

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

УКПП

№ держреєстрації 0120U102000

Інв. №

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

ЗАТВЕРДЖУЮ

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

\_\_\_\_\_ А.М. Черноус

ЗВІТ  
ПРО НАУКОВО-ДОСЛІДНУ РОБОТУ  
**БОРТОВА СИСТЕМА БЕЗПЛОТНОГО ЛІТАЛЬНОГО АПАРАТУ ДЛЯ  
АВТОНОМНОГО РОЗПІЗНАВАННЯ НАЗЕМНИХ МАЛОГАБАРИТНИХ  
ОБ'ЄКТІВ**  
(проміжний)

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

\_\_\_\_\_  
(підпис)

А.С. Довбиш

2020

Рукопис закінчено 20 грудня 2020р.

Результати цієї роботи розглянуто науковою радою СумДУ, протокол від  
23.12.2020 р. № 6

## СПИСОК АВТОРІВ

Керівник НДР, д-р техн. наук, гол. наук. співроб. (17.12.2020)	А.С. Довбиш (вступ, висновки)
Відповідальний виконавець: канд. техн. наук, старш. наук. співроб. (17.12.2020)	І.В. Шелехов (підрозділи 2.1, 2.5, 3.4)
Виконавці: Д-р. техн. наук, старш. наук. співроб (17.12.2020)	Є. А. Лавров (підрозділ 1.2)
Провідний інженер (17.12.2020)	Г.В. Токаренко (підрозділ 3.1)
Інженер 1к (17.12.2020)	Н.М Бровко (підрозділ 1.1)
Канд. ф.-м. наук, старш. наук. співроб (17.12.2020)	Д.В. Великодний (підрозділ 1.3)
Провідний інженер (17.12.2020)	Ю.В. Симоновський (підрозділ 3.4)
Студент, виконавець договору (17.12.2020)	Т. Р. Савченко (підрозділ 3.3)
Канд. техн. наук, виконавець договору (17.12.2020)	В.К. Ободяк (підрозділ 2.1)
Канд. техн. наук, виконавець договору (17.12.2020)	В.В. Авраменко (підрозділ 3)
Канд. техн. наук, виконавець договору (17.12.2020)	В.В. Москаленко (підрозділ 2.3 )
Аспірант, Молод. наук. співроб. (17.12.2020)	М.І. Мироненко (підрозділи 2.2, 3.2,3.4)
Канд. техн. наук, старш. наук. співроб. (17.12.2020)	Н.Л. Барченко (підрозділ 1.2)
Канд. ф.-м. наук, старш. наук. співроб. (17.12.2020)	О.О. Дрозденко (підрозділ 1.3)
Студент, виконавець договору (17.12.2020)	А.О. Теницька (підрозділ 3.1 )

## РЕФЕРАТ

Звіт про НДР: 96 с., 35 рис., 47 джерел.

БЕЗПІЛОТНИЙ АВІАЦІЙНИЙ КОМПЛЕКС, БОРТОВА СИСТЕМА РОЗПІЗНАВАННЯ, МАШИННЕ НАВЧАННЯ, ІНФОРМАЦІЙНО-ЕКСТРЕМАЛЬНА ІНТЕЛЕКТУАЛЬНА ТЕХНОЛОГІЯ, КАТЕГОРІЙНА МОДЕЛЬ, ІНФОРМАЦІЙНИЙ КРИТЕРІЙ; НАЗЕМНИЙ ОБ'ЄКТ

Мета роботи – підвищення функціональної ефективності бортової системи безпілотного авіаційного комплексу для автономного розпізнавання малогабаритних наземних об'єктів шляхом надання системі властивості адаптивності до довільних початкових умов формування зображення об'єкту та гнучкості при перенавчанні через розширення потужності алфавіту класів розпізнавання.

Об'єктом дослідження є процес машинного навчання та автономного розпізнавання наземних об'єктів.

Предмет дослідження – категорійні моделі та методи інформаційно-екстремального машинного навчання бортової системи безпілотного авіаційного комплексу для розпізнавання наземних малогабаритних об'єктів.

За результатами аналітичного огляду методів детектування наземних природних, інфраструктурних та малогабаритних об'єктів обґрунтовано вибір методу досліджень в рамках інформаційно-екстремальної інтелектуальної технології аналізу даних. Розроблено комплекс категорійних моделей та удосконалено метод оцінки інформаційної спроможності інформаційно-екстремального машинного навчання бортової системи безпілотного авіаційного комплексу для розпізнавання наземних малогабаритних об'єктів. Розглянуто приклади інформаційно-екстремального навчання бортової системи для визначення зон інтересу на цифровому зображенні регіону

