m,i}^{(j)}\}$; параметр δ_H , який визначає систему нормованих допусків на ознаки розпізнавання і максимальний допустимий розмір r_{\max} сторони квадратних кадрів цифрового зображення регіону.

Розглянемо схему алгоритму інформаційно-екстремального машинного навчання з оптимізацією розміру кадрів цифрового зображення регіону:

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

2) $m := m + 1$;

3) обнулення лічильника кроків зміни розміру кадрів зображення регіону: $p := 0$;

4) $p := p + 1$;

5) обнулення лічильника кроків зміни параметра $\delta := 0$;

6) $\delta := \delta + 1$;

7) обчислення нижніх і верхніх $\{A_{B,i}\}$ контрольних допусків на ознаки розпізнавання відповідно за правилами

$$A_{H,i} = y_{1,i} - \delta; \quad A_{B,i} = y_{1,i} + \delta, \quad (2.18)$$

де $y_{1,i}$ – i -та ознака усередненого вектора y_1 базового класу розпізнавання;

8) обнулення лічильника кроків зміни радіуса гіперсферичного контейнера: $k := 0$;

9) $k := k + 1$;

10) формується тривимірний масив бінарної навчальної матриці, елементи якої обчислюються за правилом (2.17);

11) формування масиву усереднених векторів ознак $\{x_m\}$, елементи яких визначаються за правилом

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

де ρ_m – рівень квантування координат двійкового вектора x_m , який за замовчуванням дорівнює 0,5.

12) розбиття множини векторів $\{x_m\}$ на пари найближчих “сусідів” $\mathfrak{R}_m^{[2]} = \langle x_m, x_c \rangle$, де x_c – усереднений вектор сусіднього класу X_c^o ;

13) обчислюється інформаційний критерій (3.14);

14) якщо $k \leq N$, то виконується пункт 9, інакше – пункт 15;

15) якщо $\delta < \delta_H$, то виконується пункт 6, інакше – пункт 16;

16) визначається максимальне значення критерію в робочій області визначення його функції, де перша і друга достовірності більше 0,5;

- 17) якщо $m < M - 1$, то пункт 2, інакше – пункт 16;
- 18) якщо $r \leq r_{\max}$, то виконується пункт 4, інакше – пункт 19
- 19) визначається глобальний максимум усередненого інформаційного критерію \bar{E}^* в робочій області визначення його функції;
- 20) визначається оптимальне значення параметра δ^* , обчислюються за формулою (3.18) оптимальні нижні $A_{H,i}^*$ і верхні $A_{B,i}^*$ контрольні допуски на всі ознаки розпізнавання і оптимальний розмір параметра r^* , який характеризує розмір кадру цифрового зображення місцевості;
- 21) ЗУПИН.

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. Машинне навчання з паралельною оптимізацією контрольних допусків характеризується високою оперативністю, але недостатньо високою повною ймовірністю прийняття правильних класифікаційних рішень. Тому для підвищення функціональної ефективності доцільно при машинному навчанні додатково реалізувати алгоритм послідовної оптимізації контрольних допусків на ознаки розпізнавання. Водночас 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 модифікованої процедури

$$\{\delta_i^*\} = \arg \otimes_{l=1}^L \left\{ \max_{G_{\delta_i}} \left[\frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \max_{G_{Em} \cap \{i_L\}} E_{m,i_L}^{(l)} \right] \right\}, i = \overline{1, N}, \quad (2.19)$$

де $E_{m,i_L}^{(l)}$ – обчислене на l -му прогоні процедури (2.16) значення інформаційного критерію (2.14);

\otimes – символ операції повторення процедури (2.19);

G_{δ_i} – допустима область параметра δ_i поля контрольних допусків i -ї ознаки розпізнавання;

$\{i_L\}$ – впорядкована множина ітерацій пошуку глобального максимуму інформаційного критерію оптимізації на L прогонах процедури (2.19).

Інформаційно-екстремальне машинне навчання БСВН з послідовною оптимізацією розміру кадрів зображень наземних орієнтирів може здійснюватися, наприклад, за ітераційною трьохциклічною процедурою пошуку глобального максимуму інформаційного критерію

$$p^* = \arg \otimes_{l=1}^L \left\{ \max_{G_r} \left\{ \max_{G_\delta} \left\{ \max_{G_{E_m} \cap \{i_L\}} \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M E_{m,i_L}^{(l)} \right\} \right\} \right\}, \quad (2.20)$$

де $E_{m,i_L}^{(l)}$ – обчислене на i_L -й ітерації l -го прогону процедури (2.20) значення інформаційного критерію оптимізації параметрів машинного навчання;
 $\{i_L\}$ – множина ітерацій.

Машинне навчання БСВН із 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. За отриманими в процесі машинного навчання оптимальними геометричними параметрами контейнерів класів розпізнавання було побудовано продукційні вирішальні правила (2.5).

Алгоритм інформаційно-екстремального машинного навчання БСВН було реалізовано з метою оптимізації в інформаційному розумінні розміру кадрів зображення регіону на прикладі отриманого за результатами аерозйомки зображення місцевості [40], показаного на рисунку 2.14.



Рисунок 2.14 – Зображення регіону

Як класи розпізнавання було обрано кадри ділянок показаного на рисунку 2.15 зображення: клас розпізнавання X_1^o – автомобільна дорога; клас розпізнавання X_2^o – рідкий ліс; клас розпізнавання X_3^o – зоране поле; клас розпізнавання X_4^o – засіяне поле. Обрані кадри показано на рисунку 3.18.

Зображення кадрів, показаних на рисунках 2.16б – 2.16г, відносяться до типу «текстура», тобто є стаціонарними за яскравістю пікселів рецепторного поля зображення. Цей клас зображень характеризується інваріантністю статистичних характеристик, наприклад, таких як математичне сподівання та дисперсія, до перестановки стовбців та рядків навчальної матриці яскравості зображень, що дозволяє формувати навчальну матрицю шляхом зчитування яскравості пікселів у декартовій системі координат. Водночас зображення кадру автомобільної дороги (рис. 2.16а) є нестаціонарним за яскравістю. Крім того, дорога може займати довільне положення в різних кадрах. Тому з метою

забезпечення інваріантності вирішальних правил до зсуву і повороту об'єкту в кадрі формування вхідної навчальної матриці здійснювалося шляхом оброблення зображень у полярній системі координат за формулою (3.9). Водночас за центр полярної системи координат приймався геометричний центр квадратного кадру цифрового зображення регіону. У результаті забезпечувалася інваріантність ознак розпізнавання до довільних умов формування вхідної навчальної матриці.

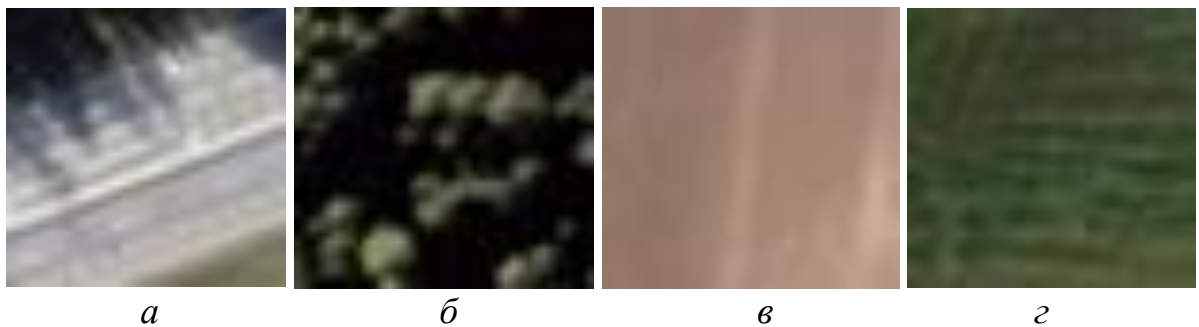


Рисунок 2.15 – Зображення кадрів зон інтересу: *a* – клас розпізнавання X_1^o ; *б* – клас розпізнавання X_2^o ; *в* – клас розпізнавання X_3^o ; *г* – клас розпізнавання X_4^o

Як ознака розпізнавання розглядалася усереднена яскравість пікселів кожного кола зчитування, побудованого навколо геометричного центру кадру.

У процесі машинного навчання БСР згідно з процедурою (2.17) значення параметра r змінювалося від нуля до 71 пікселів рецепторного поля. На рисунку 2.16 показано графік залежності усередненого за алфавітом класів розпізнавання нормованого інформаційного критерію (2.14) від параметра r .

На рисунку 2.16 темною ділянкою на графіку позначено робочу (допустиму) область визначення функції нормованого інформаційного критерію оптимізації (2.14), в якій перша і друга достовірності класифікаційних рішень перевершують відповідно помилки першого і другого роду. Аналіз рисунку 2.16 показує, що оптимальний розмір кадрів зображення

дорівнює $p^* = 50$ пікселів при максимальному значенні інформаційного критерію $\bar{E}^* = 0,7$.

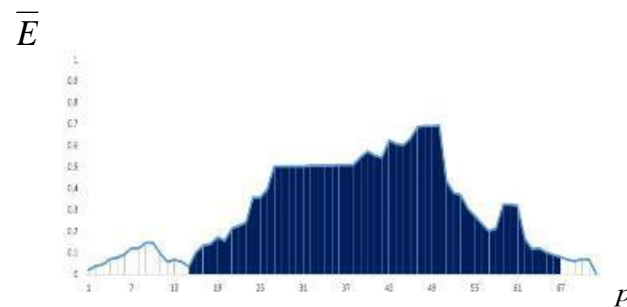


Рисунок 2.16 – Скріншот графіку залежності інформаційного критерію від розміру кадрів зображення

Оскільки максимальні значення інформаційного критерію (2.14) на графіку знаходяться на ділянці типу “плато”, то вибір оптимального розміру кадрів здійснювався за мінімальним значенням відношення, яке поєднує мінімально-дистанційний і максимально-дистанційний принципи теорії розпізнавання і має вигляд

$$\eta = \frac{\bar{d}}{d_c} \rightarrow \min_{\{m\}}, \quad (2.21)$$

де \bar{d} – усереднене значення радіусів контейнерів класів розпізнавання із заданого алфавіту;

\bar{d}_c – усереднене значення міжцентрової відстані класів розпізнавання із заданого алфавіту;

$\{m\}$ – множина класів розпізнавання.

У таблиці 2.1 показано фрагмент результатів інформаційно-екстремального машинного навчання БСР за процедурою (2.17), який у тому числі включає значення інформаційного критерію оптимізації на ділянці типу “плато” (рис. 2.16).

У таблиці 2.1 прийнято такі позначення: \overline{D}_1 – усереднена за алфавітом класів розпізнавання перша достовірність класифікаційних рішень; $\overline{\beta}$ – усереднена за алфавітом класів розпізнавання помилка другого роду класифікаційних рішень. Аналіз таблиці 2.1 показує, що на графіку (рис. 2.17) ділянка максимальних значень функції критерію (2.14) знаходиться в інтервалі від 47 до 50 пікселів розміру сторони квадратних кадрів зображення, показаних на рисунку 2.16. Водночас відношення (2.21) мінімізується при оптимальному значенні параметра $p^* = 50$ пікселів і максимальному значенні інформаційного критерію $\overline{E}_{\max} = 0,69$.

Таблиця 2.1 – Результати оптимізації розміру кадрів

p	\overline{E}	\overline{D}_1	$\overline{\beta}$	\overline{d}	\overline{d}_c
47	0,70	0,78	0,09	28	33
48	0,70	0,78	0,09	28	33
49	0,70	0,78	0,09	27	32
50	0,70	0,78	0,09	26	32
51	0,43	0,72	0,07	25	32
52	0,38	0,68	0,05	24	32
53	0,37	0,68	0,05	24	31

У таблиці 2.2 наведено результати інформаційно-екстремального машинного навчання БСР при оптимальному розмірі кадрів зображення.

Таблиця 2.2 – Результати машинного навчання

Клас розпізнавання	E_m	D_1	β	d_m^*
X_1^o	1,00	1,00	0,00	35
X_2^o	0,82	0,80	0,12	48
X_3^o	0,56	0,62	0,16	69
X_4^o	0,24	0,52	0,24	82

Аналіз таблиці 2.2 показує, що оптимальні значення радіусів контейнерів класів розпізнавання відповідно дорівнюють: $d_1^* = 35$ (тут і далі в тексті в кодових одиницях), $d_2^* = 48$, $d_3^* = 69$ і $d_4^* = 82$.

На рисунку 2.17 показано оцифроване зображення регіону (рис. 2.15), отримане за вирішальними правилами (2.5), побудованими за оптимальними геометричними параметрами контейнерів класів розпізнавання, приведеними в таблиці 2.2. Візуальний аналіз рисунка 3.20 показує, що кадри автомобільної дороги ідентифікуються з максимально наближеною до одиниці достовірністю. З високою достовірністю ідентифікується рідкий ліс. Але оскільки вирішальні правила є не безпомилковими за навчальною матрицею, то для підвищення функціональної ефективності інформаційно-екстремального машинного навчання БСР необхідно збільшити його рівень глибини шляхом оптимізації інших параметрів функціонування БСР, включаючи параметри формування вхідного математичного опису.

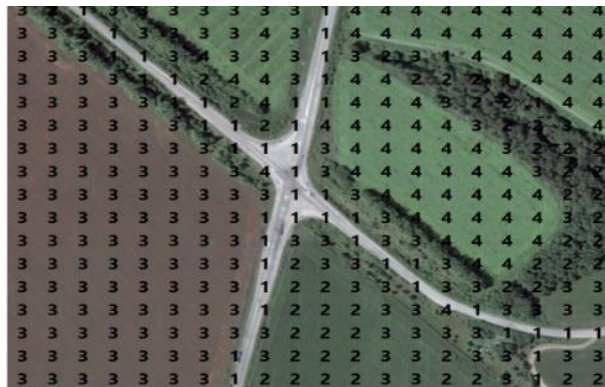


Рисунок 2.17 – Результат ідентифікації кадрів

Таким чином, шляхом комп'ютерного моделювання доведено, що розмір кадру впливає на точнісні характеристики класифікаційних рішень, тому викладений у цьому розділі метод інформаційно-екстремального машинного навчання дозволяє оптимізувати в інформаційному розумінні вхідний математичний опис і може бути використаний на відповідному рівні

глибини машинного навчання для побудови безпомилкових за навчальною матрицею вирішальних правил.

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

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 [43, 44] показано, що встановлення обмежень на яскравості *RGB*-компонент кольорового зображення збільшує достовірність розпізнавання образів. У праці [45] запропоновано алгоритм оброблення кольорових зображень, отриманих камерою *RGB-D*, який дозволяє збільшити інформативність вхідних даних у задачах розпізнавання в робототехнічних системах. У праці [46] розглядається оптимізація вагових коефіцієнтів *RGB*-компонент зображень на основі генетичних алгоритмів. Недоліком такого підходу є невисока оперативність генетичних алгоритмів, що обмежує їх застосування для розроблення інформаційного забезпечення БСР автономних БПЛА.

Розглянемо підвищення достовірності розпізнавання бортовою системою автономного БПЛА наземних природних та інфраструктурних об'єктів шляхом оптимізації в процесі інформаційно-екстремального машинного навчання вагових коефіцієнтів *RGB*-компонент кадрів цифрового зображення регіону. Згідно з категорійною моделлю (рис. 1.9) алгоритм інформаційно-екстремального машинного навчання БСР з оптимізацією *RGB*-компонент 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

$$\{w_{RGB}^*\} = \arg \max_{G_{RGB}} \{ \max_{G_\delta} \{ \max_{G_E \cap \{k\}} \bar{E}^{(k)} \} \}, \quad (2.22)$$

де $\{w_{RGB}^*\}$ – набір оптимальних вагових коефіцієнтів RGB -компонент кадру цифрового зображення;

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

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

G_δ – область допустимих значень контрольних допусків.

Внутрішній цикл процедури (3.22) реалізує базовий алгоритм, який на кожному кроці інформаційно-екстремального машинного навчання обчислює інформаційний критерій, знаходить його максимальне значення в робочій області G_E і визначає оптимальні значення $\{d_m^*\}$ радіусів контейнерів класів 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 (2.14).

Оптимізація параметра поля контрольних допусків здійснюється в середньому циклі процедури (2.22). Водночас 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 при їх послідовній оптимізації, що дозволяє підвищити оперативність алгоритму інформаційно-екстремального машинного навчання БСВН, оскільки пошук глобального максимуму інформаційного критерію оптимізації параметрів машинного навчання здійснюється тільки в робочій області визначення його

функції. Процедура інформаційно-екстремального машинного навчання БСВН, в якій реалізується послідовна оптимізація контрольних допусків на ознаки розпізнавання, має вигляд

$$\{w_{RGB}^*\} = \arg \bigotimes_{l=1}^L \left\{ \max_{G_w} \left\{ \max_{G_\delta} \left[\frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \max_{G_{Em} \cap \{i_L\}} E_{m,i_L}^{(l)} \right] \right\} \right\}. \quad (2.23)$$

Зовнішні цикли процедур (2.22) і (2.23), в яких оптимізуються вагові коефіцієнти RGB -компонент кадрів цифрового зображення регіону, реалізуються з використанням методу градієнтного спуску для пошуку глобального максимуму усередненого критерію (2.14), 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 -компонент кадрів цифрового зображення регіону:

- 1) визначається величина Δ зміни функції \bar{E} і крок градієнту h ;
- 2) встановлюються початкові значення для кожного з вагових коефіцієнтів RGB -компонент: $w_R = w_G = w_B = 1$;

3) реалізується алгоритм інформаційно-екстремального машинного навчання з паралельно-послідовною оптимізацією контрольних допусків відповідно за процедурами (2.22) і (2.23) знаходяться згідно з формулою (2.11) 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

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

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 -компоненти змінюються пропорційно відповідним новим ваговим коефіцієнтам;

8) якщо $|\text{grad}| < \epsilon$, де ϵ – задана похибка, то виконується пункт 9, інакше – пункт 3;

9) ЗУПИН.

Реалізація алгоритму інформаційно-екстремального машинного навчання БСР здійснювалася на прикладі ідентифікації кадрів цифрового зображення регіону, показаного на рисунку 2.18 [40].



Рисунок 2.18 – Зображення регіону

Як класи розпізнавання було обрано кадри розміром 50x50 пікселів показаного на рисунку 2.18 зображення: клас розпізнавання X_1^o – автомобільна дорога; клас розпізнавання X_2^o – рідкий ліс; клас розпізнавання X_3^o – зоране поле; клас розпізнавання X_4^o – трав'яний покрив. Обрані кадри показано на рисунку 2.19.



Рисунок 2.19 – Зображення кадрів: *а* – клас розпізнавання X_1^o ; *б* – клас розпізнавання X_2^o ; *в* – клас розпізнавання X_3^o ; *г* – клас розпізнавання X_4^o

Вектор-реалізація класу розпізнавання складалася з 150 ознак розпізнавання при розмірі кадру 50x50 пікселів. Машинне навчання здійснювалося за процедурами (2.22) і (2.23), за якими оптимізувалися параметри машинного навчання (1.15) шляхом пошуку глобального максимуму інформаційного критерію (2.14) у робочій області визначення його функції. На рисунку 2.21 показано графік залежності усередненого нормованого інформаційного критерію (2.14) від параметра δ поля контрольних допусків на ознаки розпізнавання, отриманий за ітераційною

процедурою (2.22) при початкових одиничних вагових коефіцієнтах RGB -компонент зображень кадрів (рис. 2.20).