## ЗМІСТ

РЕФЕРАТ .....	3
ПЕРЕЛІК СКОРОЧЕНЬ, УМОВНИХ ПОЗНАК, ОДИНИЦЬ І ТЕРМІНІВ.....	5
ВСТУП.....	6
1 АНАЛІЗ ПРОБЛЕМИ ДОСЛІДЖЕННЯ.....	8
1.1 Сучасний стан і перспективи розвитку бортових систем безпілотних авіаційних комплексів для розпізнавання наземних об'єктів .....	8
1.2 Інтелектуальні методи розпізнавання електронно-оптичних зображень .....	21
1.3 Електронно-оптичні системи розпізнавання зображень .....	28
2 ІНФОРМАЦІЙНІ КРИТЕРІЇ ОПТИМІЗАЦІЇ ПАРАМЕТРІВ МАШИННОГО НАВЧАННЯ БОРТОВОЇ СИСТЕМИ РОЗПІЗНАВАННЯ.....	34
2.1 Ентропійні критерії.....	34
2.2 Інформаційна міра Кульбака .....	38
2.3 Інформаційний критерій оптимізації параметрів машинного навчання при трьохальтернативній системі оцінок класифікаційних рішень .....	41
3 ІНФОРМАЦІЙНО-ЕКСТРЕМАЛЬНЕ МАШИННЕ НАВЧАННЯ БОРТОВОЇ СИСТЕМИ РОЗПІЗНАВАННЯ НАЗЕМНИХ ПРИРОДНИХ ТА ІНФРАСТРУКТУРНИХ ОБ'ЄКТІВ.....	49
3.1 Сегментація цифрового зображення регіону за базовим алгоритмом машинного навчання автономної бортової системи розпізнавання .....	49
3.2 Інформаційно-екстремальне машинне навчання бортової системи розпізнавання з обробленням кадрів цифрового зображення регіону в полярній системі координат.....	58
3.3 Інформаційно-екстремальне машинне навчання бортової системи розпізнавання природних та інфраструктурних наземних об'єктів з паралельно-послідовною оптимізацією контрольних допусків на ознаки розпізнавання .....	64
3.4 Інформаційно-екстремальне машинне навчання бортової системи розпізнавання в режимі факторного кластер-аналізу .....	77
ВИСНОВКИ.....	88
ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ.....	90

**ПЕРЕЛІК СКОРОЧЕНЬ, УМОВНИХ ПОЗНАК, ОДИНИЦЬ І ТЕРМІНІВ**

БАК – безпілотний авіаційний комплекс;

БПЛА – безпілотний літальний апарат;

БСР – бортова система розпізнавання;

ІЕІ-технологія – інформаційно-екстремальна інтелектуальна технологія;

КФЕ – критерій функціональної ефективності;

НТР – науково-технічна розробка;

ОПР – особа, що приймає рішення;

СКД – система контрольних допусків;

ФКА – факторний кластер-аналіз.

## ВСТУП

Суттєвим недоліком сучасних безпілотних авіаційних комплексів (БАК) є їх вразливість ворожими засобами радіоелектронної протидії (РЕП). Як перспективний напрям усунення цього недоліку є надання БАК властивості автономності, що дозволить йому виконувати завдання без виходу в глобальну мережу GPS. При цьому основним шляхом підвищення функціональної ефективності бортової системи розпізнавання (БСР) автономного БАК є надання системі властивості адаптивності на основі машинного навчання та розпізнавання образів. Застосування відомих методів інтелектуального аналізу даних, включаючи нейроподібні структури, не забезпечують високу точність і оперативність реалізації класифікаційних рішень через такі ускладнення науково-методологічного характеру:

- довільні початкові умови формування зображень наземних об'єктів через різні напрямки та умови їх спостереження БАК;
- суттєвий перетин у просторі ознак класів розпізнавання, які характеризують відповідні наземні об'єкти;
- багатовимірність словника ознак та алфавіту класів розпізнавання;
- вплив неконтрольованих збурюючих факторів.

Тому актуальною проблемою, на вирішення якої спрямовано науково-технічну розробку (НТР), що виконується на кафедрі комп'ютерних наук Сумського державного університету, є підвищення функціональної ефективності автономної БСР. Вирішення цієї надскладної проблеми дозволяє підвищити оперативність і повну ймовірність правильного прийняття класифікаційних рішень. Особливо актуальною тема проекту є для України, де відсутнє виробництво інтелектуальних БСР, на які існує високий попит з боку правоохоронних, природоохоронних прикордонних та інших державних структур .

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

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

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

Перший розділ присвячено аналітичному огляду застосування БАК для детектування наземних природних, інфраструктурних та інших малогабаритних об'єктів і обґрунтуванню вибору методу досліджень в рамках розробленої в Сумському державному університеті інформаційно-екстремальної інтелектуальної технології (ІЕІ-технології).

Другий розділ згідно з календарним планом НТР присвячено розробленню інформаційних критеріїв оптимізації параметрів інформаційно-екстремального машинного навчання БСР за двох- і трьохальтернативними системами оцінки класифікаційних рішень.

У третьому розділі розглянуто категорійні моделі інформаційно-екстремального машинного навчання автономної БСР, яка функціонує в режимах визначення зони інтересу та безпосереднього розпізнавання наземного об'єкту в зоні інтересу. Крім того, зроблено формалізовану постановку задачі і розроблено категорійну модель інформаційно-екстремального машинного навчання в режимі факторного кластер-аналізу, що дозволяє автоматично перенавчати систему при розширенні алфавіту класів розпізнавання.

Результати наукових досліджень, одержаних виконавцями проекту, опубліковано в працях [1 – 26].

## 1 АНАЛІЗ ПРОБЛЕМИ ДОСЛІДЖЕННЯ

### 1.1 Сучасний стан і перспективи розвитку бортових систем безпілотних авіаційних комплексів для розпізнавання наземних об'єктів

Безпілотний авіаційний комплекс (БАК) включає безпілотний літальний апарат (БПЛА) та пункти дистанційного керування (станції наземного керування, пов'язані з судном, необхідні лінії керування та контролю та інші елементи, вказані в затвердженому проекті типу цього комплексу. Цей комплекс може охоплювати декілька безпілотних літальних апаратів [27 –29].

Класифікація безпілотних авіаційних систем, що наведена у документі Департаменту оборони США (DOD-USRM-2013 2013, р. 6). Згідно цього документу, виділяють п'ять груп безпілотних авіаційних систем:

- Група 1 (мікро-, міні тактичні) — від 0 до 9 кг, до 300 метрів над ґрунтом;
- Група 2 (малі тактичні) — від 9.5 до 25 кг; до 1000 метрів над ґрунтом;
- Група 3 (тактичні) — менш, ніж 600 кг;
- Група 4 (персистентні) — більш, ніж 600 кг;
- Група 5 (пенетрувальні) — більш, ніж 600 кг;

БПЛА зазвичай мають датчики положення і переміщення які дають інформацію про стан апарату. Екстероцептивні датчики оброблюють зовнішню інформацію, наприклад, вимір відстані, а некооперативні датчики здатні визначати цілі автономно, тому їх використовують для забезпечення відокремлення та уникнення зіткнень [30].

Безпілотні літальні апарати мають різне призначення зокрема їх широко використовують у військовій справі, перш за все для проведення розвідки – як тактичної так і стратегічної. Також безпілотні літальні апарати використовуються для корегування ударів по наземних цілях.



Також невійськові БПЛА використовуються для завдань, виконання яких пілотованою технікою з різних причин не доцільно. До таких завдань можна віднести:

- Моніторинг поверхні землі і води та повітряного простору;
- Екологічний контроль;
- Доставка;
- Археологія;
- Сільське господарство.

Світовий ринок послуг зі використанням БПЛА наведено на рис. 1.1 [31].

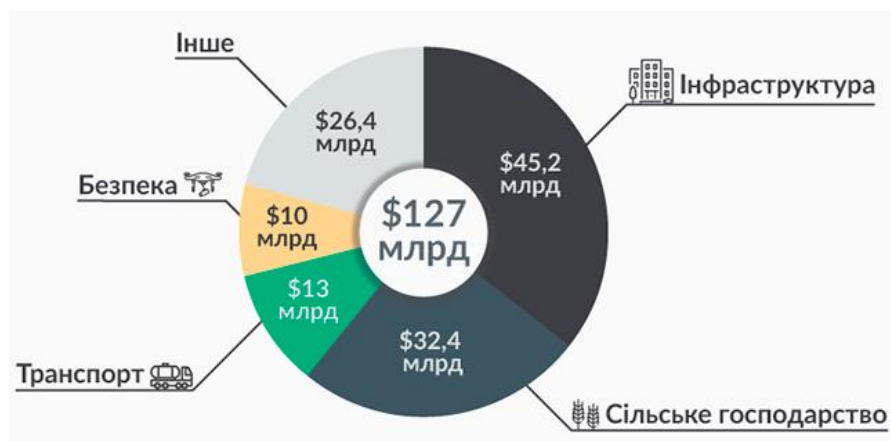


Рисунок 1.1 – Світовий ринок послуг із використанням БПЛА

Використання БПЛА дає змогу застосовувати їх в таких сферах:

- 1) Проведення аерознімання для створення плану районів або житлової забудови;
- 2) Планування щодо використання земель промислового і сільськогосподарського призначення;
- 3) Дослідження районів складування шкідливих та отруйних речовин, доступ до яких людиною є обмеженим або небезпечним.

Також невеликі БПЛА використовують у картографії. Вони використовують спеціальне програмне забезпечення для дослідження природного та міського ландшафту, створюючи, фото, а також безліч цифрових точок, які згодом

об'єднуються у цифрове зображення, а потім у 3D-моделі. Також виконується геопривязка отриманого зображення до певної системи координат.

Розглянемо деякі БПЛА їх характеристики та обладнання більш детально.

RQ-20 Puma – невеликий БПЛА розвідник який виготовляється американською компанією AeroVironment і може бути запущений прямо з рук, має змогу приземлитися в воді або на суші. До його задач відносяться спостереження і збір розвідувальної інформації за допомогою електрооптичних і інфрачервоних камер. Літак може літати як під управлінням оператора так і орієнтуючись самостійно з використанням GPS-навігації. Було показано рекордну тривалість польоту для безпілотної своєї класу в дев'ять годин [32]. На своєму борту безпілотної може нести чотири камери спостереження, з яких дві камери — оптичні і дві камери, що працюють в інфрачервоному діапазоні. Зовнішній вигляд RQ-20 Puma зображено на рис. 1.2.



Рисунок 1.2 – Зовнішній вигляд БПЛА «Puma»

Для збільшення корисного навантаження під крилом доступний відсік для простої інтеграції сторонніх корисних навантажень, такі як реле зв'язку, геолокації або лазерний маркер.

Конструкція «Puma» дозволяє провести підготовку до запуску за декілька хвилин, а запуск проводити з руки. Конструкції дозволяє апарату злітати за повної відсутності вітру. Також всі елементи можуть бути швидко замінені в польових умовах.