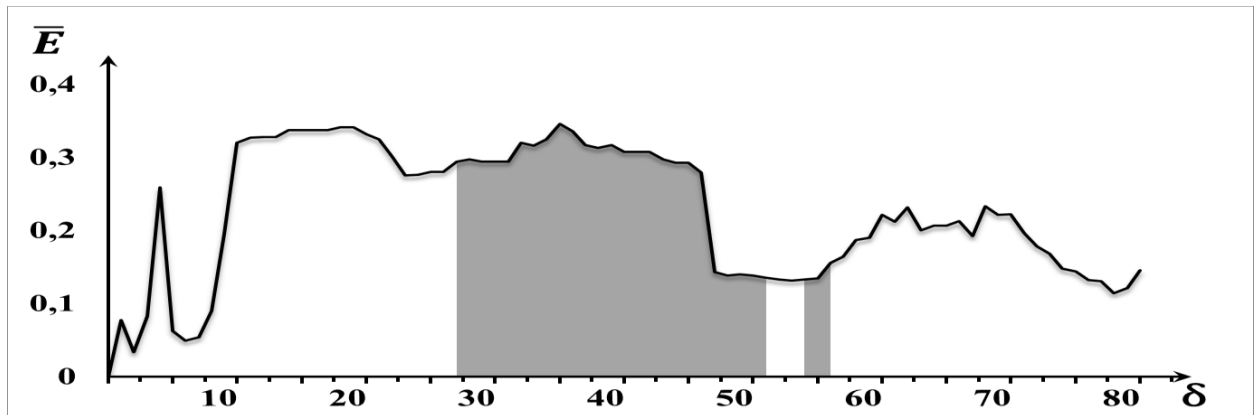


Рисунок 2.20 – Графік залежності інформаційного критерію від параметра поля контрольних допусків при початкових одиничних значеннях вагових коефіцієнтів RGB -компонент зображень

Аналіз рисунка 2.21 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 (2.21). Водночас визначені при паралельній оптимізації квазіоптимальні контрольні допуски приймалися як стартові при послідовній оптимізації.

На рисунку 2.21 показано графік зміни усередненого нормованого інформаційного критерію (2.14) у процесі інформаційно-екстремального машинного навчання БСР із послідовною оптимізацією контрольних допусків на ознаки розпізнавання при одиничних вагових коефіцієнтах RGB -компонент зображень.

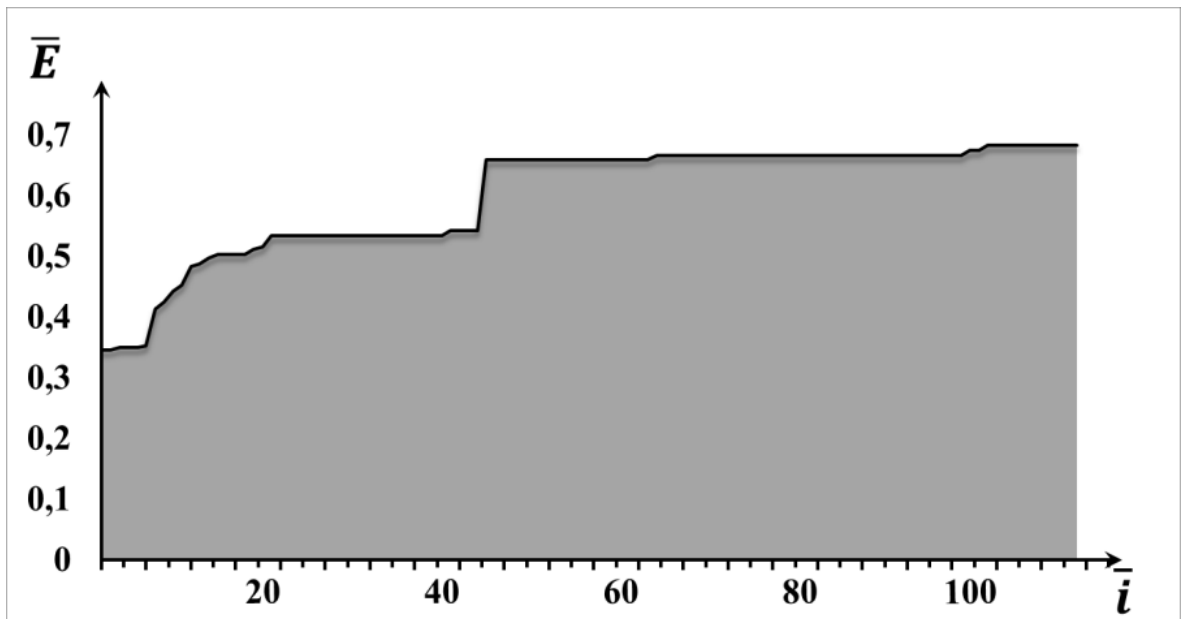


Рисунок 2.21 – Графік зміни інформаційного критерію в процесі послідовної оптимізації контрольних допусків при початкових значеннях вагових коефіцієнтів *RGB*-компонентів зображень

Аналіз рисунка 2.21 показує, що інформаційний критерій за результатами машинного навчання з послідовною оптимізацією контрольних допусків на ознаки розпізнавання збільшився в два рази і досягнув значення $\bar{E}^* = 0,68$. У таблиці 2.3 показано результати інформаційно-екстремального машинного навчання БСР при початкових (одиничних) вагових коефіцієнтах *RGB*-компонент зображень.

Таблиця 2.3 – Результати машинного навчання

Клас розпізнавання	E_m	D_1	β	d_m^*
X_1^o	0,94	0,90	0,06	48
X_2^o	1,00	1,00	0	36
X_3^o	0,36	0,61	0,30	68
X_4^o	0,40	0,62	0,27	82

Перевірка функціональної ефективності машинного навчання здійснювалась у режимі ідентифікації кадрів цифрового зображення регіону спостереження за вирішальними правилами (2.5).

На рисунку 2.22 показано результат ідентифікації кадрів зображення вище приведенного регіону.



Рисунок 2.22 – Результат ідентифікації кадрів зображення регіону при початкових значеннях вагових коефіцієнтів RGB -складових зображень

На рисунку 2.22 цифри відповідають порядковим номерам класів розпізнавання, а цифрою 0 позначено кадри, які система не навчалася розпізнавати. Візуальний аналіз рисунку 2.23 показує, що автомобільна дорога та рідкий ліс розпізнавалися практично безпомилково, а інші кадри розпізнавалися з невисокою достовірністю.

За результатами реалізації інформаційно-екстремального машинного навчання БСР із паралельно-послідовною оптимізацією контрольних допусків на ознаки розпізнавання було визначено оптимальні вагові коефіцієнти RGB -компонент яскравості показаних на рисунку 2.21 кадрів зображення регіону, які дорівнювали відповідно $w_R^* = 0,45$; $w_G^* = 0,99$ і $w_B^* = 0,3$.

На рисунку 2.23 показано графік залежності усередненого нормованого інформаційного критерію (2.14) від параметра δ поля контрольних допусків на ознаки розпізнавання, отриманий за ітераційною процедурою (2.22) при оптимальних вагових коефіцієнтах RGB -компонент зображень.

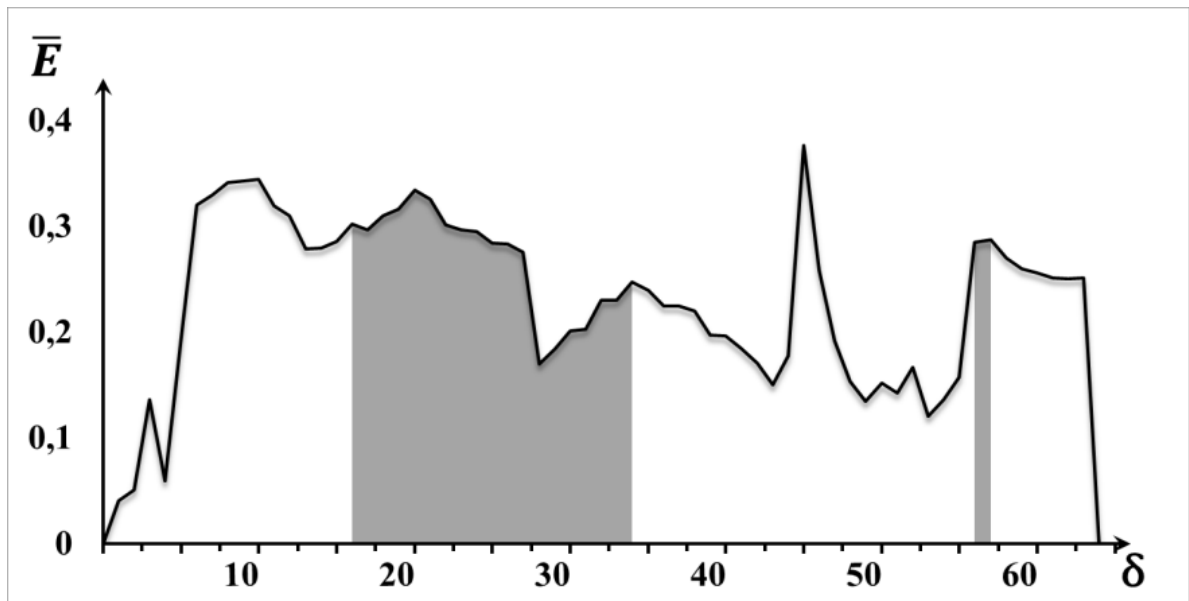


Рисунок 2.23 – Графік залежності інформаційного критерію від параметра поля контрольних допусків при оптимальних вагових коефіцієнтах *RGB*-компонент зображень

Аналіз рисунку 2.23 показує, що квазіоптимальне значення параметра поля контрольних допусків дорівнює $\delta^* = 22$ градаціям яскравості при максимальному значенні критерію оптимізації $\bar{E}^* = 0,34$.

З метою збільшення функціональної ефективності інформаційно-екстремального машинного навчання було реалізовано процедуру (2.23) з послідовною оптимізацією контрольних допусків, стартові значення яких обчислювалися при квазіоптимальному параметрі поля контрольних допусків $\delta^* = 20$, отриманому при паралельній їх оптимізації.

На рисунку 2.24 показано графік зміни усередненого нормованого інформаційного критерію (2.14) у процесі послідовної оптимізації контрольних допусків на ознаки розпізнавання при оптимальних вагових коефіцієнтах *RGB*-компонент. Аналіз результатів машинного навчання з паралельно-послідовною оптимізацією контрольних допусків на ознаки розпізнавання показує, що після послідовної оптимізації максимальне значення усередненого нормованого інформаційного критерію (2.14) збільшилося з 0,68, як це показано на рисунку 2.25, до 0,80.

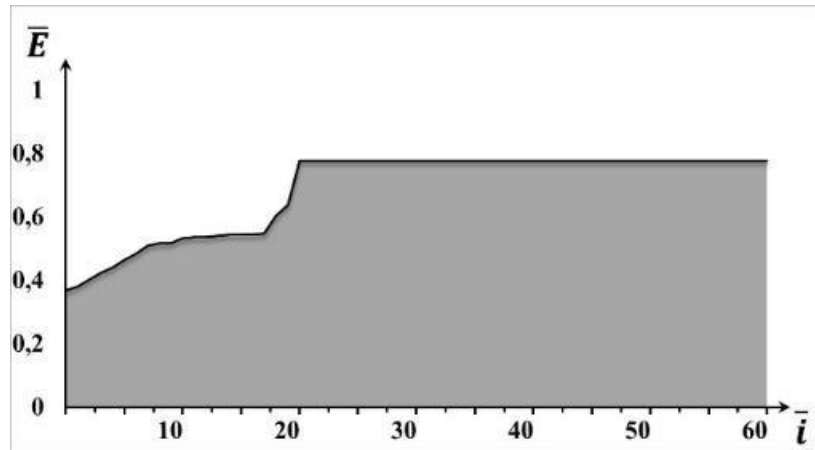


Рисунок 2.24 – Графік зміни інформаційного критерію в процесі послідовної оптимізації контрольних допусків при оптимальних вагових коефіцієнтах *RGB*-компонент зображень

У таблиці 2.4 показано результати інформаційно-екстремального машинного навчання БСР при оптимальних у інформаційному розумінні вагових коефіцієнтах *RGB*-компонент зображень.

Таблиця 2.4 – Результати машинного навчання

Клас розпізнавання	E_m	D_1	β	d_m^*
X_1^o	1,00	1,00	0	44
X_2^o	1,00	1,00	0	35
X_3^o	0,56	0,701	0,25	60
X_4^o	0,59	0,70	0,22	74

Аналіз таблиці 2.4 показує, що оптимальні значення радіусів контейнерів класів розпізнавання відповідно дорівнюють: $d_1^* = 44$ (у кодових одиницях), $d_2^* = 36$, $d_3^* = 60$ і $d_4^* = 74$. Водночас для третього та четвертого класів розпізнавання залишилося нечітке розбиття, але збільшилися максимальні значення інформаційного критерію як міри роздільності цих класів. Крім того, зменшення значень оптимальних радіусів контейнерів для всіх класів розпізнавання згідно з мінімально-дистанційним принципом теорії

розпізнавання забезпечує необхідні умови підвищення повної ймовірності прийняття правильних класифікаційних рішень.

За геометричними параметрами контейнерів класів розпізнавання, отриманими при оптимальних вагових коефіцієнтах RGB -компонент було побудовано вирішальні правила (2.5), за якими з метою семантичної сегментації здійснено ідентифікацію кадрів зображення регіону.

На рисунку 2.25 показано результат ідентифікації зображення кадрів (рис. 2.20) при оптимальних вагових коефіцієнтах RGB -компонент зображень.



Рисунок 2.25 – Результат ідентифікації кадрів зображення регіону при оптимальних вагових коефіцієнтах RGB -компонент зображень

Візуальний аналіз показує, що кадри зображення регіону (рис. 2.25), які відносяться до першого, та другого класів розпізнавання, ідентифікуються практично безпомилково. Водночас достовірність ідентифікації кадрів третього і четвертого класів розпізнавання збільшилася майже в два рази у порівнянні з неоптимальними ваговими коефіцієнтами RGB -компонентів зображення (табл. 2.3).

Таким чином, підтверджено основну гіпотезу інформаційно-екстремального машинного навчання, яка полягає в адаптації вхідного математичного опису системи розпізнавання до максимальної повної ймовірності прийняття правильних класифікаційних рішень. Водночас

експериментально доведено доцільність оптимального в інформаційному розумінні підбору вагових коефіцієнтів *RGB*-компонентів зображення з метою підвищення функціональної ефективності інформаційно-екстремального машинного навчання системи розпізнавання зображень.

2.5 Ієрархічне інформаційно-екстремальне машинне навчання автономного безпілотного літального апарату

Інформаційно-екстремальне машинне навчання БСР здійснювалося за ієрархічною структурою даних у вигляді декурсивного бінарного дерева, у якому атрибут з вершини страти вищого ярусу передається в одну з вершин дочірньої страти нижнього ярусу. Як атрибут вершини розглядається навчальна матриця відповідного класу розпізнавання. Використання ієрархічної структури даних у вигляді декурсивного бінарного дерева дозволяє автоматично розбивати алфавіт класів розпізнавання великої потужності на пари найближчих сусідів. У результаті лінійне багатокласове інформаційно-екстремальне машинне навчання зводиться до двухкласового. У свою чергу, побудова безпомилкових за навчальною матрицею вирішальних правил досягається через збільшення глибини машинного навчання шляхом оптимізації додаткових параметрів функціонування БСР, включаючи параметри формування вхідного математичного опису. Водночас виникає важлива задача визначення межі автоматичного переходу від лінійного до ієрархічного алгоритмів інформаційно-екстремального машинного навчання. Для дослідження цієї задачі приймалася наступна робоча гіпотеза. Оскільки через природу інформаційного критерію мінімальна кількість класів розпізнавання для машинного навчання не може бути менше двох, то обмежимося алфавітом із трьох класів розпізнавання. Далі для обраного алфавіту з трьох класів розпізнавання послідовно реалізуємо лінійний та ієрархічний алгоритми інформаційно-екстремального машинного навчання однакового рівня глибини і порівняємо результати експерименту. Якщо

результати будуть однакові, то слід збільшити потужність початкового алфавіту на один клас розпізнавання і так доти поки значення усередненого за алфавітом інформаційного критерію оптимізації параметрів машинного навчання за ієрархічною структурою починає збільшуватися. Якщо при алфавіті з трьох класів розпізнавання значення усередненого інформаційного критерію, отримане за ієрархічною структурою, перевершує значення, отримане за лінійною структурою, то слід зробити висновок про доцільність при будь-якому алфавіті класів розпізнавання інформаційно-екстремальне машинне навчання БСР доцільно здійснювати за ієрархічною структурою у вигляді декурсивного бінарного дерева. На рисунку 2.26 показано три наземні об'єкти, які є елементами зображення регіону, представленого на рисунку 2.2.



Рисунок 2.26 – Зображення кадрів зон інтересу: *a* – ліс (клас розпізнавання X_1^o); *б* – засіяне поле (клас розпізнавання X_2^o); *в* – трав'яний покрив (клас розпізнавання X_3^o)

Оскільки показані на рисунку 2.26 зображення відносяться до типу «текстура», то формування вхідної навчальної матриці здійснювалося шляхом порядкового зчитування в декартовій системі координат значень яскравості пікселів рецепторного поля кожного кадру. Спочатку машинне навчання БСР здійснювалося за лінійним алгоритмом інформаційно-екстремального машинного навчання згідно з ітераційною процедурою (2.1) з паралельною оптимізацією контрольних допусків на ознаки розпізнавання. У процесі машинного навчання БСР попередньо за наведеним вище алгоритмом було

визначено як базовий клас X_2^o (засіяне поле), відносно усередненого вектору ознак якого задавалася система контрольних допусків.

На рисунку 2.27 показано графік залежності нормованого інформаційного критерію (2.14) від параметра δ поля контрольних допусків на ознаки розпізнавання, одержаний у процесі інформаційно-екстремального машинного навчання за лінійною процедурою (2.1).

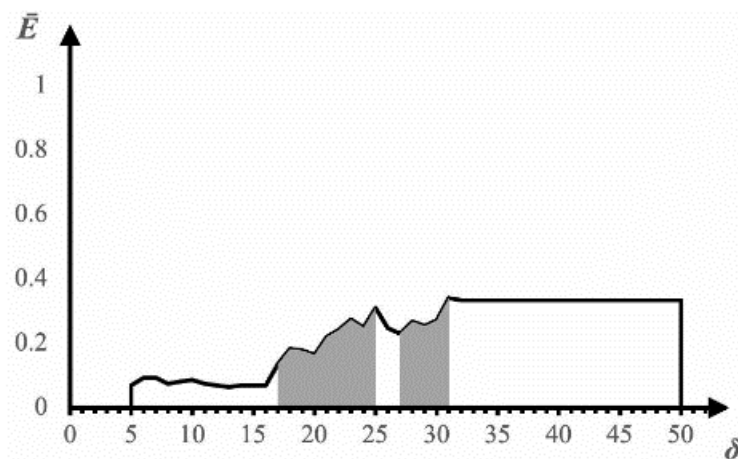


Рисунок 2.27 – Графік залежності інформаційного критерію оптимізації від параметра поля контрольних допусків

На рисунку 2.27 і далі за текстом темні ділянки графіку позначають робочу (допустиму) область визначення функції інформаційного критерію (3.13), в якій виконуються умови: $D_{1,m} > 0,5$ і $D_{2,m} > 0,5$, тобто перша і друга достовірності перевершують відповідно помилки першого і другого роду. Крім того, праві межі робочих областей визначаються за умови недопущення «поглинання» одним класом ядра найближчого сусіда:

$$d_m < d(x_m \oplus x_c). \quad (2.24)$$

Невиконання умови (2.24) виключає можливість побудови радіально-базисних функцій роздільних гіперповерхонь, що покладено в основу методів ІЕІ-технології.

Для реалізації ієрархічного алгоритму інформаційно-екстремального машинного навчання було побудовано варіаційний ряд зображень за збільшенням їх усередненої яскравості як це відповідає їх положенню на рисунку 3.27. Потім згідно з приведеним у підрозділі 2.6 алгоритмом побудови декурсивного бінарного дерева варіаційний ряд було поділено на дві групи, куди входили класи розпізнавання $\{X_1^o; X_2^o\}$ і $\{X_3^o\}$ відповідно. На рисунку 2.28 показано побудоване для заданого алфавіту класів розпізнавання декурсивне бінарне дерево.

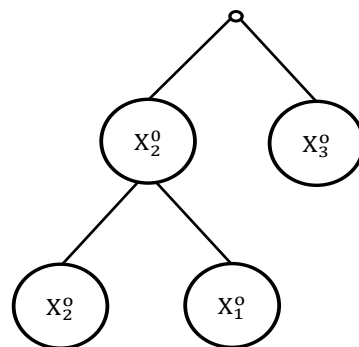


Рисунок 2.28 – Декурсивне бінарне дерево

На рисунку 2.29 показано графік залежності усередненого нормованого критерію (2.14) від параметра поля контрольних допусків на ознаки розпізнавання для класів розпізнавання страти верхнього ярусу, отриманий у процесі двохкласового інформаційно-екстремального машинного навчання БСР за лінійною ітераційною процедурою (2.1).