Система працює безшумно, щоб запобігти виявленню і має можливість працювати в автономному режимі, забезпечуючи постійними даними розвідки. Система точної навігації з додатковим модулем GPS забезпечує гарну точність позиціонування. БПЛА керується з наземної станції керування з дальністю зв'язку 15км. Станція керування дає змогу оператору керувати апаратом вручну або запрограмувати його для автономної навігації на основі GPS [33].

До основних характеристик відносяться:

- Довжина: 1,4 м;
- Розмах крил: 2,8 м;
- Максимальна злітна маса: 5,9 кг (6,12 кг для версії AE);
- Потужність двигуна: 1 к/с;
- Максимальна швидкість: 83 км/год;
- Крейсерська швидкість: 37 км/год;
- Радіус дії: 15 км;
- Тривалість польоту: 2 год [16].

RQ-14 Dragon Eye - невеликий розвідувальний безпілотний апарат розроблений науково-дослідницькою лабораторією військово-морської і морської лабораторії морської піхоти для використання морською піхотою США.

Невеликий розмір дає змогу запускати безпілотник з руки призначений для забезпечення тактичної розвідки і спостереження польовими командирами. Через тихий електричний двигун і невеликий розмах крил безпілотник складно виявити під час польоту [34]. Його камери можуть передавати оптичне або інфрачервоне зображення в реальному часі з високою роздільною здатністю. Зовнішній вигляд зображено на рис. 1.3.



Рисунок 1.3 – Зовнішній вигляд БПЛА RQ-14 Dragon Eye

Система Dragon Eye включає до себе три БПЛА і наземне обладнання все воно досить легке і компактне то його можна переносити в рюбзаку морської піхоти. Радіус польоту близько 5 км, та може підійматися на висоту 1000 м, знаходитись у повітрі годину та рушатись зі швидкістю до 65 км/год. Дозволяє керувати як оператору так і автопілоту.

До основних характеристик відносяться:

- Розмах крила: 1,1 м;
- Довжина: 0,9 м;
- Маса: 2,7 кг;
- Крейсерська швидкість: 35 км/год;
- Радіус дії: 5 км;
- Тривалість польоту: 45-60 хв;
- Практична стеля: 90-150 м.

Вперше безпілотник був застосований в оперативних цілях під час операції “Свобода Іраку” в 2003 році для розвідки і оцінки бойових пошкоджень. Також використовувався в Афганістані в 2005 році.

General Atomics MQ-9 Reaper - розвідувально-ударний БПЛА. Створений компанією General Atomics Aeronautical Systems для Військово повітряних сил, Військово-морських сил США. Зовнішній вигляд зображено на рис. 1.4.



Рисунок 1.4 – Зовнішній вигляд БПЛА General Atomics MQ-9 Reaper

Безпілотник може знаходитись в повітрі до 27 годин, підійматися на висоту до 15 000м і має вантажопідйомність до 1700кг. Безпілотник оснащений відмово стійкою системою керування польотами. Оснащений турбогвинтовим двигуном, що дозволяє розвивати швидкість понад 400 кілометрів на годину.

Безпілотник має модульну конструкцію і легко конфігурується з різними модулями для відповідних завдань. До корисних модулів можна віднести: електрооптичний, інфрачервоний, багато режимний радар, морський радар спостереження, обладнання електронної підтримки, лазерні ціле вказівник і різні комплекти зброї [35].

До основних характеристик можна віднести:

- Стеля: 15 км;
- Тривалість польоту: 16-28 год;
- Дальність: 5920 км;

- Вага палива: 1300 кг;
- Довжина: 11 метрів;
- Вантажопідйомність: 1700 кг;
- Вага: 2223 кг (порожній); 4760 кг (максимальний);
- Розмах крила: 20 м;
- Максимальна швидкість: 400 км/год;
- Крейсерська швидкість: 160 км/год.

MQ-9 Reaper вперше був поставлений до Повітряних військ США в березні 2007 року і в жовтні того року безпілотники виконували бойові завдання в Афганістані. В листопаді 2007 року Пентагон повідомив знищення за допомогою керованих авіабомб GBU-12 Paveway II, які були скинуті з борту БПЛА MQ-9 Reaper, групи талібів.

Також дані безпілотні літальні апарати використовуються для патрулювання кордону з Мексикою.

В серпні 2008 року ВПС США закінчили переозброєння безпілотними літальними апаратами MQ-9 Reaper першу бойову військову авіачастину 174-го винищувального авіа крила Національної гвардії. Переозброєння тривало протягом трьох років. Ударні БПЛА показали високу ефективність в Афганістані та Іраку. До головних переваг перед заміненними F-16 можна віднести: меншу вартість пуску та експлуатації, більша тривалість польоту, безпека операторів і можливість їм працювати позмінно при великій тривалості польоту.

Тактична одиниця MQ-9 містить декілька БПЛА, станцій наземного керування, комунікаційного обладнання, запасні частини, інструменти, приладдя і обслуговуючий персонал. Екіпаж БПЛА складається з пілота і оператора електронних систем. В залежності від завдань БПЛА може нести різні комбінації озброєння і електронного обладнання. Так наприклад оптично електрична система спостереження та наведення AN/AAS-52, яка виготовляється компанією The Raytheon має в своєму складі оптичну камеру видимого діапазону та камеру інфрачервоного діапазону, телевізійну систему на основі фотомноження (Image intensifier) і лазерний дальномір цілевказівник, призначений для наведення систем

озброєння. Присутній також радар із синтезованою апертурою, призначений для наведення керованих бомб типу JDAM і датчик руху мети.

MQ-9 може використовувати багато режимний радар Lynx від компанії GA-ASI – це потужна система, яка забезпечує зображення високої роздільної здатності фотографічної якості, яке можна знімати крізь хмари, дощ, пил і туман. Розроблений для вирішення бортових завдань системного середовища дистанційно пілотованих апаратів, радар має невеликий розмір та масу, при цьому забезпечує високу точність наведення в повітрі і має гарні можливості пошуку на великій площі для наземних і морських завдань.

Lynx оснащений радаром з синтезованою апаратурою, індикатором рухомих цілей і надійними режимами пошуку в морській зоні.

Режим GMTI забезпечує швидкий і простий спосіб визначення положення рухомого транспортного засобу. DMTI дозволяє операторам виявляти повільно перемішувані транспортні засоби і людей, які переміщуються зі швидкістю близькою до 1 милі за годину. Крім того оператори можуть вибирати цілі GMTI / DMTI і автоматично наводити мітку на детектори EO / IR в вузькому полі зору для візуальної ідентифікації цілі. MTI SAR з індикатором рухомих цілей зображено на рис.1.5.



Рисунок 1.5 – MTI SAR з індикатором рухомих цілей

Режим Lynx MWAS виявляє переміщення суден та лодок в різних морських умовах, він також інтегрує інформацію автоматизованої системи ідентифікації для кореляції і ідентифікації цілей. MWAS добре справляється з такими задачами, як прибережний нагляд, перехоплення наркотиків, спостереження на далекі відстані, виявлення невеликих цілей в пошуково-рятувальних операціях. Морський пошук зображено на рис.1.6.



Рисунок 1.6 – Карта морського пошуку

Варто зазначити, що багаторежимний радар Lynx широко використовується в пілотованих літаках.

До головних переваг радару можна віднести такі переваги:

- Індикатор рухомих цілей з відслідковуванням рухомої цілі;
- Індикатор рухомих цілей при приземленні та підйомі (GMTI / DMTI);
- Пошук в морській зоні (MWAS);
- Радар з зворотною синтеною апертурою (ISAR);
- Розпізнавання та класифікація цілей;
- Дальність до 80 кілометрів;
- Невелика вага та об'єм;
- Виявлення руху транспортних засобів в реальному часі [47].

Також безпілотний літальний апарат може бути укомплектований ще одним радаром Due Regard (DRR).



Due Regard radar – це радар класу “повітря-повітря” для попередження зіткнення EDM яка розроблена в кінці 2014 року. Призначений для виконання польотів безпілотними літальними апаратами в національному і міжнародному повітряному просторі. EDM DRR складається з двонаправленої антени з активним електронним скануванням AESA і радіолокаційної електричної комплексу REA які дають змогу пілоту виявляти і відслідковувати повітряні судна в полі зору пілотованого літаку. Технологія AESA дозволяє DRR відслідковувати декілька цілей одночасно, продовжуючи пошук нових літаків. Виявлення та відслідковування взаємодіючих повітряних суден виконується системою запобігання зіткнень TCAS і автоматичної залежної трансляції спостереження ADS-B.

Особливості та переваги:

- Високопродуктивна антенна решітка з активним електронним скануванням;
- Антена з повітряним охолодженням і електроніка РЛС;
- Виявляє і відслідковує будь-який літак в полі зору незалежно від обладнання на борту;
- Забезпечує виконання польотів в міжнародному повітряному просторі.

Байрактар ТБ2 – турецький розвідувальний безпілотний апарат розроблений компанією Baykar Makina в першу чергу для Військово Повітряних сил Туреччини [36]. Керування апаратом відбувається з наземної станції курування, включно з використанням зброї.

Апарат оснащений двигуном внутрішнього згорання потужністю 100 к.с. і має максимальну швидкість польоту 222 км/год., максимальну висоту до 8200м. БПЛА має систему підйому та посадки в автоматичному режимі. Також апарат має декілька камер і систему спостереження, що дозволяє використовувати його як розвідник. Крім того, він може нести на борту дві керовані протитанкові ракети і боєприпаси з лазерним наведенням. Зовнішній вигляд безпілотника зображено на рис. 1.7.



Рисунок 1.7 – Зовнішній вигляд БПЛА Байрактар ТБ2

Безпілотник має досить багато імпортних деталей та технологій таких як двигун компанії Rotax виготовлений в Австрії, ракетна стійка з Великобританія, датчики імпортовані із Канади та Германії. Основні тактико-технічні характеристики БПЛА Байрактар ТБ2:

- Довжина: 6,5 м
- Розмах крила: 12 м
- Максимальна злітна маса: 650 кг
- Вантажопідйомність: 55 кг
- Максимальна швидкість: 222 км/год
- Крейсерська швидкість: 130 км/год
- Радіус дії: 150 км
- Максимальна висота: 8200 м
- Тривалість польоту: 24 год. [24].

БПЛА оснащений двигуном внутрішнього згорання Rotax 912, корпус виконаний з композитних матеріалів та оснащений системою автоматичного зльоту та посадки.