Аналіз рисунку 2.29 показує, що через наявність у робочій області ділянки типу «плато» визначення максимального значення інформаційного критерію (2.14) не є однозначним. Оскільки вибір параметра δ поля контрольних допусків суттєво впливає на ступінь перетину класів розпізнавання, то для його визначення в цьому випадку слід мінімізувати коефіцієнт нечіткої компактності (2.11). За умови мінімального значення коефіцієнта (2.11) оптимальний параметр поля контрольних допусків на ознаки розпізнавання дорівнює $\delta^* = 42$ градаціям яскравості пікселів

рецепторного поля зображень. Водночас нормований усереднений за алфавітом класів розпізнавання критерій оптимізації дорівнює максимальному граничному значенню $\bar{E}^* = 1$.

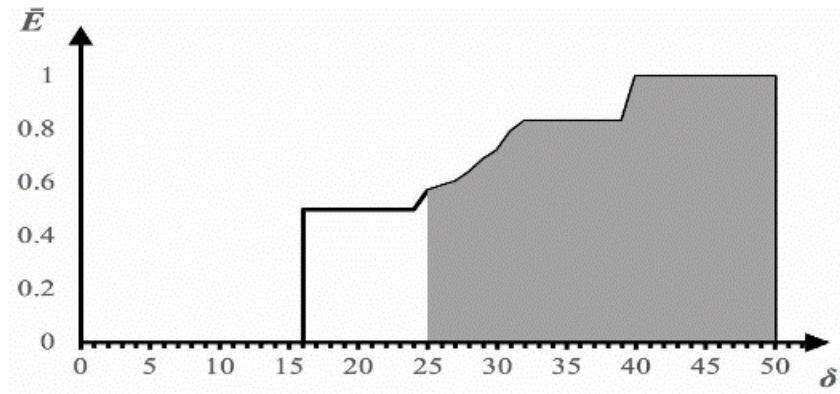


Рисунок 2.29 – Графік залежності інформаційного критерію (2.14) від параметра поля контрольних допусків на ознаки розпізнавання для страти верхнього ярусу

Для побудови вирішальних правил (2.5) для верхньої страти необхідно знання геометричних параметрів контейнерів класів розпізнавання. На рисунку 2.30 показано залежність інформаційного критерію (2.14) від радіуса контейнера класу розпізнавання X_2^o .

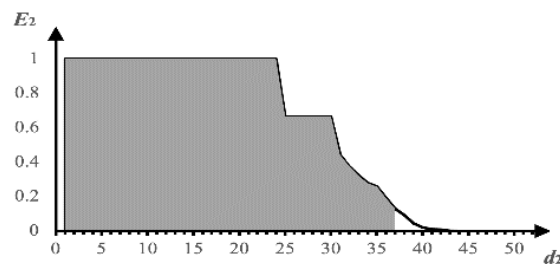


Рисунок 2.30 – Графік залежності нормованого критерію (2.14) від радіуса контейнера класу розпізнавання X_2^o для верхньої страти

Оскільки графік на рисунку 2.30 має для максимальних значень критерію оптимізації ділянку типу плато, то мінімальне значення відношення (2.21)

досягає при оптимальному радіусі контейнера $d_2^* = 19$. На рисунку 2.31 показано залежність інформаційного критерію (2.14) від радіуса контейнера класу розпізнавання X_3^o .

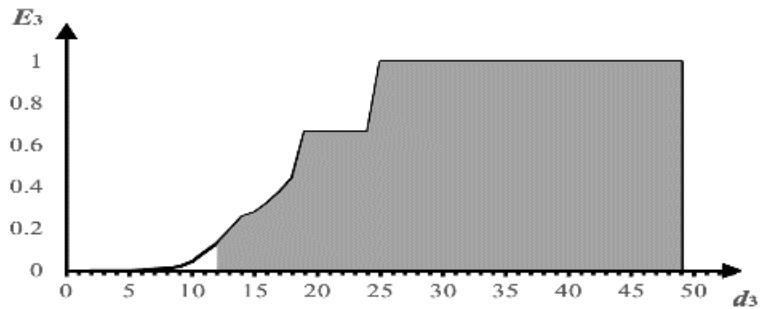


Рисунок 2.31 – Графік залежності нормованого критерію (2.14) від радіуса контейнера класу розпізнавання X_3^o для верхньої страти

Для графіку на рисунку 2.31 мінімальне значення відношення (2.11) приймає при оптимальному радіусі $d_3^* = 32$ кодових одиниць. У даному випадку за оптимальне значення радіусу прийнято мінімальне значення з інтервалу $\overline{32,36}$ однакових радіусів.

На рисунку 2.32 показано графік залежності усередненого критерію (2.14) від параметра поля контрольних допусків на ознаки розпізнавання для класів розпізнавання страти нижнього ярусу.

Аналіз рисунку 2.32 показує, що інформаційний критерій оптимізації не досягає в процесі машинного навчання свого максимального граничного значення, що робить необхідним збільшення глибини машинного навчання. З цією метою було реалізовано для класів розпізнавання страти нижнього ярусу згідно зі структурою (1.9) алгоритм двохкласового машинного навчання з послідовною оптимізацією контрольних допусків за процедурою (2.19). Водночас як стартові приймалися контрольні допуски на ознаки розпізнавання, отримані за результатом паралельної оптимізації. Тобто екстремальне значення параметра поля контрольних допусків, отримане при

інформаційно-екстремальному машинному навчанні з паралельною оптимізацією контрольних допусків, слід розглядати як квазіоптимальне.

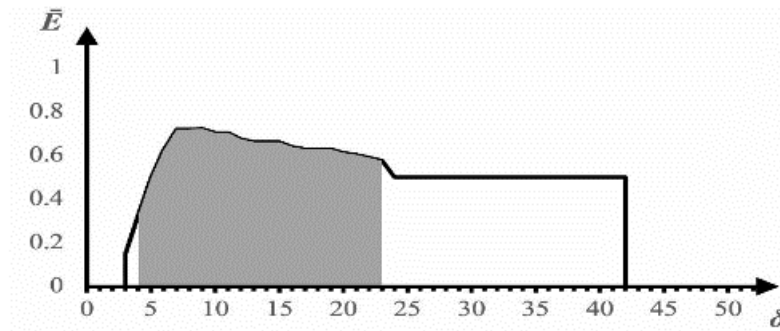


Рисунок 2.32 – Графік залежності критерію (2.14) від параметра поля контрольних допусків на ознаки розпізнавання для страти нижнього ярусу

На рисунку 2.33 показано графік зміни усередненого нормованого критерію (2.14) у процесі машинного навчання за послідовною оптимізацією контрольних допусків, при якій за стартові приймалися квазіоптимальні контрольні допуски, отримані в процесі їх паралельної оптимізації.

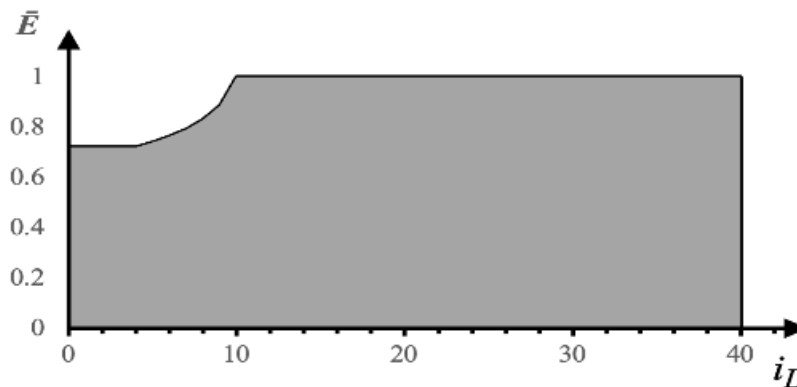
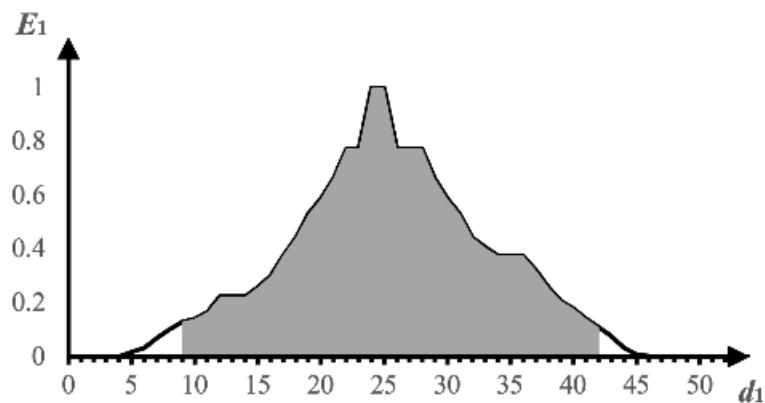


Рисунок 2.33 – Графік зміни інформаційного критерію в процесі послідовної оптимізації контрольних допусків на ознаки для класів розпізнавання страти нижнього ярусу

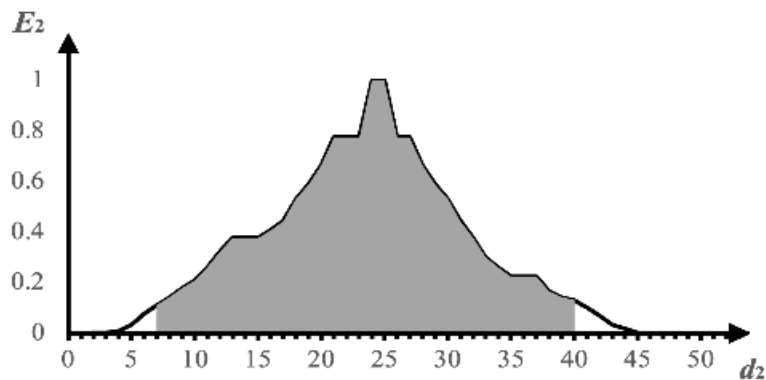
Аналіз рисунка 2.33 показує, що інформаційний критерій оптимізації досягнув свого максимального граничного значення $\bar{E}^* = 1,00$ вже на першому

прогоні, що дозволяє прийняти рішення про закінчення машинного навчання для класів розпізнавання страти нижнього ярусу.

На рисунку 2.34 показано отримані за результатами двохкласового інформаційно-екстремального машинного навчання з паралельно-послідовною оптимізацією контрольних допусків графіки залежності інформаційного критерію (2.14) від радіусів контейнерів класів розпізнавання страти нижнього ярусу. Аналіз рисунку 2.34 показує, що при мінімальному відношенні (2.21) оптимальний радіус контейнера класу розпізнавання X_1^o дорівнює $d_1^* = 25$ і оптимальний радіус контейнера класу розпізнавання X_2^o – $d_2^* = 24$.



a



б

Рисунок 2.34 – Графіки залежності нормованого критерію (2.14) від радіуса контейнерів класів розпізнавання страти нижнього ярусу: *a* – клас розпізнавання X_1^o ; *б* – клас розпізнавання X_2^o

Порівняння результатів, отриманих при машинному навчанні класів розпізнавання страт верхнього та нижнього ярусів, показує, що оптимальні значення радіусів контейнера класу розпізнавання X_2^o відрізняються. Тому згідно з мінімально-дистанційним принципом при побудові вирішальних правил (2.5) для класу розпізнавання X_2^o необхідно взяти менше значення радіусу, тобто $d_2^* = 19$ кодових одиниць Хеммінгової відстані.

Таким чином, експериментально доведено, що при потужності алфавіту більше двох класів розпізнавання у загальному випадку доцільно інформаційно-екстремальне машинне навчання БСР автономного БПЛА здійснювати за ієрархічною структурою вхідних даних у вигляді декурсивного бінарного дерева. Водночас при мінімальній потужності алфавіту ($M = 2$) інформаційно-екстремальне машинне навчання розглядається як частинний випадок машинного навчання для однієї страти декурсивного бінарного дерева. Отриманий у цьому підрозділі результат змінює концепцію, яка розглядалася, наприклад, у праці [3], щодо застосування кластер-аналізу для формування вхідної навчальної матриці. А саме застосування кластер-аналізу для автоматичного формування вхідної навчальної матриці повинно обмежуватися розбиттям простору ознак розпізнавання на два кластери, що суттєво спрощує його алгоритм і відповідно підвищує оперативність його програмної реалізації. У випадку використання стенду-симулятора для інформаційно-екстремального машинного навчання БСР автономного БПЛА необхідність застосування кластер-аналізу взагалі відпадає при формуванні вхідних навчальних матриць для 3D-макетів наземних орієнтирів, які послідовно комп'ютерно інтегруються на електронне зображення регіону, створене, наприклад, за допомогою бібліотеки GeoServer.

2.6 Функціонування автономного безпілотного літального апарату в режимі відеонавігації

Основним шляхом інформаційного та/або кіберзахисту автономного БПЛА при виявленні дії засобів РЕБ або несанкціонованого вторгнення є перехід на режим відеонавігації за заданими при складанні маршруту польоту наземними орієнтирами з відомими географічними координатами. Для успішної відеонавігації за умов наявності інфраструктурних і природних орієнтирів з відомими координатами необхідно розв'язати такі дві основні задачі:

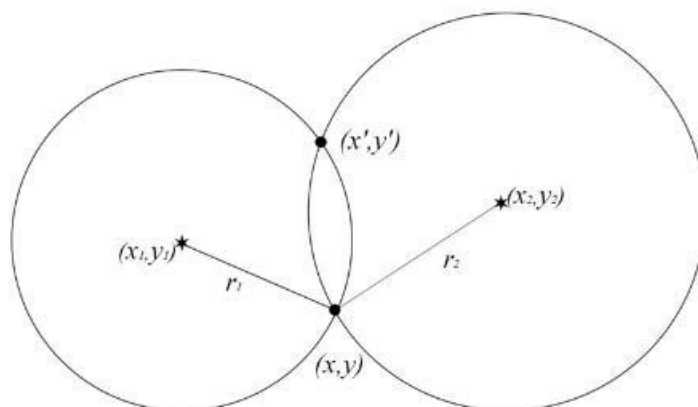
- пошук на зображенні регіону шляхом розпізнавання за вирішальними правилами, побудованими в процесі машинного навчання БСВН, наземних орієнтирів, обраних при складанні маршруту польоту автономного БПЛА;

- визначення координат місцезнаходження автономного БПЛА за відомими його відстанню від наземних орієнтирів, що спостерігаються, та висотою польоту.

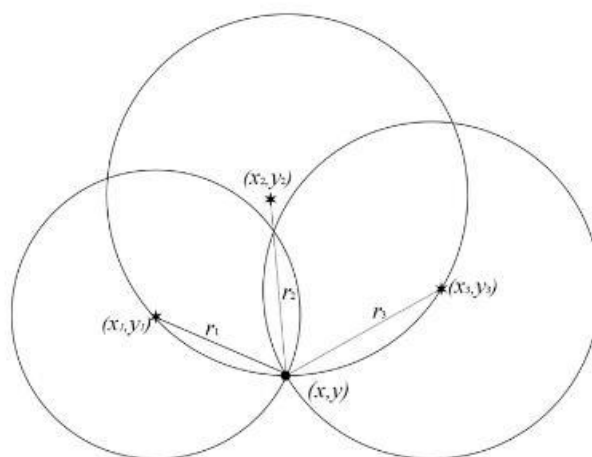
Необхідною умовою розв'язання першої задачі є наявність релевантного вхідного інформаційного опису БСВН автономного БПЛА. Водночас достатньою умовою є наявність методу, який забезпечує високу функціональну ефективність машинного навчання БСВН.

Для визначення місцезнаходження БПЛА необхідно визначати його відстані до розпізнаних наземних орієнтирів. Традиційним непрямим методом визначення відстані є вимір пеленгаційних кутів до навігаційних маяків при відомій висоті БПЛА. Але застосування бортового радіопеленгатора не забезпечує інформаційну та/або кіберзахищеність БПЛА від впливу засобів РЕБ. Більш перспективним напрямом розвитку відеонавігації є застосування лазерного далекоміра (лідара). Наприклад, лазерний далекомір, який використовується на дронах, типу Laser Works LW – 1000 SP1 (07107) дозволяє визначати з точністю до одного метра відстань до наземного об'єкта, віддаленого від БПЛА на 1000 м. При цьому він має вагу всього 155 г [47].

На рисунку 2.35 показано можливі схеми визначення місцезнаходження БПЛА за наземними навігаційними орієнтирами.



a



б

Рисунок 2.35 – Схеми обчислення місцезнаходження БПЛА: а – за двома наземними орієнтирами; б – за трьома наземними орієнтирами

Визначення точок перетину кіл, показаних на рисунку 2.35, здійснюється шляхом мінімізації функції сумарної квадратичної помилки:

$$F = \min \left[\sum_{m=1}^M (x_m - x)^2 + (y_m - y)^2 - r_m^2 \right]^2, \quad (2.24)$$

де M – кількість наземних орієнтирів (класів розпізнавання) в фреймі відеопотоку, який аналізується;

r_m – радіус кола, центром якого є орієнтир класу розпізнавання X_m^o .

Аналіз рисунку 2.8а показує, що при визначенні місцезнаходження автономного БПЛА за двома наземними орієнтирами існують два рішення. У цьому випадку накладається обмеження, за яким вибирається точка перетину кіл, яка знаходиться найближче до точки, координати якої належать заданому маршруту за часом оброблення фрейма відеопотоку. Доцільність введення такого обмеження обумовлена тим, що відстань між двома точками перетину на практиці залежать від висоти польоту і може досягати декількох кілометрів. Оскільки корекція маршруту здійснюється з невеликим часовим інтервалом, який у процесі машинного навчання повинен оптимізуватися, то ймовірність значного відхилення БПЛА від маршруту можна вважати достатньо малою. У загальному випадку такі обмеження залежать від розташування наземних орієнтирів відносно заданого маршруту і задаються оператором НСК під час його формування. У випадку трьох наземних орієнтирів, як видно з рисунку 2.8б, має одне рішення.

Розв'язання задачі мінімізації сумарної квадратичної помилки (2.19) здійснювалося за методом градієнтного спуску з використанням мови програмування Python (Додаток А). Аналіз приведенного у додатку А рисунку А1 показує, що в частинному випадку для двох наземних орієнтирів можливе однозначне рішення. Отже, можна зробити висновок, що в загальному випадку визначення місцезнаходження БПЛА залежить від його положення відносно наземних орієнтирів. Цей факт повинен враховуватися оператором НСК при виборі наземних орієнтирів під час прокладання маршруту автономного БПЛА.

Іншим перспективним шляхом визначення місцезнаходження БПЛА за наземними орієнтирами на наш погляд є застосування безпосередньо оптико-електронного каналу спостереження БСВН. Ідея полягає у визначенні відстані між наземними орієнтирами та центральною оптичною віссю відеокамери спостереження БПЛА, яка визначається координатою центра рецепторного поля БСР. У цьому випадку для визначення такої відстані необхідно визначити роздільну здатність пікселя в одиницях її виміру залежно від висоти БПЛА.

Отже, у вирішенні надскладної проблеми відеонавігації БПЛА без виходу в глобальну мережу позиціонування GPS головною задачею є розроблення високоточного та оперативного методу машинного навчання БСР автономного БПЛА для розпізнавання наземних природних та інфраструктурних орієнтирів з відомими географічними координатами. Водночас на побудовані за результатами машинного навчання вирішальні правила накладаються жорсткі умови щодо необхідності забезпечення їх високої оперативності. Виконання таких умов принципово можливе при застосуванні вирішальних правил, побудованих у рамках геометричного підходу, що має місце саме в методах інформаційно-екстремального машинного навчання, що і є предметом дослідження НТР. Водночас на побудовані за результатами машинного навчання вирішальні правила накладаються жорсткі умови щодо необхідності забезпечення їх високої оперативності. Виконання таких умов принципово можливе при застосуванні вирішальних правил, побудованих у рамках геометричного підходу, що має місце саме в методах інформаційно-екстремального машинного навчання.

3. АПАРАТНО-ПРОГРАМНИЙ ІНСТРУМЕНТАРІЙ ПРОЄКТУВАННЯ СИСТЕМИ ПІДТРИМКИ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ ДЛЯ МАШИННОГО НАВЧАННЯ БОРТОВОЇ СИСТЕМИ ВІДЕОНАВІГАЦІЇ

3.1 Структура та основні функції інтелектуальної бортової системи автономного безпілотного літального апарату

Комплексна бортова система автономного БПЛА є багатофункціональним технічним комплексом, здатним розв'язувати задачі навігації, розпізнавання наземних об'єктів, ціленаведення, кіберзахисту, автоматичної посадки тощо. Основу навігаційних систем БПЛА складають приймачі глобальних мереж супутникової навігації GPS, поєднані з блоком інерційних датчиків просторової орієнтації. Водночас застосування інерційних навігаційних систем (ІНС) не гарантує досягнення високої точності через такі причини:

- принципним недоліком ІНС є збільшення помилки визначення координат продовж часу автономної роботи;

- сучасні системи радіоелектронної боротьби (РЕБ) дозволяють переривати зв'язок між БПЛА та оператором як за допомогою шуму, який передається на частотах, які автоматично визначаються, так і особливо характерними для теперішнього часу системами перехоплення керування.

Перспективним шляхом запобігання втрати БПЛА автономності та завадостійкості є застосування відеонавігації разом з визначенням координат БПЛА за вимірами відстаней до наземних навігаційних орієнтирів з відомими координатами. У теперішній час виробники безпілотних систем проводять дослідження та розробки, спрямовані на забезпечення автономності БПЛА за умов відсутності сигналів супутникової навігації на основі альтернативних джерел інформації. До таких джерел відносяться в першу чергу видова інформація, отримана з бортових фото та відеокамер денного та інфрачервоного діапазонів, синтезоване зображення радара, дані цифрового

зображення рельєфу регіону, що спостерігається, космічні знімки, а також так звані «сигнали природного походження»: вектор сили ваги, магнітне поле Землі, положення зірок тощо. Наприклад, компанія RockwellCollins, виробляюча апаратуру навігації для БПЛА різних типів, оповістила про завершення розробки проекту Vision Augmented Inertial Navigation System (VAINS), в якому здійснюється корекція інерційної навігаційної системи (ІНС) за швидкістю та координатами наземних орієнтирів, що визначаються відеокамерою за відсутності сигналів супутникової навігаційної системи. На рисунку 3.1 показано узагальнену схему комплексної бортової системи автономного БПЛА, яка здатна розв'язувати задачі навігації як за супутниковими даними, так і в режимі відеонавігації за наземними орієнтирами з відомими географічними координатами.

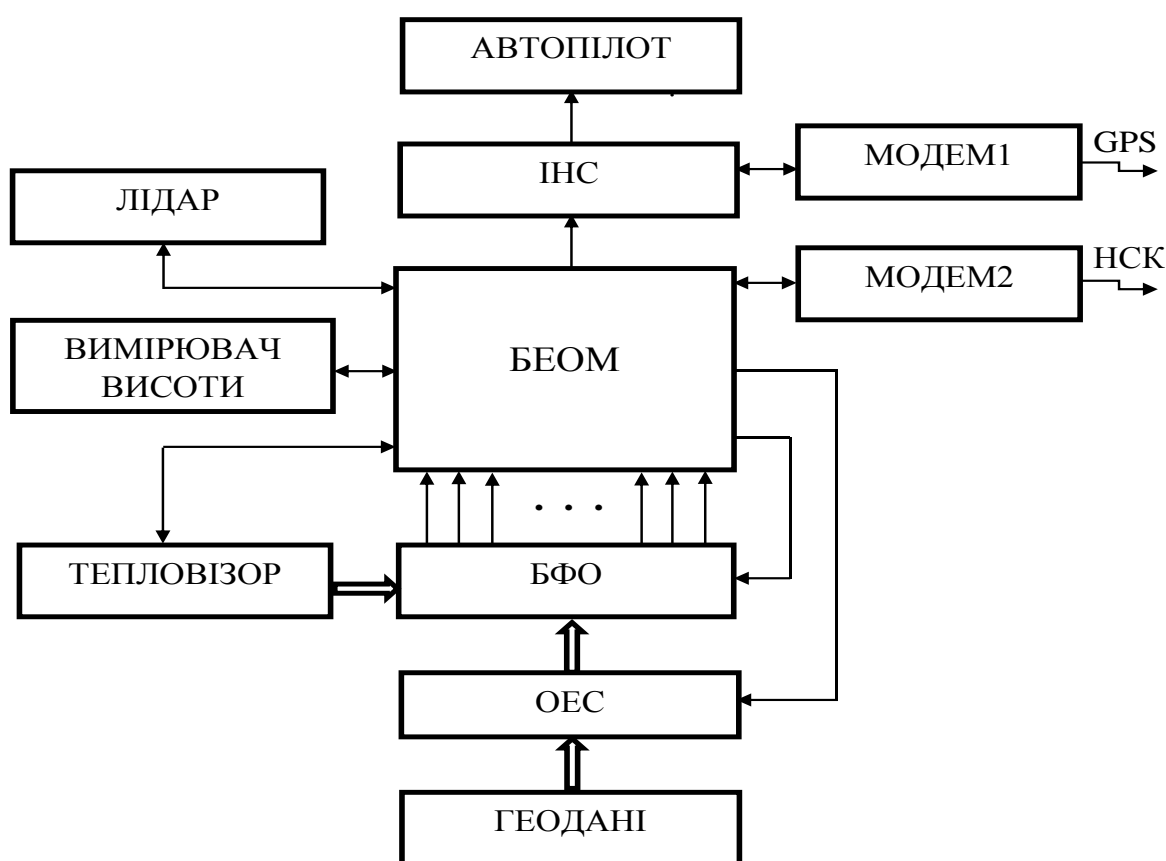


Рисунок 3.1 – Структурна схема бортової системи автономного БПЛА, здатної функціонувати в режимі відеонавігації

На рисунку 3.1 роль концентратора комплексної бортової системи БПЛА відіграє бортова електронно-обчислювальна машина (БЕОМ), яка звичайно реалізується на платі Raspberry Pi. Геодані у вигляді зображення регіону, що спостерігається, обробляються оптико-електронною системою (ОЕС) спостереження і поступають у блок формування ознак (БФО), де здійснюється їх фільтрація, масштабування за висотою БПЛА, нормалізація, формування фреймів відеопотоку, кадрування зображень та інші допустимі перетворення. У результаті з виходу БФО на вхід БЕОМ поступають із заданим часовим інтервалом структуровані вектори ознак розпізнавання, які відбивають властивості наземних об'єктів і формують тривимірну навчальну матрицю. На другий вхід БФО поступають дані, отримані за інфрачервоним каналом спостереження, які можуть після відповідних допустимих перетворень аналізуватися як окремі ознаки розпізнавання, або бути приєднані до структурованого вектору відеоознак як додаткова інформація про відповідний об'єкт спостереження. Дані, отримані з лідара і вимірювача висоти використовуються для визначення місцезнаходження БПЛА в режимі відеонавігації. Приймально-передавальні пристрої «Модем 1» і «Модем 2» забезпечують зв'язок ІНС відповідно з мережею GPS і БПЛА з НСК. Поточні дані позиціонування БПЛА передаються з ІНС в автопілот, який визначає і усуває відхилення БПЛА від заданого маршруту.

Таким чином, існуючий технічний комплекс бортової системи сучасних БПЛА відомих світових виробників відповідає всім вимогам автономного розпізнавання наземних малогабаритних об'єктів у тому числі для розв'язання задачі відеонавігації за наземними орієнтирами з відомими географічними координатами. Водночас розв'язання цих задач вимагає створення нових інтелектуальних інформаційних технологій аналізу даних, у першу чергу, у рамках розглянутого в дисертаційній роботі функціонального підходу до моделювання когнітивних процесів природнього інтелекту, який відбиває механізм побудови та прийняття кваліфікаційних рішень.

3.2 Концептуальні та функціональні моделі системи підтримки прийняття рішень для машинного навчання бортової системи відеонавігації автономного безпілотної літального апарату

Поява класу автономних БПЛА обумовлює суттєву зміну структури і функцій НСК безпілотним авіаційним комплексом. У зв'язку з цим однією із нових функцій НСК автономними БПЛА є необхідність машинного навчання та оперативного перенавчання БСР за результатами авіарозвідки у випадку виявлення нового об'єкту в зоні спостереження. Для можливості інформаційно-екстремального машинного навчання та перенавчання автономної БСР у штатний технічний склад НСК пропонується включити так званий стенд-симулятор, призначений для розроблення, налагодження та верифікації інформаційного, алгоритмічного та програмного забезпечення здатної навчатися БСР. Стенд складається із широкоформатного монітора, на якому за допомогою бібліотеки GeoServer відображається рельєф регіону спостереження, комп'ютеризованого робочого місця оператора та необхідної інфраструктури. Крім того, передбачена можливість комп'ютерної інтеграції 3D-макетів наземних об'єктів у відеопоток, який аналізується оптико-електронним каналом натурної бортової системи автономного БПЛА. За допомогою стенда-симулятора також створюються можливості моделювання сезонних, кліматичних і добових умов машинного навчання та перенавчання БСР, максимально наближених до реальних. Крім того, серверна частина віртуально моделює режими польоту БПЛА на різних висотах із забезпеченням сталого розміру рецепторного поля цифрових зображень наземних об'єктів шляхом зміни розміру кадру зображення залежно від висоти польоту БПЛА. Стенд-симулятор має технічні можливості змінювати положення і ракурс відеокамери GoPro-4K, що дозволяє за довільних початкових умов формувати структуровані вектори ознак наземних об'єктів, які утворюють заданий алфавіт класів розпізнавання. Відеокамеру розміщено на висоті 150 см від поверхні горизонтального монітору стенду-симулятора і

вона має можливість переміщуватися по двом координатам, змінюючи ракурс спостереження наземного об'єкту. Фото загального вигляду створеного в лабораторії інтелектуальних систем Сумського державного університету стенду-симулятора для машинного навчання БСР автономного БПЛА приведено на рисунку 3.2.



Рисунок 3.2 – Фото стенду-симулятора для машинного навчання автономного БПЛА

Концептуальна модель СППР для оператора НСК, який здійснює машинне навчання та перенавчання БСР автономного БПЛА показана на рисунку 3.3. Для формування ознак розпізнавання ОЕС відображає на рецепторне поле відеокарти БЕОМ зображення рельєфу регіону, що досліджується, а також 3D-макети малогабаритних наземних об'єктів, отриманих за результатами аерофотозйомки та комп'ютерно інтегрованими на рельєф місцевості, що спостерігається. Шляхом зчитування яскравості пікселів цифрового зображення і оброблення його в полярній системі координат за наведеним у підрозділі 2.2 алгоритмом формується вхідна навчальна матриця.

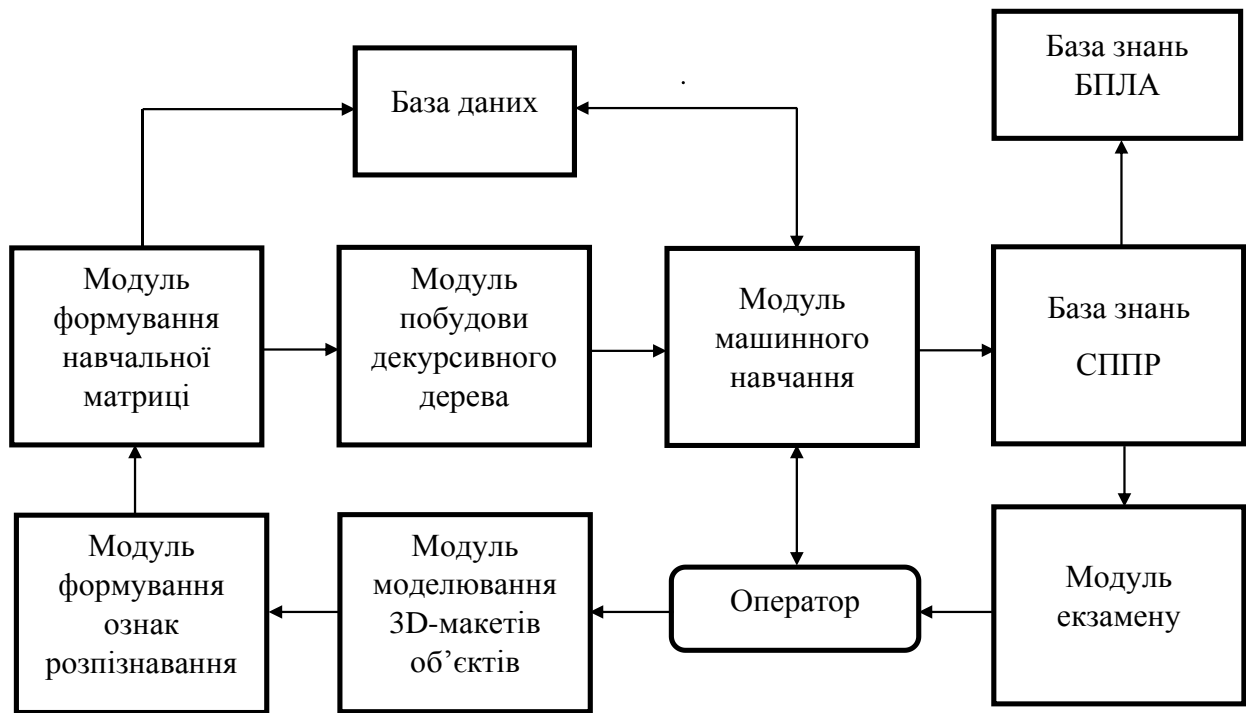


Рисунок 3.3 – Концептуальна модель СППР для оператора НСК

З метою зменшення впливу багатовимірності алфавіту класів розпізнавання згідно з наведеним у підрозділі 1.5 методом будується ієрархічна структура вхідних даних у вигляді декурсивного бінарного дерева, що дозволяє автоматично розбивати алфавіт класів розпізнавання на пари найближчих сусідів. Далі для кожної страти декурсивного дерева реалізується алгоритм двохкласового інформаційно-екстремального машинного навчання бортової системи з необхідним рівнем глибини. За отриманими результатами машинного навчання оптимальними геометричними параметрами контейнерів класів розпізнавання будуються вирішальні правила, які заносяться в базу знань. Оцінка функціональної ефективності машинного навчання за побудованими вирішальними правилами здійснюється при функціонуванні БСР у режимі екзамену. Результати машинного навчання і екзамену аналізуються оператором, який приймає рішення про продовження машинного навчання в разі його невисокої функціональної ефективності, або про його зупинення при задовільних результатах. Для підвищення повної ймовірності правильної класифікації наземних об'єктів оператор може змінювати рівень

глибини машинного навчання із заданого списку параметрів оптимізації. Крім того, оператор запускає модуль моделювання 3D-макета нового наземного об'єкту, виявленого за результатами аерофотозйомки, і дає команду на перенавчання БСВН. При задовільних результатах екзамену вирішальні правила передаються в пам'ять бортової системи БПЛА для розпізнавання наземних об'єктів при виконанні польотного задання. Оскільки вирішальні правила будувалися в рамках геометричного підходу, то вони характеризуються високою оперативністю прийняття класифікаційних рішень. Структурна схема алгоритму функціонування БСР у режимі екзамену показана на рисунку 3.4. У структурній схемі алгоритму (рис. 3.4) вхідними даними є:

– $Y = \{y[i]\}$ – екзаменаційний структурований вектор ознак, що розпізнається;

– $\{XOP[s, m]\}$ – масив усереднених структурованих векторів ознак класів розпізнавання, отриманих за результатами машинного навчання;

– $\{DOP[s, m]\}$ – масив оптимальних радіусів контейнерів класів розпізнавання;

– $\{АНК[s, i]\}$ – масив нижніх контрольних допусків на ознаки класів розпізнавання страт декурсивного дерева;

– $\{АВК[s, i]\}$ – масив верхніх контрольних допусків на ознаки класів розпізнавання страт декурсивного дерева;

У блоці 6 (рис. 3.4) для кожної страти декурсивного дерева здійснюється кодування екзаменаційного вектору Y у двійковий вектор $X = \{x[i]\}$ за правилом

$$x[i] = \begin{cases} 1, & \text{якщо } АНК[s, i] \leq y[i] \leq АВК[s, i]; \\ 0, & \text{якщо інакше,} \end{cases}$$

де $y[i]$ – значення i -ї ознаки екзаменаційного вектору $Y = \{y[i]\}$.

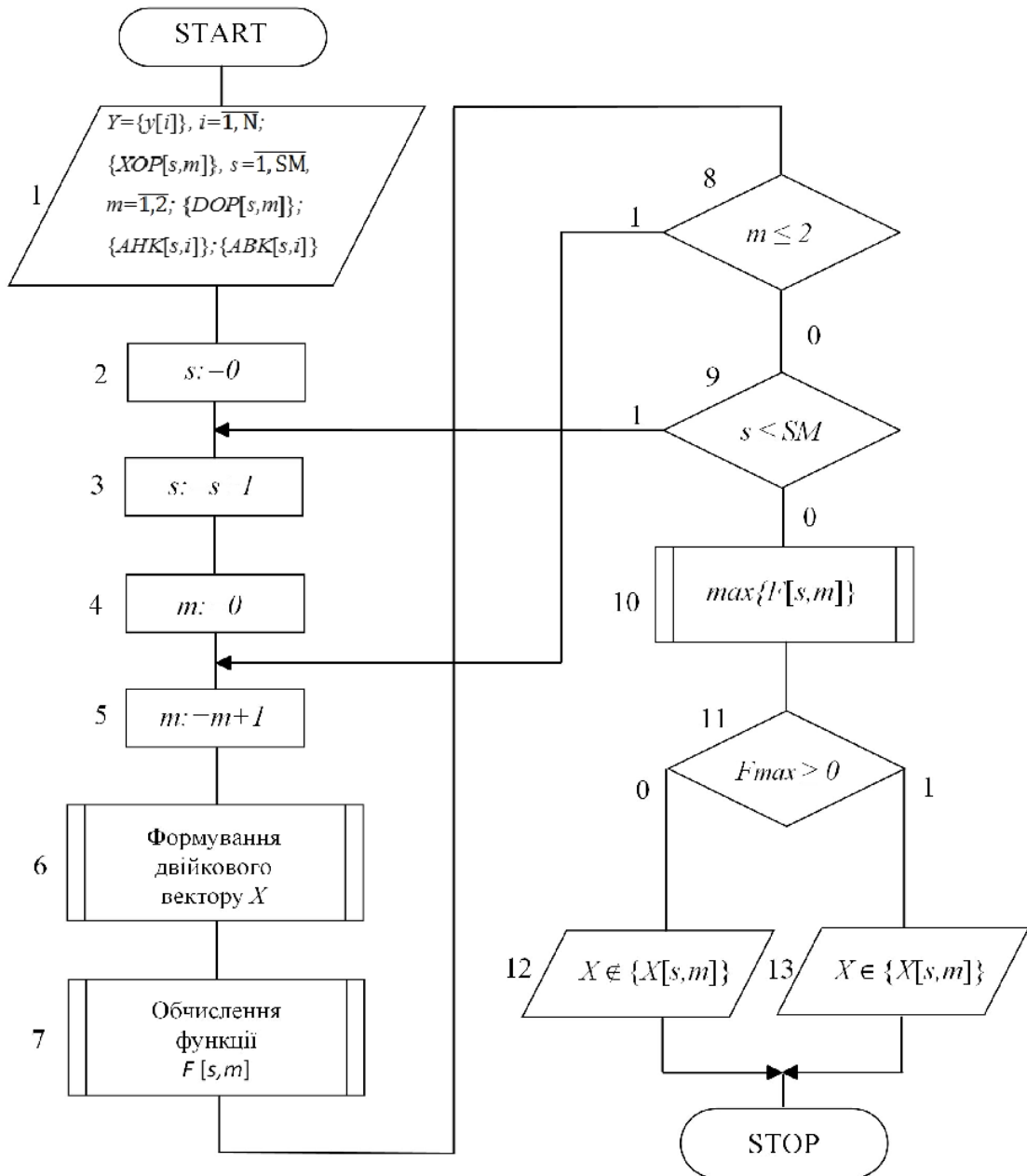


Рисунок 3.4 – Структурна схема алгоритму функціонування БСВН у режимі
екзамену

Блок 7 визначає послідовно належність екзаменаційного вектору Y відповідному класу розпізнавання $X[s, m]$ шляхом обчислення функції належності $F[s, m]$ у вигляді

$$F[s, m] = 1 - \frac{d(X \oplus XOP[s, m])}{DOP[s, m]}, \quad (3.1)$$

де $d(X \oplus XOP[s,m])$ – кодова відстань між двійковим екзаменаційним вектором X і усередненим структурованим векторів ознак $XOP[s,m]$.