Elbit Hermes 450 – ізраїльський багатоцільовий розвідувальний безпілотний літальний апарат, розроблений компанією Silver Arrow [37]. БПЛА повністю виготовлений із композитних матеріалів, що ускладнює його виявлення засобами

протиповітряної оборони. БПЛА має модифікацію на один або два двигуни. В модифікації з двома двигунами вони розміщені в контейнерах під крилами. Модифікація з одним двигуном має двигун в хвостовій частині. Зовнішній вигляд БПЛА Elbit Hermes 450 зображено на рис. 1.8.



Рисунок 1.8 – Зовнішній вигляд БПЛА Elbit Hermes 450

БПЛА має автопілот який використовує приймач GPS. У випадку відмови GPS БПЛА переходить в режим підрахунку часу, що дозволяє зберегти синхронізацію сигналів. Має два навігаційних комп'ютери та два комплекти обладнання зв'язку.

Керування польотом за допомогою оператора потрібно лише при підйомі та посадці. Крім того, є модифікація БПЛА, оснащена системою DGPS, що дозволяє проводити підйом та посадку автоматично. Апарат оснащений електрооптичними, інфрачервоними та лазерними датчиками, а також системою обміну даними, яка може передавати зображення на наземні пункти керування в реальному часі.

До основних характеристик можна віднести:

- Максимальна висота: 6,1 км;
- Тривалість польоту: 14-20 год;
- Довжина: 6,10 метрів;
- Вантажопідйомність: 250 кг;
- Вага: 200 кг (порожній);
- Розмах крила: 10,50 м;

- Максимальна швидкість: 176 км/год;
- Бойовий радіус: 200км;
- Крейсерська швидкість: 130 км/год.

Диференціальна глобальна система позиціонування (DGPS) – система підвищеної точності сигналів супутникової системи навігації. При цьому компенсуються атмосферні викривлення і ефімідні помилки. Система DGPS призначена для підвищення точності визначення координат від 1 метра до декількох сантиметрів в залежності від методу. Недоліком є загальна проблема для всіх методів DGPS - це зменшення точності зі збільшенням відстані від опорної станції [38].

Суттєвим недоліком у всіх методах диференціальної кореляції є координати опорного пункту. Похибка координат цього пункту повністю входить в координати визначених точок, тобто вся система є зміщеною.

Таким чином, можна зробити висновки:

1) Сучасні БПЛА провідних у світі розробників все ще використовуються як транслятори зображень наземних об'єктів, які аналізуються операторами наземних станцій керування з метою розв'язання задач відповідної галузі.

2) Орієнтація на глобальні і локальні мережі GPS робить БПЛА слабо захищеним від засобів радіоелектронної протидії (РЕП) і створює сприятливі умови для організації вторгнень і кібератак, що гостро потребує вирішення проблеми надання бортовим системам властивості автономного функціонування.

3) З метою розширення функціональних можливостей БАК та їх захищеності актуальною задачею є створення автономних БСР наземних природних, інфраструктурних та інших малогабаритних об'єктів на основі сучасних методів інтелектуального аналізу даних. Крім того, розв'язання цієї надскладної задачі дозволить підвищити функціональну ефективність БСР навігаційних перешкод і повітряних загроз.

Як відомо в теперішній час в США розробляється перспективний БАК з умовною назвою GS-2, основною перевагою якого буде наявність автономної БСР. Завершення цього проекту планується в 2030 році. Цей факт підтверджує

актуальність розроблення автономних БСР на основі машинного навчання та розпізнавання образів.

## **1.2 Інтелектуальні методи розпізнавання електронно-оптичних зображень**

Найбільш поширеними штучними нейронними мережами (ШНМ), які використовуються для аналізу візуальних зображень є згорткові нейронні мережі [39]. Також їх ще називають ШНМ, інваріантні відносно зсуву або просторово інваріантні ШНМ, в залежності від їх архітектури із спільними вагами та характеристик інваріантності відносно паралельного перенесення. Такі ШНМ використовують відносно невелику попередню обробку в порівнянні з іншими алгоритмами класифікації зображень. Це значить що мережа вивчає ознаки, які в традиційних алгоритмах були створені власноруч. Дана незалежність від попередніх значень і людських зусиль при розробці функцій є їх перевагою.

Згорткова нейронна мережа складається із вхідного і вихідного шарів, а також декількох прихованих шарів. Приховані шари CNN зазвичай складаються з декількох згорткових шарів, які використовують з множенням або іншими скалярними операціями. Функція активації зазвичай являється шаром Rectifier, за яким слідує додаткові згортки, такі як шари об'єднання, повністю зв'язані шари та шари нормалізації, які називають прихованими шарами, оскільки їх входи та виходи маскуються функцією активації і кінцевою згорткою.

Алгоритм розпізнавання образів навчання з першого разу (One-Shot learning) – алгоритм категоризації об'єктів, який зустрічається в основному в комп'ютерному зорі. Оскільки для більшості алгоритмів категоризації об'єктів на основі машинного навчання потребують сотні або тисячі зображень, то в працях [40] запропоновано алгоритми так званого одноразового машинного навчання за одним або декількома зображеннями. При цьому ознаки зображення повинні бути зменшені до необхідного мінімуму, але без втрати інформації. Кожний піксель

рецепторного поля містить декілька біт інформації про колір. Для отримання вектору зображення відбувається декілька стадій обробки:

- перетворення в монохром за формулою  $(Red+Green+Blue)/3$ ;
- визначається градієнт для кожної точки матриці;
- знаходиться найбільш важливий в ваговому відношенні область градієнта;
- проводиться пошук ланцюгів векторів які покривають найбільш важливі області градієнта;
- потім відбувається зациклювання кроків для отримання мінімальної кількості векторів які несуть в собі максимальну інформацію.