Якщо виконується умова блоку 8, то обчислюється функція належності (3.1) для другого класу розпізнавання s -ї страти, інакше блок 9 здійснює перехід до наступної страти декурсивного дерева. Блок 10 визначає максимальне значення функції належності (4.1), а блок 11 перевіряє її знаковизначеність. Якщо максимальна функція належності є додатною, то блок 13 приймає рішення про належність екзаменаційного вектору Y до відповідного класу розпізнавання $X[s,m]$, інакше вектор Y не належить заданому алфавіту.

Розглянутий алгоритм екзамену характеризується високою оперативністю прийняття класифікаційних рішень, оскільки вирішальні правила (2.5) побудовано в рамках геометричного підходу. Для прийняття рішень БСР необхідно тільки визначити за формулою (3.1) належність сформованого структурованого вектору об'єкту, що розпізнається, до відповідної області побудованого на етапі машинного навчання розбиття простору ознак на класи розпізнавання.

Аналіз концептуальної моделі (рис. 3.3) показує, що вона має три необхідні компоненти СППР: клієнтську та серверну складові, модель прийняття рішень та інформаційну складову, які приведено на рисунку 3.5. Показаний на рисунку 3.5 інтерфейс взаємодії бази знань з модулем підтримки прийняття рішень дозволяє оновлювати вирішальні правила та виконувати перенавчання системи. Інтелектуальний редактор бази знань дає можливість оператору формувати базу знань у діалоговому режимі, тобто встановлювати додаткові обмеження, змінювати параметри машинного навчання. Візуалізація результатів роботи основних модулів системи та керування ними відбувається на відповідних вкладках графічного інтерфейсу користувача,

який у свою чергу є інтегрованим в інтерфейс оператора НСК безпілотним авіаційним комплексом.

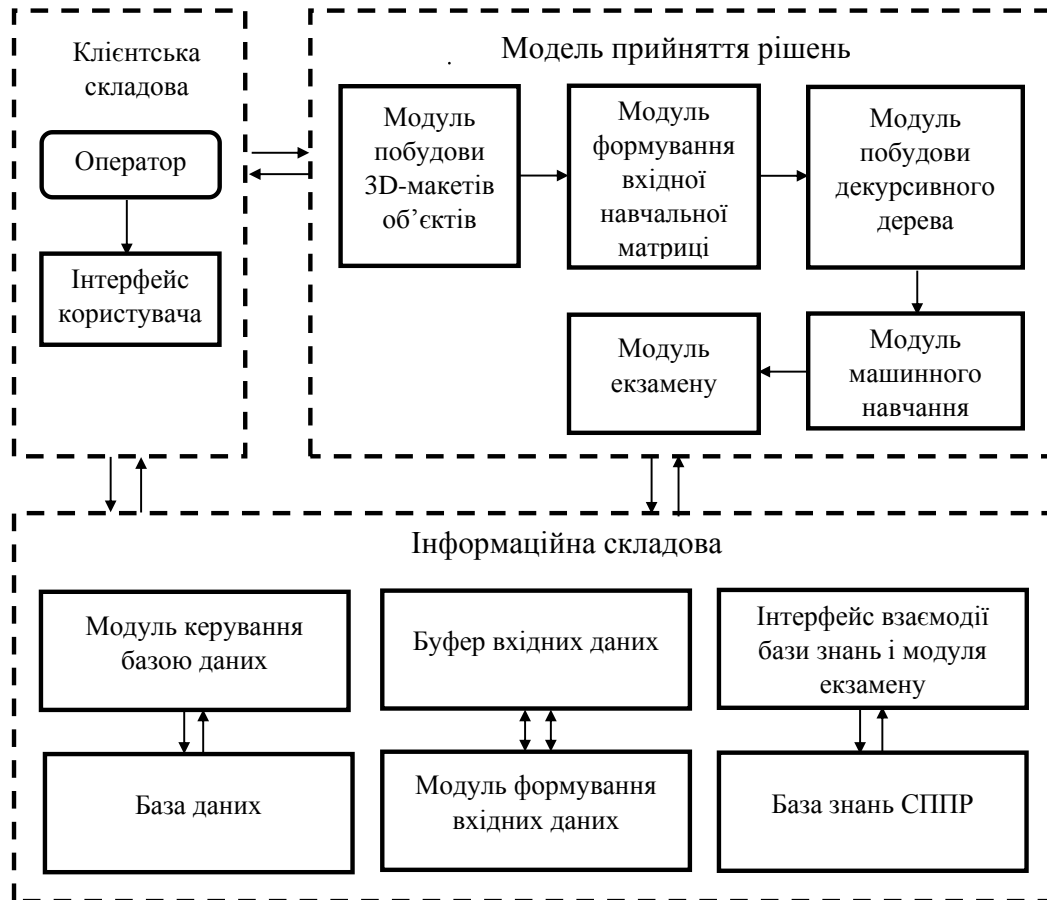


Рисунок 3.5 – Компоненти інтелектуальної СППР оператора НСК

СППР передбачає обмеження доступу персоналу до інформаційного та програмного забезпечення стенду-симулятора та БСВН автономного БПЛА. Після авторизації в системі користувач вибирає режим роботи стенду-симулятора. На етапі «Підготовка» за результатами аеророзвідки здійснюється моделювання 3D-макетів наземних об'єктів, які утворюють алфавіт класів розпізнавання. Змодельовані 3D-макети наземних об'єктів комп'ютерно відображаються на електронний рельєф регіону спостереження, який вибирається за допомогою бібліотеки GeoServer. Основними сторінками графічного інтерфейсу СППР є «Дані», «Структура», «Навчання», «Тестування» та «Екзамен». Кожен модуль є незалежним від інших і не

впливає на основний функціонал додатку. Це дозволяє швидко вносити зміни і тестувати модулі без впливу на роботу СППР.

Сторінка «Дані» формує вхідну навчальну матрицю для заданого алфавіту класів розпізнавання шляхом послідовного сканування в полярній системі координат 3D-макетів наземних об'єктів. При цьому формування структурованих векторів ознак класів розпізнавання здійснюється шляхом запрограмованої зміни положення і ракурсу відеокамери БСР. Сторінка «Структура» призначена для побудови при $M > 2$ ієрархічної структури даних у вигляді декурсивного бінарного дерева за наведеним у підрозділі 3. алгоритмом. Ініціалізація сторінки «Навчання» дозволяє реалізувати інформаційно-екстремальне машинне навчання БСР за ієрархічною структурою даних у вигляді декурсивного бінарного дерева. Користування сторінкою «Тестування» дозволяє здійснювати функціональне тестування алгоритму і програмного забезпечення машинного навчання БСР. На відміну від тестування шляхом навантаження функціональне тестування полягає в перевірці за тестовою вибіркою безпомилковості за навчальною матрицею вирішальних правил, побудованих за результатами машинного навчання. Функціонування стенду-симулятора в режимі «Екзамен» дозволяє перевірити функціональну ефективність машинного навчання БСР за екзаменаційними реалізаціями всіх класів розпізнавання за заданим алфавітом. За позитивних результатів екзамену вирішальні правила завантажуються в БСР автономного БПЛА для детектування наземних об'єктів, що входять до алфавіту класів розпізнавання машинного навчання. У разі невисокої функціональної ефективності вирішальних правил здійснюється перенавчання системи шляхом збільшення як обсягу вхідної навчальної матриці за рахунок нових функціональних станів досліджуваного об'єкту, так/або збільшення рівня глибини машинного навчання, у тому числі і шляхом оптимізації параметрів формування вхідного інформаційного опису БСВН. Такими параметрами оптимізації можуть бути розмір кадру електронного зображення, кроки зміни радіусу та кута поляризації тощо.

На рисунку 3.6 показано ескіз інтерфейсу програми функціонування СППР у режимі «Дані», в якому формується вхідна навчальна матриця шляхом оброблення в полярній системі координат цифрових зображень імпантованих на стенді-симуляторі наземних об'єктів.

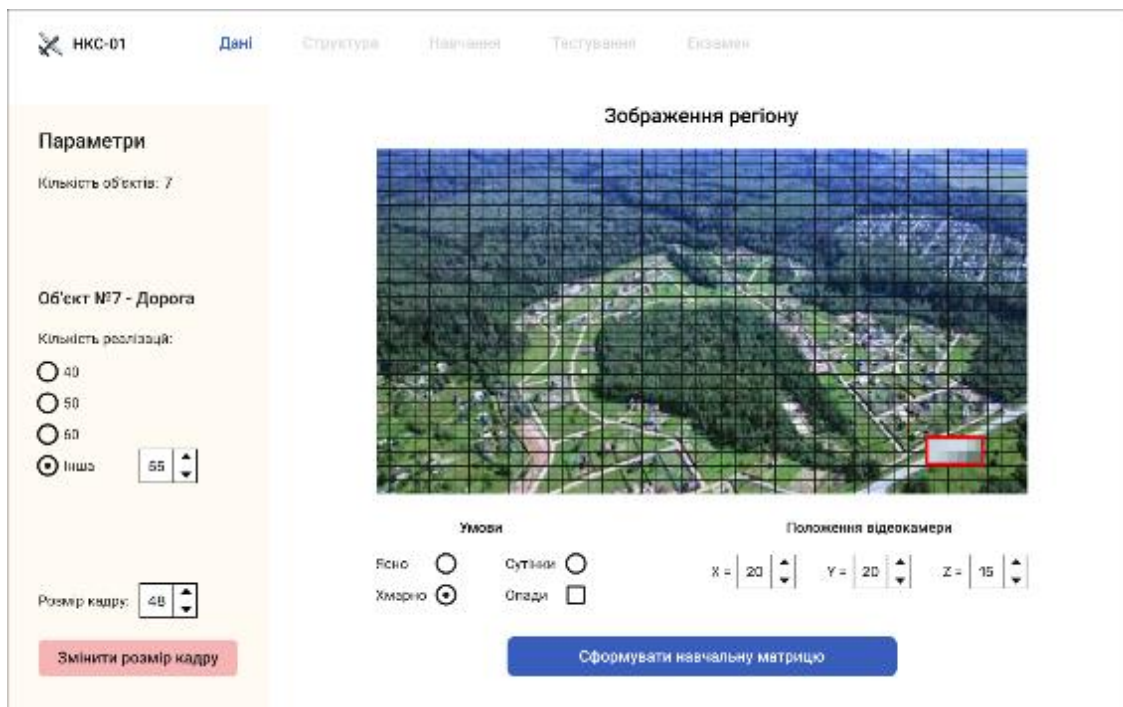


Рисунок 3.6 – Інтерфейс СППР оператора НСК для формування вхідної навчальної матриці

На рисунку 3.6 у розділі «Параметри» задається кількість класів розпізнавання, які утворюють алфавіт для машинного навчання, кількість реалізацій класів розпізнавання, які формують репрезентативну вхідну навчальну матрицю, і розмір кадрів зображення регіону з наземними об'єктами, що досліджуються. Об'єкт для машинного навчання обирається безпосередньо оператором НСК на закадрованому зображенні регіону спостереження. Водночас оператор має змогу змінювати розмір кадрів зображення з метою зменшення впливу оточуючого середовища на наземний об'єкт, що досліджується. Використання розробленого в Сумському державному університеті стенда-симулятора дозволяє розширювати алфавіт

класів розпізнавання для машинного навчання автономного БПЛА шляхом моделювання умов формування вхідної навчальної матриці для наземного об'єкту. З цією метою на інтерфейсі показано кнопки «Ясно», «Хмарно», «Сутінки» та «Опади». У процесі розвитку СППР вхідна навчальна матриця може формуватися при моделюванні інших умов. Наприклад, при ініціалізації кнопки «Опади» може залежно від пори року моделювати дощову або сніжну погоду. У перспективі також можливе моделювання 3D-об'єктів з різним ступенем штучного маскуваня. У правому нижньому куту інтерфейсу оператор має можливість задавати кількість позицій трьохкоординатного переміщення відеокамери стенду-симулятора. На кожній з цих позицій формуються реалізації наземного об'єкту відповідного класу розпізнавання.

На рисунках 3.7 і 3.8 показано початковий та випадуючий фінальний інтерфейси програми функціонування СППР у режимі «Структура», в якому здійснюється побудова ієрархічної структури даних у вигляді декурсивного бінарного дерева. У підрозділі 2.5 показано, що вже при кількості класів розпізнавання $M > 2$ перехід до ієрархічної структури даних у вигляді декурсивного бінарного дерева підвищує функціональну ефективність інформаційно-екстремального машинного навчання в порівнянні з лінійним алгоритмом. Цей факт пояснюється тим, що при збільшенні потужності алфавіту класів розпізнавання при незмінному вимірі простору ознак розпізнавання збільшується ступінь перетину класів розпізнавання, який можна оцінювати відношенням

$$\zeta = \frac{\overline{\beta^*}}{D_1^*},$$

де $\overline{\beta^*}$ – усереднена помилка другого роду, обчислена при максимальному значенні усередненого за алфавітом класів розпізнавання інформаційного критерію оптимізації параметрів машинного навчання;

$\overline{D_1^*}$ – усереднена перша достовірність, обчислена при максимальному значенні усередненого за алфавітом класів розпізнавання інформаційного критерію оптимізації параметрів машинного навчання.

На рисунку 3.7 показано початкові сторінки інтерфейсу програми функціонування СППР у режимі «Структура», в якому здійснюється побудова декурсивного бінарного дерева.

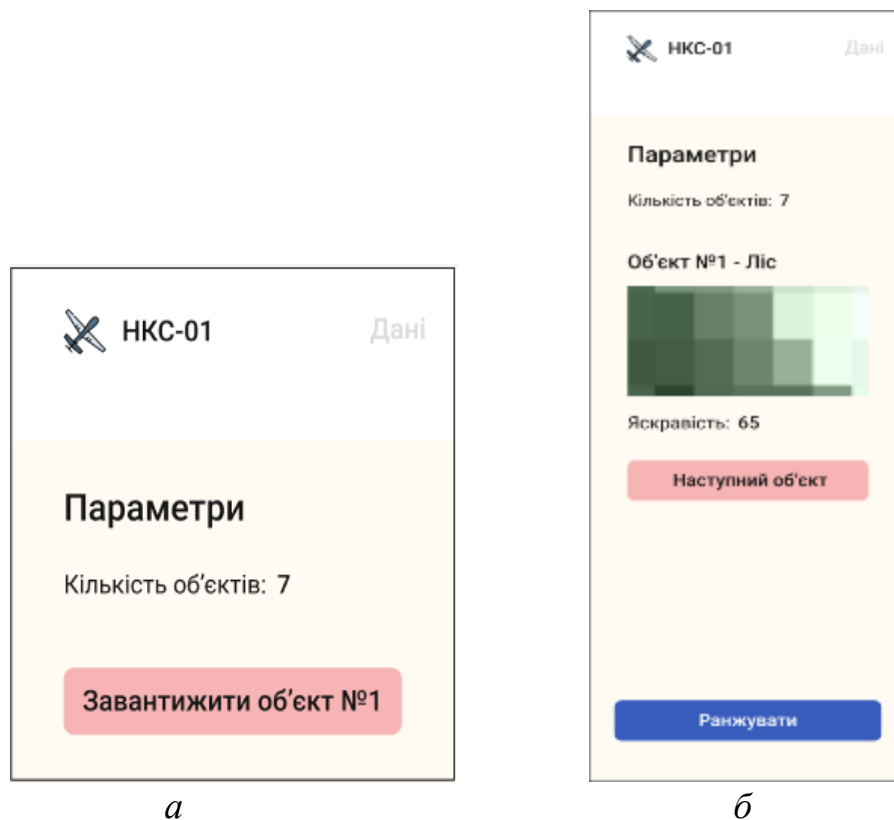


Рисунок 3.7 – Початковий вигляд інтерфейсу програми СППР у режимі «Структура»: *a* – перша сторінка; *б* – друга сторінка

На рисунку 3.7 у розділі «Параметри» показано кількість впорядкованих класів розпізнавання, для яких у режимі «Дані» сформовано вхідну навчальну матрицю. На другій сторінці з метою візуального контролю на екран монітору послідовно відображаються зображення наземних об'єктів з позначенням їх назви. Також на моніторі показується усереднена яскравість кожного

зображення. Після оброблення всіх зображень наземних об'єктів шляхом ініціалізації кнопки «Ранжування» формується варіаційний ряд за збільшенням усередненої яскравості зображень наземних об'єктів, як це показано на фінальній сторінці інтерфейсу (рис. 3.8).

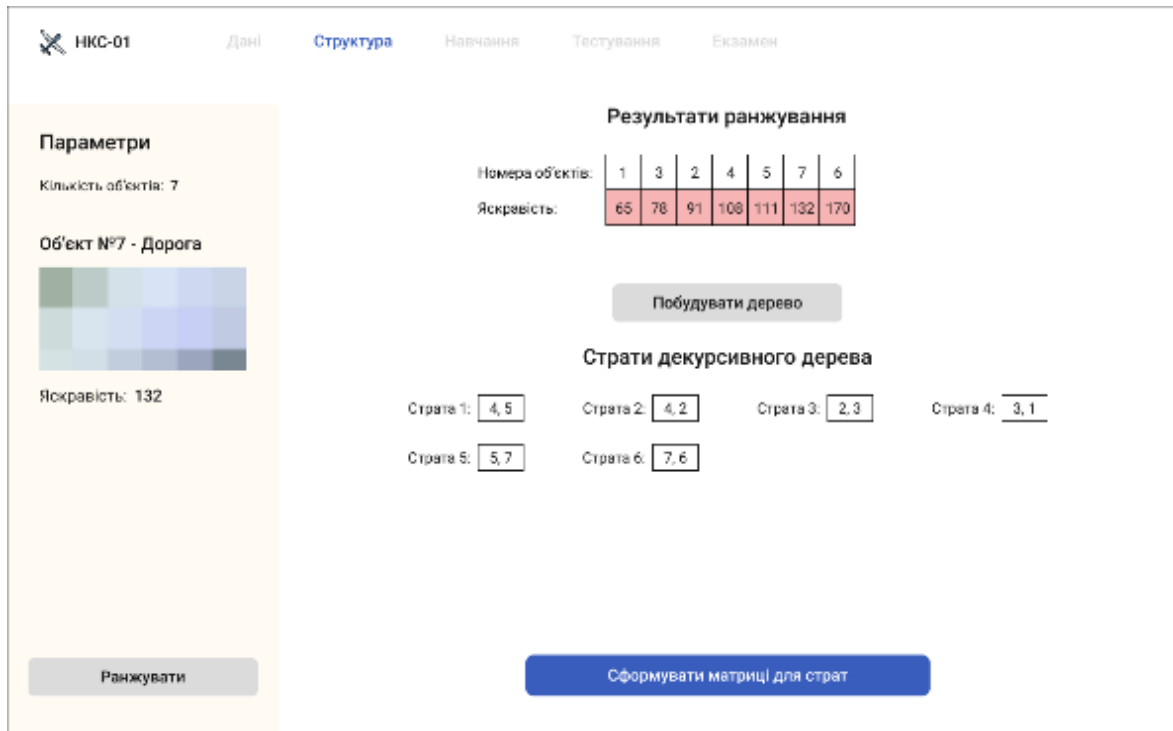


Рисунок 3.8 – Фінальний інтерфейс програми побудови ієрархічної структури вхідних даних у вигляді декурсивного бінарного дерева

На рисунку 3.8 результати ранжування подаються у вигляді таблиці. У першому рядку таблиці показано номери наземних об'єктів, вхідні навчальні матриці яких утворюють впорядковану послідовність за збільшенням усередненої їх яскравості як це показано в другому рядку. Одночасно за наведеним у підрозділі 1.5 алгоритмом будується декурсивне бінарне дерево, номери страт якого та номери класів розпізнавання показуються на сторінці інтерфейсу. Формування масивів вхідних евклідових навчальних матриць для всіх страт відбувається шляхом ініціалізації відповідної кнопки.