Зазначений алгоритм характеризується високою оперативністю машинного навчання, але має невисоку достовірність через довільні умови формування зображень.

На практиці широко використовуються методи детектування наземних об'єктів шляхом побудови гістограми напрямлених градієнтів (histogram of oriented gradients, HOG), яка є дескриптором ознак розпізнавання зображень. Метод підраховує напрямки градієнтів в локальних точках зображення.

Серед дескрипторних методів детектування наземних об'єктів заслуговує на увагу метод SIFT- дескриптор – алгоритм комп'ютерного зору, який виявляє локальні характеристики зображень [15].

Ознаки, що отримані із зображення, можна використовувати для розпізнавання об'єктів при розпізнаванні їх на тестовому зображенні яке містить інші об'єкти. Для точного розпізнавання потрібно, щоб ознаки які були отримані з початкового зображення можна було розпізнати при зміні освітлення, масштабу зображення ш наявності шуму. Такі точки знаходяться на високо контрастних ділянках зображення, які знаходяться на межах об'єкту. Алгоритми SIFT та інші SIFT-подібні алгоритми дають найбільшу швидкість відклику для афінних перетворень 50 градусів. Після цієї межі результати стають ненадійними;

Дескриптори на основі SIFT перевершують за продуктивністю інші дескриптори в випадку текстурованих або структурованих зображень, які зазнали зміни масштабу в відношенні від 2 до 2.5 або при повороті від 30 до 45 градусів;

Використовувати цей алгоритм можна для розпізнавання образів, будівництво карти та навігацію для роботів, 3D-реконструкцію, виявлення жестів, відстеження об'єктів та відповідні сцени в кіно.

SIFT можна використовувати для зшивання зображення для повністю автоматизованого зшивання панорами із декількох зображень. Об'єкти SIFT витягнуті із вихідного зображення, порівнюються один з одним, щоб знайти  $k$  найближчих сусідів для кожного об'єкта. Ці співпадиння потім використовуються для пошуку  $m$  відповідних зображень для зображення [16].

На фізіологічному рівні процес прийняття рішень складається з двох етапів: навчання і безпосереднього розпізнавання – екзамену. Тоді задачу розпізнавання функціонального стану системи можна сформулювати так: на етапі навчання знайти оптимальне в інформаційному розумінні розбиття простору ознак розпізнавання на класи розпізнавання і на етапі екзамену за результатами обмеженого числа випробувань прийняти достовірне рішення про належність вектора-реалізації зображення, що розпізнається, до деякого класу з апіорно визначеного скінченного алфавіту класів розпізнавання. У класичній постановці обмежуються детермінованою розбивкою простору ознак на класи розпізнавання  $\{X_m^o \mid m = \overline{1, M}\}$ . Умови такого розбиття  $\mathfrak{R}$  мають вигляд

$$\begin{aligned} & (\forall X_m^o \in \mathfrak{R}) [X_m^o \neq 0]; \\ & (\forall X_k^o \in \mathfrak{R}) (\forall X_l^o \in \mathfrak{R}) [X_k^o \neq X_l^o \rightarrow X_k^o \cap X_l^o = 0]; \\ & \bigcup_{X_m^o \in \mathfrak{R}} X_m^o \subseteq X. \end{aligned} \quad )$$

В основу класичних статистичних методів розпізнавання зображень покладено методи та критерії статистичної теорії прийняття рішень. Суттєвий недолік статистичних методів розпізнавання полягає в необхідності залучення навчальних вибірок великих обсягів, що різко збільшує матеріальні та часові витрати на машинне навчання.

В системах, які містять контур розпізнавання зображень, знайшли широке використання особливо при ідентифікації кадрів та в задачах навігації екстремально-кореляційні методи розпізнавання зображень [41 – 44]. Серед них відзначимо найбільш типові.

Класичний екстремально-кореляційний метод ґрунтується на обчисленні взаємної кореляційної функції або інтегралу типу згортки з наступним пошуком максимуму цієї функції. Алгоритм характеризується великим обсягом обчислень і чуттєвий до взаємодії адитивних шумів і геометричних деформацій зображення типу повороту, зміни масштабу, ракурсу. Основні модифікації даного методу пов'язані з використанням різницевих алгоритмів, які мають переваги перед класичним алгоритмом, тому що в них відсутня операція множення.

Метод інваріантних моментів, сутність якого полягає у визначенні функції кореляції між статистичними моментами функції розподілу зображень, що порівнюються. Він є інваріантним до деформацій зображення типу зсуву, повороту, зміни масштабу, але має високу обчислювальну трудоемність.

Багаторівневі ієрархічні кореляційні алгоритми, в яких на нижньому рівні ієрархії приблизно визначається область найбільшої кореляції, а на наступному рівні в цій області обчислюється більш точне значення екстремуму взаємної кореляційної функції.