На рисунку 3.9 показано графічний інтерфейс програмної реалізації розробленого в розділі 3 алгоритму ієрархічного інформаційно-

екстремального машинного навчання БСВН автономного БПЛА. Після ініціалізації опції «Навчання» в розділі «Параметри» висвічується кількість страт побудованого на попередньому етапі декурсивного дерева. Водночас для кожної страти задається рівень глибини машинного навчання.

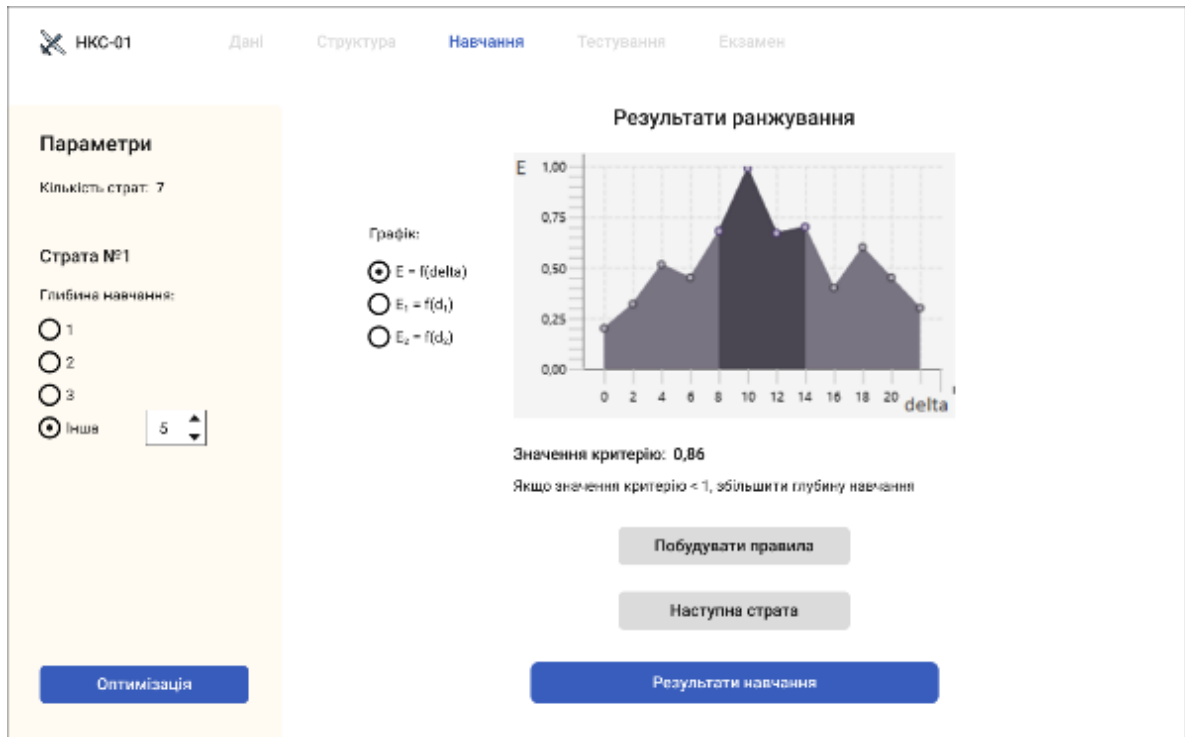


Рисунок 3.9 – Графічний інтерфейс користувача в режимі ієрархічного інформаційно-екстремального машинного навчання автономного БПЛА

Реалізація для кожної страти двохкласового інформаційно-екстремального машинного навчання починається після активації кнопки «Оптимізація». Оператор має можливість візуально аналізувати динаміку зміни інформаційного критерію оптимізації відповідних параметрів машинного навчання. З цією метою оператор послідовно аналізує графіки залежності усередненого за класами розпізнавання відповідної страти інформаційного критерію від параметра δ (delta) поля контрольних допусків та графіки залежності інформаційного критерію (2.14) від радіусів контейнерів класів розпізнавання відповідної страти. Водночас на інтерфейсі показується максимальне значення інформаційного критерію оптимізації. Якщо значення

нормованого критерію менше одиниці, то слід збільшити глибину машинного навчання шляхом вибору в розділі «Параметри» наступного рівня глибини, який оптимізує додатковий параметр із наперед заданої їх впорядкованої множини. У випадку, коли усереднене для страти значення критерію оптимізації дорівнює одиниці, оператор переходить до реалізації алгоритму інформаційно-екстремального машинного навчання для іншої страти. Побудова за результатами машинного навчання вирішальних правил для всіх класів розпізнавання здійснюється шляхом ініціалізації відповідної кнопки

На рисунку 3.10 показано графічний інтерфейс оператора НСК при взаємодії з модулем «Тестування».

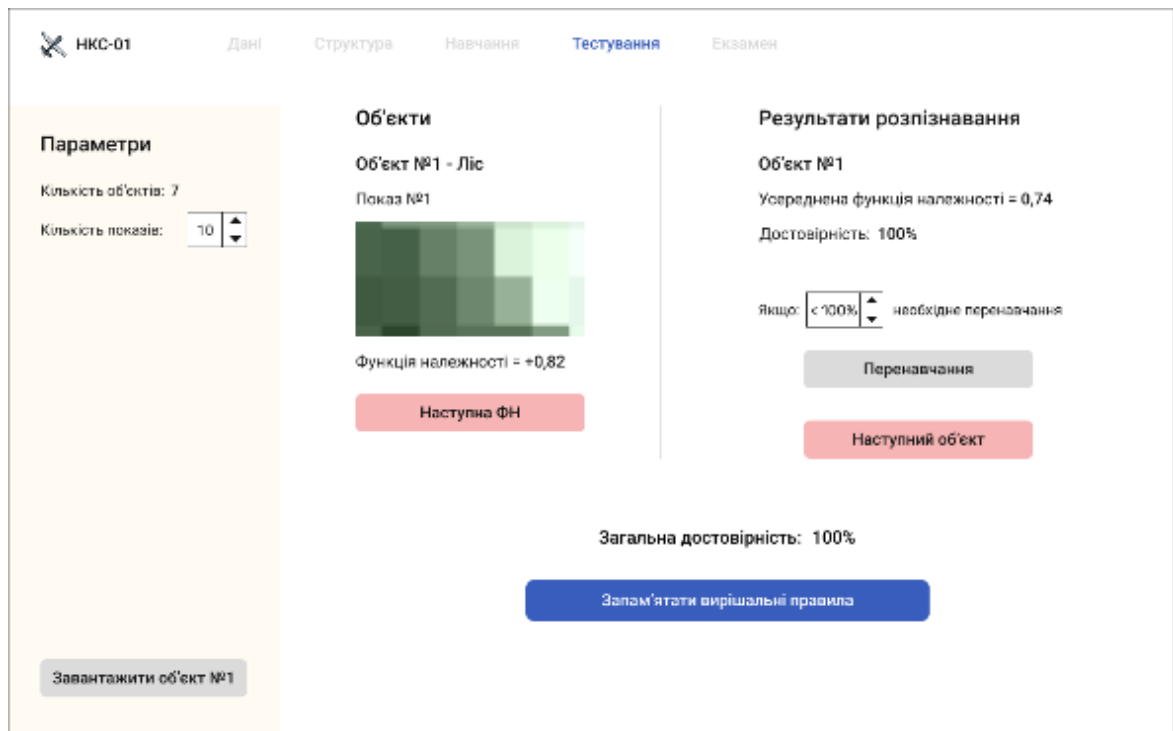


Рисунок 3.10 – Інтерфейс програми функціонування СППР у режимі тестування

Призначенням цього модулю є функціональне тестування з метою перевірки безпомилковості за навчальною матрицею вирішальних правил, побудованих за результатами ієрархічного інформаційно-екстремального машинного навчання БСВН. Для досягнення цієї мети на інтерфейсі (рис. 3.10)

у розділі «Параметри» оператором задаються умови реалізації такої перевірки: кількість об'єктів, які бортова система навчена розпізнавати, і кількість показів кожного з цих об'єктів. Після активізації кнопки «Завантажити об'єкт №» висвітлюється порядковий номер об'єкту. У розділі «Об'єкти» послідовно відображаються зображення об'єктів, що розпізнаються. Водночас обчислюються відповідні для зображеного об'єкту вирішальні правила, побудовані на етапі «Навчання», і на інтерфейсі на кожному показі об'єкту відображаються на екрані значення функції належності (ФН), яка обчислюється за формулою (3.1).

На рисунку 3.11 показано графічний інтерфейс програми функціонування БСВН у режимі екзамену, в якому на відміну з попереднім етапом функціонального діагностування розпізнаються реалізації класів розпізнавання, кожна з яких сформована при нових початкових умовах формування зображення наземного об'єкту дослідження. Такими початковими умовами можуть бути при розв'язанні задачі сегментації новий кадр на зображенні регіону, який обирається на етапі «Дані», або нова позиція на стенді-симуляторі 3D-макету, наприклад, наземного транспортного засобу тощо.

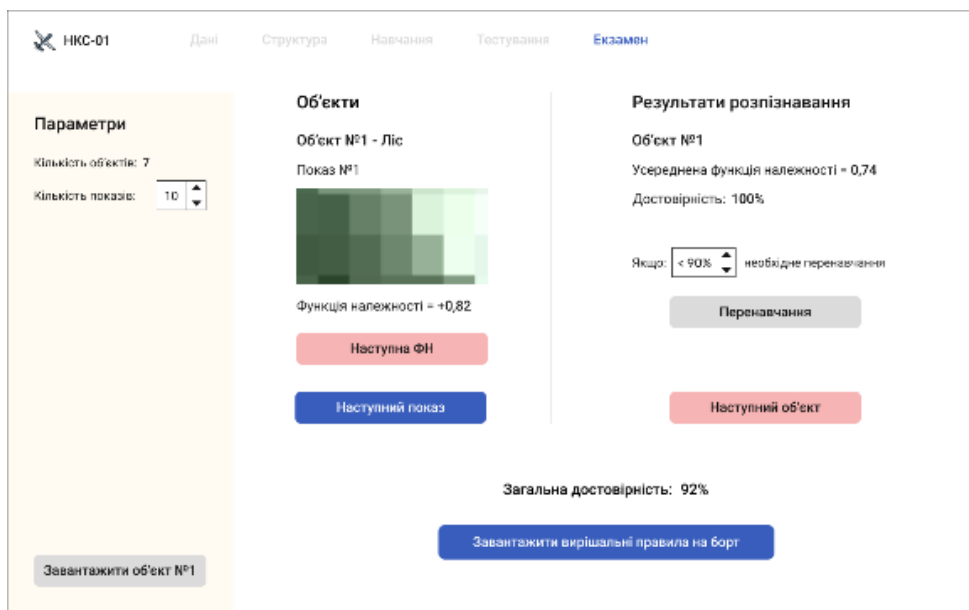


Рисунок 3.11 – Інтерфейс програми функціонування СППР у режимі екзамену

Після ініціалізації кнопки «Завантажити об'єкт №» (рис. 3.11) на екрані з'являється ображенні відповідного наземного об'єкту. У режимі екзамену на відміну від режиму «Тестування» при кожному показі об'єкту обчислюються в циклі функції належності (4.1) для всіх класів розпізнавання із заданого алфавіту. Водночас з метою візуального контролю здійснюється індикація значень кожної функції належності. У розділі «Результати розпізнавання» показано номер класифікованого об'єкту та усереднені за показами значення його функції належності та достовірності. Після перегляду всіх об'єктів розпізнавання на екран виводиться загальна (усереднена) достовірність у відсотках, яка пропорційна середній повній ймовірності прийняття правильних класифікаційних рішень для всіх класів розпізнавання із заданого алфавіту:

$$\bar{P}_t = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M P_{t,m},$$

де $P_{t,m}$ – повна ймовірність правильного прийняття рішень щодо класифікації наземного об'єкту, який відноситься до класу розпізнавання X_m^o .

Якщо загальна достовірність задовольняє заданим умовам, то побудовані вирішальні правила завантажуються на борт автономного БПЛА для розпізнавання за оптико-електронним каналом спостереження наземних об'єктів із сформованого за результатами машинного навчання алфавіту класів розпізнавання. Якщо при функціональному тестуванні, на якому перевіряється безпомилковість за навчальною матрицею вирішальних правил, достовірність розпізнавання наземних об'єктів повинна бути 100%, то в режимі екзамену допустима достовірність обирається оператором НСК з практичних міркувань. У праці [167] надаються такі рекомендації для оцінювання точності

машинного навчання, під якою розуміється повна ймовірність прийняття правильних класифікаційних рішень:

- якщо Точність = 0,5, тоді це вгадування дорівнює підкиданню монети;
- якщо $0,5 \leq \text{Точність} < 0,7$, то це погана класифікація;
- якщо $0,7 \leq \text{Точність} < 0,8$, то це прийнятна класифікація;
- якщо $0,8 \leq \text{Точність} < 0,9$, тоді це відмінна класифікація;
- якщо Точність $\geq 0,9$, тоді це видатна класифікація.

При виявленні, наприклад, за результатами аеророзвідки нового наземного об'єкту його 3D-макет комп'ютерно інтегрується на стенді-симуляторі у відповідне місце рельєфу регіону спостереження, формується в модулі «Дані» його вхідна евклідова навчальна матриця і будується в модулі «Структура» нова структура у вигляді декурсивного бінарного дерева. Водночас новий наземний об'єкт займає у варіаційному ряду місце згідно з усередненою яскравістю його вхідної навчальної матриці й утворює нову страту з найближчим сусідом, для якої реалізується двохкласове інформаційно-екстремальне машинне навчання з необхідним рівнем глибини.

Представлені в другому розділі результати комп'ютерного моделювання, отримані в процесі інформаційно-екстремального машинного навчання БСВН за ієрархічною структурою даних у вигляді декурсивного бінарного дерева дозволили при заданому рівні глибини навчання побудувати безпомилкові за навчальною матрицею вирішальні правила. Водночас релевантність вхідних даних забезпечується інваріантністю ознак розпізнавання при довільних умовах формування цифрових зображень наземних об'єктів. Тому в дисертаційних дослідженнях було введено обмеження на відстань наземного об'єкту від центральної оптичної вісі відеокамери стенду-симулятора.

Експериментальні дослідження показали, що при заданій висоті відеокамери 200 см від монітора стенду-симулятора розміром 160x80 см вирішальні правила, побудовані за результатами інформаційно-екстремального машинного навчання за декурсивною структурою даних, забезпечували високу точність при знаходженні об'єкту від оптичної вісі під

кутом не менше ніж 15° . Задача перевірки інваріантності вирішальних правил при великих відхиленнях наземного об'єкту від оптичної вісі відеокамери в дисертаційних дослідженнях не розглядалася. Основним науковим завданням дисертаційного дослідження було не вирішення проблеми релевантності вхідного інформаційного опису БСР при довільному знаходженні наземного об'єкту в регіоні спостереження, що є предметом аналізу просторових сцен, а розроблення методів машинного навчання з високою функціональною ефективністю. Що стосується проблеми аналізу сцен, то для її вирішення в сучасних дослідженнях в основному розробляються методи визначення для наземних об'єктів проекційних інваріанті [48, 49, 50]. Отримані при виконанні НТР наукові результати дозволяють розробити новий підхід до вирішення проблеми розпізнавання об'єктів, спотворених через збільшення їх відстані від оптичної вісі відеокамери. Ідея полягає в розбитті рецепторного поля цифрового зображення регіону спостереження на радіально розташовані сектори, як це показано на рисунку 3.12, в яких довільно розміщується на стенді-симуляторі наземний об'єкт і формується для цього підкласу розпізнавання відповідна навчальна матриця шляхом оброблення зображення об'єкту в полярній системі координат. У цьому випадку збільшується багатовимірність алфавіту класів розпізнавання, оскільки кожний клас розпізнавання може мати десятки або можливо більше підкласів, що для сучасних методів машинного навчання, включаючи ШНМ, викликає суттєві ускладнення.

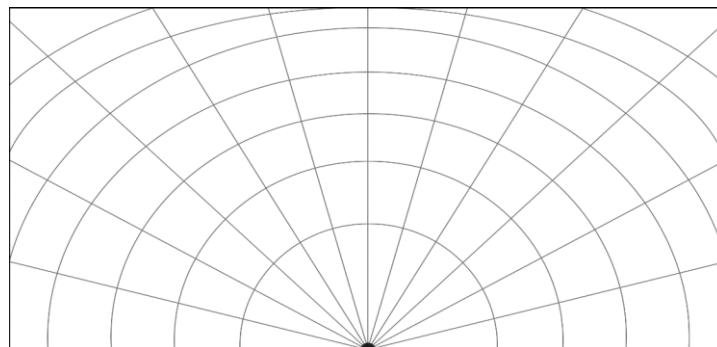


Рисунок 3.12 – Схема розбиття цифрового зображення регіону спостереження на сектори

Щодо методу ієрархічного інформаційно-екстремального машинного навчання збільшення потужності алфавіту класів розпізнавання призводить до збільшення кількості ярусів декурсивного бінарного дерева, яка дорівнює

$$h_{\max} = M - 2.$$

З метою підвищення оперативності прийняття класифікаційних рішень як один з варіантів рекомендується в цьому випадку при побудові ієрархічної структури даних варіаційний ряд класів розпізнавання розбивати не на дві, а на декілька груп і для кожної групи будувати декурсивне бінарне дерево. У результаті ярусність декурсивних бінарних дерев зменшиться, що дозволить БСР в режимі відеомоніторингу регіону збільшити оперативність прийняття класифікаційних рішень. Зрозуміло, що в процесі інформаційно-екстремального машинного навчання БСВН неодмінно будуть виникати задачі оптимізації площі секторів, що вплине на їх кількість і відповідно на потужність алфавіту класів розпізнавання.

Перевірку функціональної ефективності розробленого методу було здійснено на типовій багатосаровій нейронній мережі, машинне навчання якої здійснювалося за методом зворотного поширення помилки. З метою порівняння результатів на вхід ШНМ подавалася транспонована вхідна навчальні матриці яскравості зображень кадрів (рис. 2.30). У процесі машинного навчання в інтерактивному режимі було побудовано 100 нейронних мереж, у яких в прихованому прошарку було згідно з рекомендацією для трьох зображень використано 6 нейронів. Тривалість машинного навчання дорівнювала трьом годинам.

На рисунку 3.13 показано графік точності кожної нейромережі, де значення 1 характеризує 100% розпізнавання всіх трьох зображень.

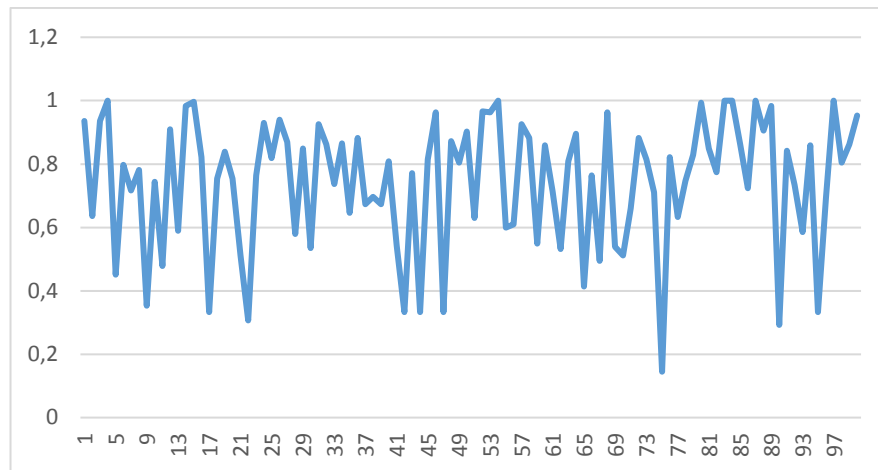


Рисунок 3.13 – Графік точності всіх нейромереж

Аналіз рисунка 3.13 показує, що середня точність побудованих нейронних мереж склала 74%. На рисунку показано як змінюється середньоквадратична помилка однієї з найкращих нейромереж. Кількість ітерацій для процесу машинного навчання дорівнювала 1000.

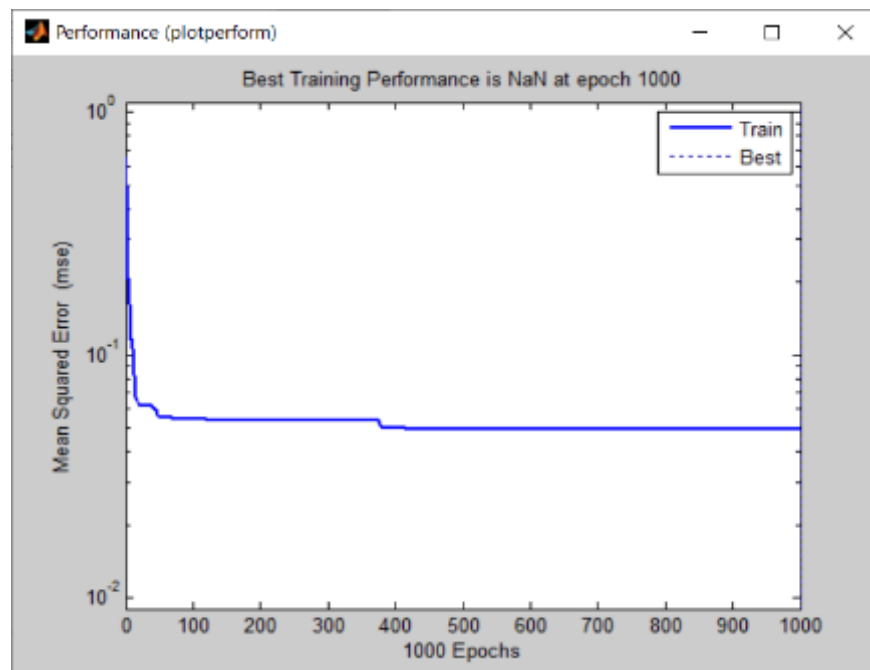


Рисунок 3.14 – Графік точності машинного навчання найкращої нейромережи

Аналіз рисунку 3.14 показує, що помилка розпізнавання векторів-реалізацій із навчальної матриці дорівнює 0.05 або 5%. При інформаційно-екстремальному машинному навчанні як це показано на рисунках 2.31 і 2.35 було побудовано безпомилкові за навчальною матрицею вирішальні правила.

Водночас варто звернути увагу на те, що обрані зображення відносяться до типу “текстура” і головне їх усередненні вектори-реалізації не перетинаються у просторі ознак розпізнавання. У випадку суттєвого перетину класів розпізнавання у просторі ознак ШНМ принципово не може бути безпомилковою, оскільки не здійснює дефазіфікацію нечіткого розбиття як це робиться в розроблених в роботі методах інформаційно-екстремального машинного навчання. Відомо, що високу точність машинного навчання забезпечують багатозгорткові ШНМ, але для їх застосування необхідна навчальна матриця мінімум на порядок більшого обсягу. Оскільки формування такої навчальної матриці для машинного навчання БСР пов’язано із великими часовими та матеріальними витратами, то експеримент з багатозгортковими ШНМ не проводився.

Одержані в роботі наукові результати обумовлюють суттєву зміну інфраструктури та функцій НСК інтелектуальними автономними БПЛА. Однією з нових функцій такої НСК є необхідність машинного навчання та перенавчання БСВН у випадку виявлення нового об’єкту в регіоні спостереження. Для підвищення оперативності і економічності машинного навчання БСР автономного БПЛА структура НСК повинна включати вище розглянутий стенд-симулятор, основним призначенням якого є створення умов формування вхідного інформаційного опису, максимально наближених до реальних.

3.3 Засоби інформаційної технології створення системи підтримки прийняття рішень для оператора машинного навчання автономного безпілотного літального апарату

Програмне забезпечення СППР для оператора машинного навчання розроблено в середовищі IntelliJ IDEA з використанням мови програмування Java. Для зберігання інформації використовувалась база даних, система керування якої створювалася на мові запитань MySQL. Для читання та

зберігання даних у форматі XML використано компонент технології Java, а саме JAXP (Java API for XML Processing) [51]. Графічний інтерфейс реалізований з використанням JavaFX [169]. Фреймворк JavaFX являє інструментарій для створення кросплатформених графічних додатків на платформі Java та дозволяє створювати додатки з багатою насиченою графікою завдяки використанню апаратного прискорення графіки і можливостей GPU.

Інтерфейси застосунків розроблено у векторному редакторі Figma. Figma – онлайн-редактор векторної графіки для розробки макетів сайтів, інтерфейсів, прототипування, ілюстрацій та мобільних додатків з можливістю організації спільної роботи в режимі реального часу. Перевагами Figma є: робота за принципом «намалював = зверстав» (елементи можна перенести на верстку), робота відбувається в хмарі, наявність десктоп-клієнта, велика кількість інтеграцій, повна кросплатформеність, можливість використання сторонніх плагінів, підтримка анімації, підтримка дочірніх та батьківських компонентів.

Діаграму класів розробленого програмного забезпечення показано на рисунку 3.15, на якому пунктиром позначено основні модулі.

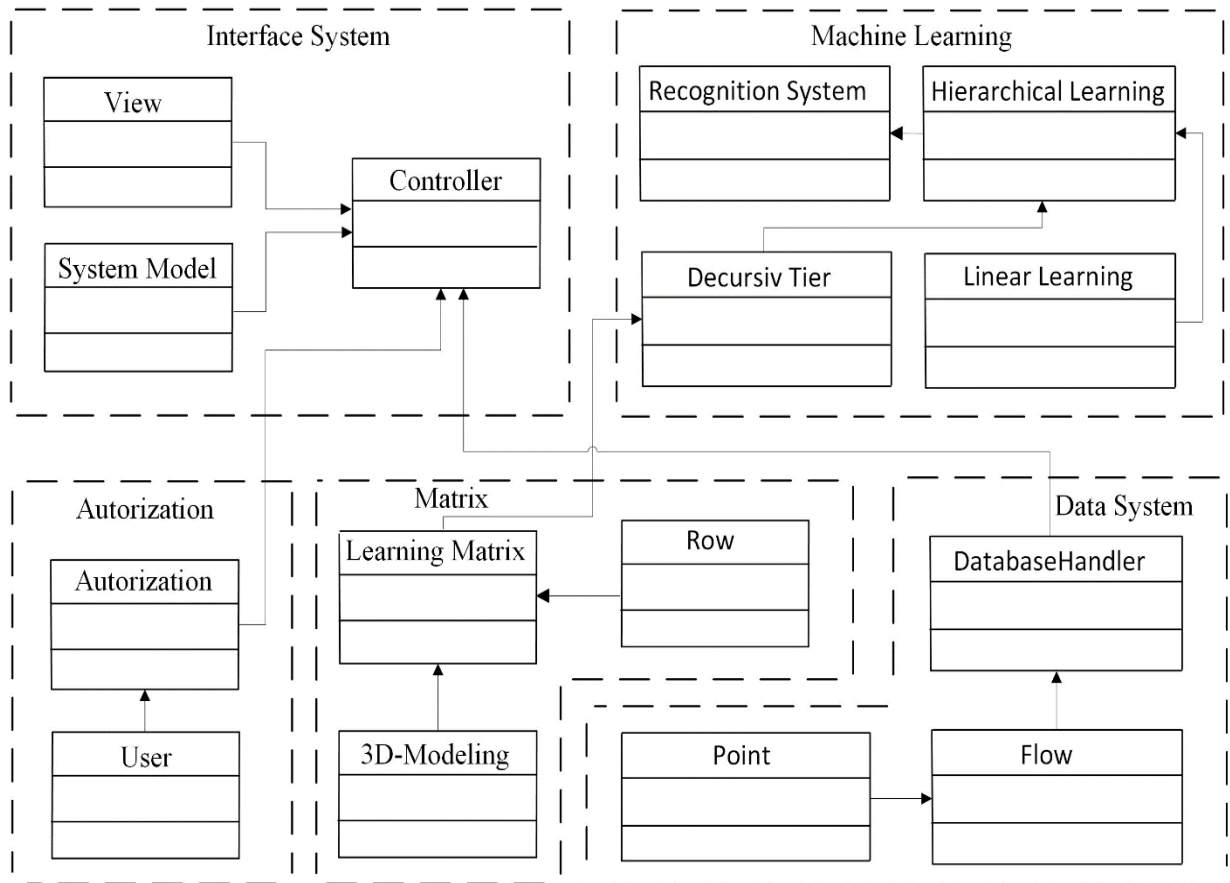


Рисунок 3.15 – Діаграма класів програмного комплексу інформаційно-екстремального машинного навчання БСВН

На рисунку 3.15 модуль Machine Learning об'єднує такі класи:

- клас DekursivTier відображає внутрішню структуру програми побудови декурсивного бінарного дерева;
- клас LinearLearning відображає внутрішню структуру програми двохкласового інформаційно-екстремального машинного навчання;
- клас HierarchicalLearning відображає внутрішню структуру програми інформаційно-екстремального машинного навчання за ієрархічною структурою даних у вигляді декурсивного бінарного дерева;
- клас RecognitionSystem відображає внутрішню структуру програми перевірки функціональної ефективності машинного навчання БСВН автономного БПЛА в режимах функціонального тестування й екзамену.

Класи модуля Matrix (рис. 3.15) відображають структуру програми формування вхідної навчальної матриці, яка відбиває властивості 3D-макетів наземних об'єктів. Клас DatabaseHandler відображає структуру програмного комплексу побудови бази даних.

Таким чином, розробка програмного коду з використанням шаблонів проектування та мови програмування Java забезпечує для БСВН кросплатформеність, зменшення витрат на розробку, супроводження та функціональне масштабування. У сукупності вищенаведені властивості дозволяють суттєво зменшити трудомісткість формування вхідного математичного опису системи, спрощують вимоги до експлуатації та обслуговування БСВН автономного БПЛА за реальних умов.

ВИСНОВКИ

Вирішено важливе науково-технічне завдання підвищення функціональної ефективності машинного навчання бортової системи відеонавігації автономного БПЛА за наземними навігаційними орієнтирами. Одержано такі наукові результати:

1. Аналітичний огляд напрямів розвитку автономної автоматичної навігації БПЛА показав, що одним із найбільш інформаційно та кібернетично захищеним є метод відеонавігації за наземними орієнтирами з відомими географічними координатами.

2. Розроблено в рамках ІЕІ-технології формалізовану постановку задачі інформаційного синтезу БСВН автономного БПЛА для розпізнавання наземних навігаційних орієнтирів, яка полягає в необхідності в процесі інформаційно-екстремального машинного навчання адаптувати за принципом відкладених рішень Івахненка О. Г. вхідний математичного опис до максимальної (наближеної до одиниці) повної ймовірності прийняття правильних класифікаційних рішень. Водночас адаптація відбувається шляхом оптимізації за інформаційним критерієм наперед заданої структури параметрів машинного навчання, кількість яких визначає рівень глибини інформаційно-екстремального машинного навчання.

3. Запропоновані функціональні категорійні моделі інформаційно-екстремального машинного навчання БСВН відбивають механізм формування та прийняття класифікаційних рішень природним інтелектом. Тому їх можна розглядати як узагальнені структурні схеми алгоритмів інформаційно-екстремального машинного навчання систем різного призначення.

4. Запропоновано функціональну категорійну модель інформаційно-екстремального машинного навчання БСР з оптимізацією рівня квантування яскравості цифрових зображень кадру зони інтересу, що дозволяє отримати бінарне зображення наземного орієнтиру для визначення на ньому центру

полярної системи координат з метою формування структурованого вектору ознак розпізнавання.

5. Запропоновано функціональну категорійну модель інформаційно-екстремального машинного навчання БСВН з оптимізацією розміру кадру зображення наземного орієнтиру, що дозволяє усунути на ньому неінформативні ознаки розпізнавання і підвищити повну ймовірність прийняття правильних класифікаційних рішень.

6. Розроблено формалізовану постановку задачі інформаційного синтезу і запропонована функціональна категорійна модель інформаційно-екстремального машинного навчання БСВН з оптимізацією вагових коефіцієнтів RGB-складових зображень наземних орієнтирів, що дозволяє підвищити інформативність вхідного опису системи шляхом фільтрації неінформативних ознак розпізнавання.

7. Запропоновано функціональну категорійну модель інформаційно-екстремального машинного навчання БСР за ієрархічною структурою даних у вигляді так званого декурсивного бінарного дерева. Запропонована схема побудови декурсивного бінарного дерева дозволяє заданий алфавіт класів розпізнавання великої потужності розбивати на пари найближчих сусідів. У результаті здійснюється перехід від багатокласового машинного навчання до двохкласового для кожної страти декурсивного бінарного дерева, що дозволяє застосовувати лінійний алгоритм інформаційно-екстремального машинного навчання з необхідним рівнем глибини.

8. Вперше розроблено метод оброблення зображення наземного навігаційного орієнтира, який полягає у визначенні на ньому центру полярної системи координат з метою формування вхідної навчальної матриці, що дозволяє забезпечити інваріантність вирішальних правил до довільних початкових умов і підвищення повної ймовірності прийняття правильних класифікаційних рішень.

9. Вперше реалізовано метод інформаційно-екстремального машинного навчання БСВН автономного БПЛА з оптимізацією рівня квантування

яскравості пікселів кадру зони інтересу, що дозволяє за результатами інформаційно-екстремального машинного навчання БСВН побудувати вирішальні правила, інваріантні до початкових умов формування зображень наземних навігаційних орієнтирів.

10. Вперше розроблено метод інформаційно-екстремального машинного навчання БСВН автономного БПЛА з оптимізацією розміру кадру зображення регіону, що дозволило підвищити функціональну ефективність інформаційно-екстремального машинного навчання БСВН через зменшення впливу неінформативних та заважаючих ознак розпізнавання оточуючого середовища наземного об'єкту.

11. Вперше розроблено метод інформаційно-екстремального машинного навчання БСР автономного БПЛА з оптимізацією вагових коефіцієнтів RGB-компонент зображень наземних об'єктів. За результатами комп'ютерного моделювання доведено доцільність оптимізації вагових коефіцієнтів RGB-компонент зображень, що дозволило суттєво підвищити повну ймовірність прийняття правильних класифікаційних рішень у порівнянні з початковими одиничними значеннями вагових коефіцієнтів як це приймалося в наукових дослідженнях попередників.

12. Вперше розроблено метод інформаційно-екстремального машинного навчання БСР автономного БПЛА за ієрархічною структурою даних у вигляді декурсивного бінарного дерева, що дозволяє підвищити функціональну ефективність машинного навчання при розширенні алфавіту класів розпізнавання. Водночас експериментально доведено, що при потужності алфавіту більше двох класів у загальному випадку доцільно інформаційно-екстремальне машинне навчання БСР автономного БПЛА здійснювати за ієрархічною структурою вхідних даних у вигляді декурсивного бінарного дерева. При мінімальній потужності алфавіту ($M = 2$) інформаційно-екстремальне машинне навчання розглядається як частинний випадок ієрархічного машинного навчання для однієї страти декурсивного бінарного дерева.

13. Вперше розроблено метод визначення місцезнаходження БПЛА в режимі відеонавігації шляхом мінімізації функції сумарної квадратичної помилки між координатами наземних орієнтирів і місцезнаходження БПЛА.

14. Розроблено апаратно-програмний інструментарій проектування СППР для машинного навчання БСВН автономного БПЛА для розпізнавання наземних навігаційних орієнтирів.

15. Розроблено концептуальну, структурну та функціональну схеми СППР для оператора НСК, яка призначена для машинного навчання БСВН автономного БПЛА з використанням стенда-симулятора, який дозволяє оперативно розробляти інформаційне та програмне забезпечення.

16. Результати комп'ютерного моделювання підтверджують, що розроблене інформаційне та програмне забезпечення запропонованих методів інформаційно-екстремального машинного навчання БСВН автономного БПЛА дозволяє побудувати вирішальні правила, які на етапі функціонального тестування є безпомилковими за навчальною матрицею, що в режимі екзамену забезпечує повну ймовірність правильного прийняття класифікаційних рішень наближену до максимального граничного значення.

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. Dovbysh A.S. Information-Extreme Machine Learning of On-Board Vehicle Recognition System / A. S. Dovbysh, M. M. Budnyk, V. Yu. Piatachenko, M. I. Myronenko // Cybernetics and Systems Analysis, 2020. – Vol. 56(4). – P 534-543. DOI:10.1007/s10559-020-00269-y.

2. Protsenko O. Informational and extreme machine learning for onboard recognition system of ground objects / O. Protsenko, T. Savchenko, M. Myronenko, O. Prihodchenko // Proceedings - 2020 IEEE 11th International Conference on Dependable Systems, Services and Technologies, DESSERT, 2020. – P. 213-218. <https://www.scopus.com/record/display.uri?eid=2-s2.0-85087919484&origin=resultslist>. DOI 10.1109/DESSERT50317.2020.9125025.

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 / Dovbysh, A., Naumenko, I., Myronenko, M., Savchenko, T. // 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, 2020. – Volume 2608. – P. 913-925. <https://www.scopus.com/record/display.uri?eid=2-s2.0-85085513125&origin=resultslist>.

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. <https://sis.nipo.gov.ua/uk/search/detail/1662477/>.

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. https://essuir.sumdu.edu.ua/bitstream-download/123456789/82619/3/Obodiak_kiberbezpeka.pdf.

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. https://www.researchgate.net/publication/350972573_Informacijno-analiticna_sistema_ocinuvanna_vidpovidnosti_sucasnim_vimogam_navcalnogo_kontentu_specialnosti_kiberbezpeka. DOI:[10.32620/reks.2021.1.06](https://doi.org/10.32620/reks.2021.1.06)

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. 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. <https://sis.nipo.gov.ua/uk/search/detail/1623643/>.

12. 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.

13. Москаленко В.В. Model and training method for context classification in CCTV sewer inspection video frames / М. Zaretskyi, А. S. Moskalenko, А. О. Panych, V. V. Lysyuk // Radio Electronics, Computer Science, Control. – 2021. – № 3. – P.63-76. DOI: 10.15588/1607-3274-2021-3-9.

14. 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. – No 2 (98). – 2021. – С. 4-15. DOI: 10.32620/reks.2021.2.01.

15. 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. – No 3(95). – 2020. – С. 59-66. DOI: 10.32620/reks.2020.3.06.

16. Москаленко В.В. Sewer Pipe Defects Classification Based on Deep Convolutional Network with Information-extreme Error-correction Decision Rules // А. S. Moskalenko, М. О. 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.

17. Москаленко В.В. Deep feature extractor with information-extreme decision rules for visual classification of sewer pipe defects and its training method / А. Moskalenko, М. Zaretskyi, V. Lysyuk // Data Stream Mining & Processing

2020. – Lviv, Ukraine, 21-25 Aug. 2020. – pp.191-195. DOI: 10.1109/DSMP47368.2020.9204083.

18. 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.

19. 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.

20. Dovbysh A.S. Information-extreme algorithm for recognizing current distribution maps in magnetocardiography / A. S. Dovbysh, S. S. Martynenko, A. S. Kovalenko, M. M. Budnyk // Journal of Automation and Information Sciences, 2011.– V. 43.– № 2.– P. 63-70. DOI: 10.1615/JAutomatInfScien.v43.i2.60.

21. Dovbysh A. S. Information-Extreme Method for Classification of Observations with Categorical Attributes / A. S. Dovbysh, V. V. Moskalenko, A. S. Rizhova // Cybernetica and Systems Analysis, 2016. V. 52. – No 2. – P. 45-52. DOI: 10.1007/s10559-016-9818-1.

22. Naumenko I. Information-extreme learning of on-board system for recognition of ground vehicle / I. Naumenko, M. Myronenko, V. Piatachenko // CEUR Workshop Proceedings, 2019. – P. 121 – 132.

23. Simonovskiy Juliy. On-board Geographic Information System of Images' Identification / Juliy Simonovskiy, Vladislav Piatachenko, Mykyta Myronenko // In Proceedings of the VI International Conference «Advanced Information Systems and Technologies – AIST-2018», Sumy, May 16 – 18, 2018. – Sumy. – Sumy State University, 2018. – P. 115 – 118.

24. Рішення про реєстрацію договору, який стосується права автора на твір. Комп'ютерна програма «Побудова вирішальних правил для СППР адаптації навчального контенту випускової кафедри до вимог ринку праці».

Автори Шелехов І.В., Прилепа Д. В., О. П., Міщенко А. Є. Реєстраційний номер 6551. Дата реєстрації 31.05.2022.

25. Довбиш А. С. Інформаційно-екстремальне машинне навчання системи виявлення атак // А. С. Довбиш, І. В. Шелехов, В. О.Любчак, Ю. В. Симоновський, А.О. Теницька // Радіоелектронні та комп'ютерні системи, 2022. – №3. – С. 17–29.

26. Мироненко М. І. Інформаційно-екстремальне машинне навчання бортової системи відеонавігації автономного безпілотного літального апарату / М. І. Мироненко // Матеріали та програма Міжнародної наукової конференції молодих учених «Інформатика. Математика. Автоматика (ІМА – 2023)» (Суми, Астана, 24 – 28 квітня 2023 року), Суми, Сумський державний університет, 2023.– С. 94–95.

27. Стратегія розвитку штучного інтелекту в Україні: монографія / А. І. Шевченко, О. В. Білокобидьський, Є. В. Бодянський, А. Я. Бомба, А. С. Довбиш та інші [За заг. ред. А. І. Шевченка] Київ: ПІШ, 2023. – 254 с.

28. Anatoliy Dovbysh, Ihor Shelehov, Anatolii Romaniuk, Roman Moskalenko, Taras Savchenko, Decision-making support system for diagnosis of oncopathologies by histological images, *Jurnal of Pathology Informatics*, 2023, 100193, ISSN 2153-3539, <https://doi.org/10.1016/j.jpi.2023.100193>.

29. Рішення про реєстрацію договору, який стосується права на твір. Комп'ютерна програма «Паралельна ідентифікація кадрів цифрового зображення регіону за оптико-електронним каналом бортової системи спостереження»: Довбиш А. С., Савченко Т. Р., Науменко І. В., Стрілець В. А. Реєстраційний номер 6671. Дата реєстрації 30 січня 2023 р.

30. A.S. Dovbysh, I. V. Shelehov, A. V. Romaniuk, R. A Moskalenko and T. R. Savchenko, “Desision-making support system for diagnosis of breast oncopathologies by histological images”. *Cybernetics and System Analysis*. Vol 59. No 3. May 2023. DOI 10.1007/s10559-023-00584-0.

31. В. Ю. П'ятаченко, А. С. Довбиш. “Інформаційно-екстремальне машинне навчання системи керування протезом кінцівки руки для

розпізнавання електроміографічних біосигналів за розрідженою навчальною матрицею”. Вісник Кременчуцького національного університету імені Михайла Остроградського. – Кременчук: КрНУ, №2(139), с. 57–65, 2023.

32. Довбиш А. С. Інтелектуальні інформаційні технології в електронному навчанні / А. С. Довбиш, А. В. Васильєв, В. О. Любчак // Видавництво СумДУ, Суми. 2013, 172 с.

33. Object Recognition from Local Scale-Invariant Features. Access mode: <https://www.cs.ubc.ca/~lowe/papers/iccv99.pdf>. Yong Zhou, Xuning Liu, Jiaqi Zhao, Ding Ma, Rui Yao, Bing Liu and Yi Zheng, “Remote sensing scene classification based on rotation-invariant feature learning and joint decision making”. Eurasip Journal on Image and Video Processing, article number: 3, published: 07 January 2019.

34. Tian Xia, Jian Yang and Long Chen, "Automated semantic segmentation of bridge point cloud based on local descriptor and machine learning", Automation in Construction, vol. 133, 103992, 2022. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.autcon.2021.103992>.

35. Довбиш А.С. Основи проєктування інтелектуальних систем: Навчальний посібник / А. С. Довбиш // Видавництво СумДУ, 2009, 171 с.

36. І. В. Кузьмін, І. В. Троцишин та А. І. Кузьмін, Основи теорії інформації та кодування: підручник; за ред. І. В. Кузьміна. Вид. 3-тє, переробл. та допов. Хмельницький: ХНУ, 2009.

37. The world's most detailed globe [Electronic resource]. Access regime: <https://www.google.com.ua/intl/en/earth/>

38. F. E. Harrell, Regression Modeling Strategies with Applications to Linear Models, Logistic Regression and Survival Analysis, Springer, New York, 2011.

39. A. S. Dovbysh and M.S. Rudenko, “Information-extreme learning algorithm for a system of recognition of morphological images in diagnosing oncological pathologies”. Cybernetiks and Systems Analysis, 2014, vol. 50. no. 1, pp. 157-163.

40. R. Jaroensri, C. Biscarra, M. Aittala and F. Durand, “Generating Training Data for Denoising Real RGB Images via Camera Pipeline Simulation, 2019. Access mode: <https://www.researchgate.net/publication/332522579>. (Accessed 27.07.2021).
41. Li Shipeng, Li Di, Zhang Chunhua, Wan Jiafu and Xie Mingyou, “RGB-206D Image Processing Algorithm for Target Recognition and Pose Estimation of Visual Servo System”. *Sensors*, 2020, no 20, Article number: 430. DOI:10.3390/s20020430.
42. Güneş, H. Kalkan and E. Durmuş, “Optimizing the color-to- grayscale conversion for image classification”. *SIViP*, 2016, no 10, pp. 853–860. DOI: 10.1007/s11760-015-0828-7.
43. V. I. Zymovets, O. S. Prykhodchenko and M. I. Myronenko, “Informatsiino-ekstremalni klaster-analiz vkhidnykh danykh pry funktsionalnomu diahnostuvanni”, *Radioelectronic and Computer Systems*, no. 4, pp. 105–114, 2019. DOI: 10.32620/reks.2019.4.12.
44. Laser Works LW -1000 SP1 (07107) [Електронний ресурс] Режим доступу: https://profoptica.com.ua/image/cache/import_files/77/77b3a6ac-109d-11ec-9d7d-402cf4eab7ca_77b3a6ae-109d-11ec-9d7d-402cf4eab7ca-700x700-rodect_popup.jpeg.
45. О. Приставка, В. І. Сорокопуд та А. В. Чирков, “Експериментальний зразок автоматизованої системи пошуку підозрілих об’єктів на відео з безпілотного повітряного судна”, *Системи озброєння і військова техніка*, №2(50), с. 26–32, 2017.
46. R. Duda, P. Hart and D. Stork, *Pattern Classification*, New York: John Wiley, Section, 2001.
47. П. О. Приставка, «Пошук особливих точок цифрового зображення та розпізнавання об’єктів на основі сплайн-моделі», *Актуальні проблеми автоматизації та інформаційних технологій: Збірник наукових праць*, Дніпро: ЛІРА, т. 20, с. 65–77, 2016.

48. M. Ogihara, *Fundamentals of Java Programming*, Springer International Publishing, 2018, DOI: 10.1007/978-3-319-89491-1.

49. Ph.D. B Feigenbaum, *Go for Java Programmers*, Apress, 2022, DOI: 10.1007/978-1-4842-7199-5.

50. R. Mastrodomenico, *The Python Book*, Wiley, 2022, DOI:10.1002/9781119573364.

ДОДАТОК А

ПРОГРАМНА РЕАЛІЗАЦІЯ МЕТОДУ ВИЗНАЧЕННЯ МІСЦЕЗНАХОДЖЕННЯ БЕЗПІЛОТНОГО ЛІТАЛЬНОГО АПАРАТУ ЗА НАЗЕМНИМИ ОРІЄНТИРАМИ

Задача мінімізації функції (2.24) розв'язувалася з використанням мови програмування Python [49, 50]. Функція сумарної квадратичної помилки представлялася у вигляді

$$F = \min \left[\sum_{m=1}^M (x_m - x)^2 + (y_m - y)^2 - r_m^2 \right]^2,$$

де M – кількість наземних орієнтирів (класів розпізнавання) у фреймі відеопотоку, який аналізується;

r_m – радіус кола, центром якого є орієнтир класу розпізнавання

X_m^o .

Для реалізації програми було імпортовано необхідні бібліотеки:

`Numpy` - розширення мови Python, що додає підтримку великих багатовимірних масивів і матриць, разом з великою бібліотекою високорівневих математичних функцій для операцій з цими масивами.

`Matplotlib` - бібліотека на мові програмування Python для візуалізації даних двовимірною 2D графікою.

Лістинг програми:

In []:


```

# імпортуємо бібліотеки

import numpy as np

import matplotlib.pyplot as plt

import scienceplots

from ipywidgets import interact, interactive, fixed, interact_manual
import ipywidgets as widgets

font = {'family' : 'DejaVu Sans',
        'weight' : 'bold',

```

Згенеруємо тестові значення: In []:

```

data1 = np.array([[7,5,2.8], [2,11,5]]) # Приклад значень (хт, ут, гт)
data2 = np.array([[6,8,5.875], [3,2.95,2.65], [9,2.95,3.55]]) # Приклад з
data3 = np.array([[11,11,6], [20,1,9], [22,17,9]]) # Приклад значень (хт,
learning_rate = 0.0000001 # Швидкість навчання
epoch = 1000000 # Кількість ітерацій

```

Визначення функції градієнтного спуску:

In []:

```

def gradient(params, data):
    x, y = params[0],
    params[1]gradient_x = 0
    gradient_y = 0

    for point in data:
        xm, ym, rm = point[0], point[1], point[2]

```

Визначення функції розрахунку помилки:

In []:

```

# Define the gradient descent function
def minimize_SSE(data, init_x, init_y, learning_rate=1e-6, max_iterations=1000,
                 params=None):
    if params is None:
        params = np.array([init_x, init_y], dtype=np.float64)
        param_history = [params.copy()]

    for i in range(max_iterations):
        grad = gradient(params, data)
        params -= learning_rate * grad
        # Enforce constraint: point should be within the intersection of
        # the three circles
        for point in data:
            xm, ym, rm = point[0], point[1], point[2]
            dx = params[0] - xm
            dy = params[1] - ym
            # Distance from point to current parameters
            dist = (dx**2 + dy**2)**0.5
            # Check if the point is within the circle
            if dist > rm:
                # Project the point back onto the circle
                dx *= rm / dist
                dy *= rm / dist
                params[0] += dx
                params[1] += dy
    return params, param_history

```

Виконання градієнтного спуску та виведення результату:

In []:

```

params1, param_history1 = minimize_SSE(data1, init_x1, init_y1)
params2, param_history2 = minimize_SSE(data2, init_x2, init_y2)
params3, param_history3 = minimize_SSE(data3, init_x3, init_y3)

print("Після оптимізації ми маємо такі значення x та y: \n\n")
print("Перші кінцеві оптимізовані значення x та y. x =", params1[0], "та",
      "y =", param_history1[-1][1])
print("Другі кінцеві оптимізовані значення x та y. x =", params2[0], "та",
      "y =", param_history2[-1][1])
print("Треті кінцеві оптимізовані значення x та y. x =", params3[0], "та",
      "y =", param_history3[-1][1])

```

Після оптимізації ми маємо такі значення x та y:

Перші кінцеві оптимізовані значення x та y. x = 5.200921998322263 та
y = 7.158893602013007

Другі кінцеві оптимізовані значення x та y. x = 5.538122729304204 та
y = 3.7360698204611493

Треті кінцеві оптимізовані значення x та y. x = 16.952286531107887 та
y = 9.548786089772674

Візуалізація процесу оптимізації для першого набору даних (для двох наземних орієнтирів):

In []:

```

xm1 = data1[:, 0]ym1 =
data1[:, 1]rm1 = data1[:,
2]

x_values1 = param_history1[:, 0]y_values1 =
param_history1[:, 1]

plt.figure(figsize=(10, 10)) plt.axis('equal')
plt.style.use(['science', 'high-vis'])

plt.scatter(xm1, ym1, color='black', alpha=0.5)

plt.plot(x_values1, y_values1, color='black', linestyle='dashed', linewidth

for i in range(len(xm1)):

    circle = plt.Circle((xm1[i], ym1[i]), rm1[i], color='black', fill=False
plt.gca().add_patch(circle).set_alpha(0.3) plt.annotate(f'(x{i+1}:{xm1[i]:.2f}, y{i+1}:{ym1[i]:.2f})',
(xm1[i],

last_x_value1 = x_values1[-1]
last_y_value1 = y_values1[-1]

plt.scatter(last_x_value1, last_y_value1, color='black') plt.annotate(f'(X:{last_x_value1:.2f},
Y:{last_y_value1:.2f})', (last_x_v

plt.title('BPLA Model Training and Optimization Process (Set 1) \n', font

ax = plt.gca()

ax.tick_params(which='both', direction='inout', top=False, right=False, l

ax.spines['right'].set_color('none')

ax.spines['top'].set_color('none')
ax.spines['left'].set_color('none')
ax.spines['bottom'].set_color('none')

plt.show()

```

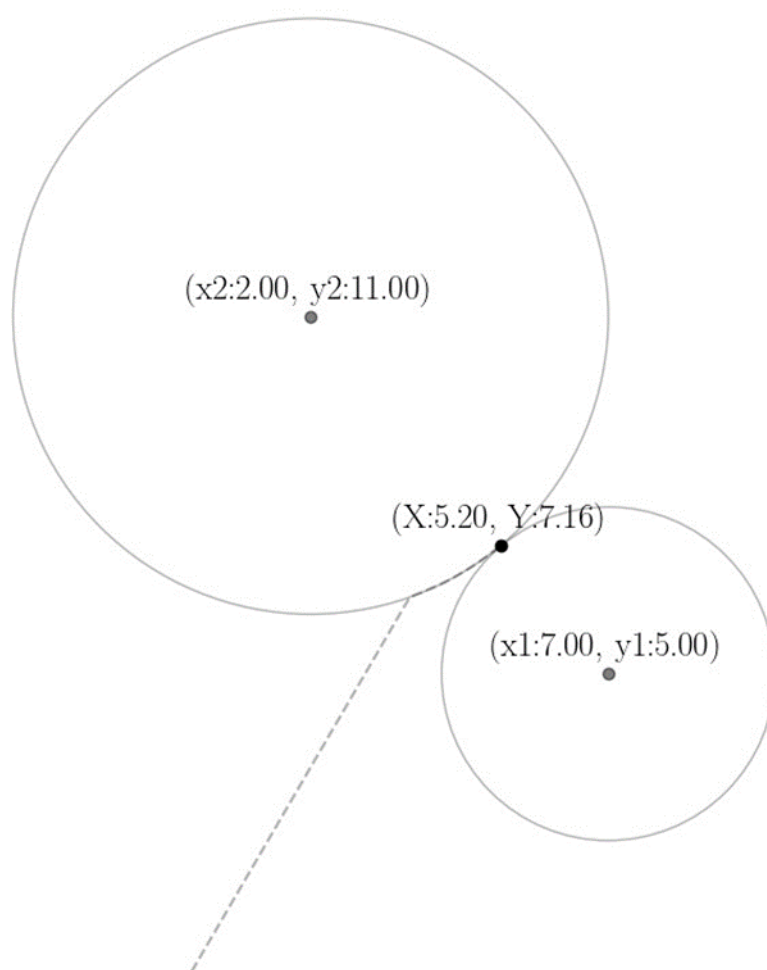


Рисунок А1 – Скріншот результату визначення місцезнаходження БПЛА за двома наземними орієнтирами

Візуалізація процесу оптимізації для другого набору даних (для трьох наземних орієнтирів)

```
xm3 = data3[:, 0]
ym3 = data3[:, 1]
rm3 = data3[:, 2]
x_values3 = param_history3[:, 0]
y_values3 = param_history3[:, 1]

plt.figure(figsize=(10, 10))
plt.axis('equal') plt.style.use(['science',
'high-vis'])
plt.scatter(xm3, ym3, color='black', alpha=0.5)
```

```

plt.plot(x_values3, y_values3, color='black', linestyle='dashed', linewidth

for i in range(len(xm3)):
    circle = plt.Circle((xm3[i], ym3[i]), rm3[i], color='black', fill=False)
    plt.gca().add_patch(circle).set_alpha(0.3)
    plt.annotate(f'(x{i+1}):{xm3[i]:.2f}, y{i+1}):{ym3[i]:.2f}', (xm3[i],

last_x_value3 = x_values3[-1]
last_y_value3 = y_values3[-1]

plt.scatter(last_x_value3, last_y_value3, color='black')
plt.annotate(f'(X:{last_x_value3:.2f}, Y:{last_y_value3:.2f})', (last_x_v

plt.title('BPLA Model Training and Optimization Process (Set 3) \n', fontax =

plt.gca()

ax.tick_params(which='both', direction='inout', top=False, right=False, l

ax.spines['right'].set_color('none')
ax.spines['top'].set_color('none')
ax.spines['left'].set_color('none')
ax.spines['bottom'].set_color('none')

plt.show()

```

BPLA Model Training and Optimization Process (Set 3)

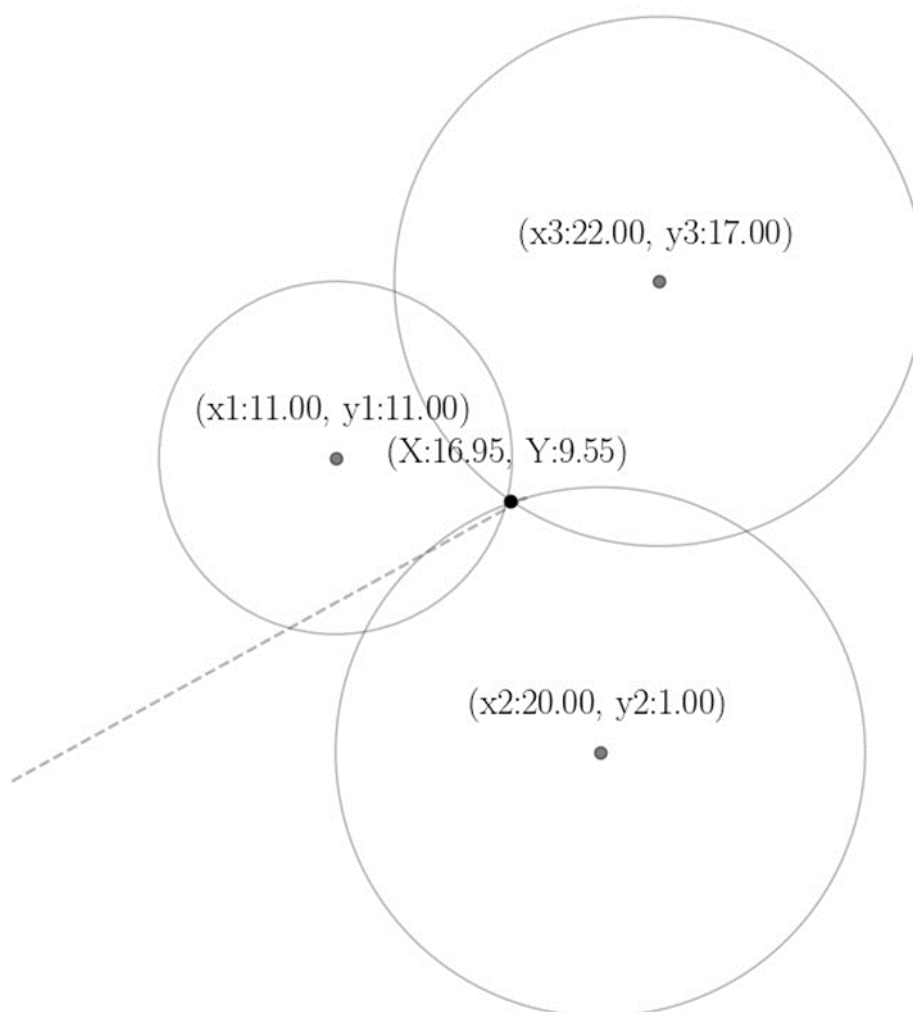


Рисунок А2 – Скріншот результату визначення місцезнаходження БПЛА за трьома наземними орієнтирами