Алгоритм фазової кореляції, який зводиться до обчислення кореляції за фазовими складовими спектрів зображень, оскільки фаза спектра сигналу несе більш істотну інформацію про сигнал, ніж амплітуда. Цей алгоритм у порівнянні з класичним кореляційним є більш трудомістким, але кращим образом функціонує при наявності вузькополосного шуму.

Гradientні методи порівняння зображень, що враховують взаємне розташування об'єктів у кадрі. Як стійкі ознаки алгоритм використовує нормалі до локальних векторів градієнтів полів яскравості зображень. Зіставлення аналізованого зображення з еталонним описом здійснюється за такими параметрами нормалей, як їхня довжина, напрямок, знак контрасту, вага і зсув щодо обраної в еталонному описі точки відліку. Основні переваги методу такі:



- інваріантність до значних змін полів яскравості зображень;
- малий обсяг пам'яті для збереження еталонного опису;
- можливість розпаралелювання процесу координатної прив'язки, що дозволяє виконувати обчислення в реальному масштабі часу.

Автоматичні системи, які реалізують екстремально-кореляційні методи розпізнавання, вимагають значних обчислювальних ресурсів. У зв'язку з чутливістю кореляційних систем до геометричних деформацій оброблюваних зображень необхідно зберігати в класифікаційній бібліотеці набір еталонів, що перекривають усі можливі зміни на зображеннях. Але основним недоліком екстремально-кореляційних методів, який обумовлює їх низьку завадозахищеність є відсутність адаптивного вибору порогу порівняння

Практично всі системи цифрової обробки зображень базуються на різних ідеологіях, що накладають певні обмеження на клас розв'язуваних задач.

З існуючих методів обробки і розпізнавання зображень отриманих за допомогою оптико-електронних систем розпізнавання зображень можна виділити шість підходів до обробки зображень [45, 46 ].

1. Корекція і перетворення зображень: установка оптимальної яскравості, контрастності і фокусування зображення, корекція яскравості і контрасту, визначення локальних оптичних характеристик об'єкта: оптичної щільності, коефіцієнтів відображення або пропусчення з можливістю калібрування по еталонних ділянках, калібрування й аналіз зображення в режимі реєстрації відбитих електронів системи розпізнавання з визначенням локального атомного номера речовини зразка, підкреслення границь і зменшення шумів на вихідному напівтоновому зображенні, виділення границь шляхом обчислення градієнта або перетворень Лапласа, корекція нерівномірності освітленості, арифметичні операції між декількома зображеннями.

2. Обробка й аналіз методами математичної морфології: перетворення напівтонового зображення в бінарне по одному порогу або в яскравісному вікні, геометричні перетворення першого рівня для бінарного зображення. 3.

3. Індивідуальний морфологічний аналіз структури: корекція нерівномірності освітленості без аналізу опорного поля освітленості, перетворення напівтонового зображення в бінарне при дослідженні зображень з двома переважними градаціями яскравості, кольорокодування напівтонового зображення на основі яскравості, обчислення гістограми яскравості напівтонового зображення, аналіз напрямку орієнтації і ступеня анізотропії структури, побудова гістограм розподілу по розмірах, по площах, за коефіцієнтом форми, по сумарних площах в інтервалах розмірів пір (часток), обчислення матриць розподілу одночасно по двох параметрах: за формою і розмірам; калібрування збільшення для правильного одержання результатів у розмірних одиницях.

4. Фур'є-аналіз зображень: одномірне перетворення Фур'є заданого рядка зображення і метрологічний аналіз періодичності досліджуваної структури по її спектру, виділення часток і спектральний аналіз їхньої форми, швидке двовимірне перетворення Фур'є від напівтонового зображення, метрологічний аналіз просторової періодичності досліджуваної структури на основі двовимірного Фур'є-спектра, одержання чисельних параметрів анізотропії і гранулометрії псевдовипадкових структур по двовимірних Фур'є-спектрах [21].

5. Мікротомографія: установка оптимальної яскравості, контрастності і фокусування зображення, реконструкція внутрішньої тривимірної структури мікрооб'єкта по тінювих двовимірних проекціях із програмним управлінням мікросканером, одержання проекційних даних і їхня наступна реконструкція, одержання псевдо тривимірного зображення внутрішньої реконструйованої мікроструктури об'єкта, виведення зображень тінювих проекцій і реконструйованих перетинів.

6. Обробка кольорових зображень і стереопар: аналіз рельєфу по стереопарах, аналіз стереопар по кольору, виведення кольорового зображення на основі аналізу кольорів, перетворення кольорового напівтонового зображення в бінарне по ознаках яскравості і кольору.

Однак, щоб використовувати перераховані вище методи обробки оцифрованого зображення в автоматичному або напівавтоматичному режимі

потрібно вирішити проблему автоматичного одержання зображення за однакових умовах. Система розпізнавання зображень, що самонастроюється дозволить одержати зображення, що мають практично рівні параметри.

Незважаючи на великий обсяг публікацій у галузі автоматичної класифікації, значних зрушень у підвищенні ефективності машинного навчання систем розпізнавання все ще не відбувається. Основними науково-методологічними причинами такого стану є:

- модельний характер переважної більшості відомих методів автоматичної класифікації, що робить їх непридатними для практичного застосування;
- нелінійність, нестационарність, багатофакторність і апріорна невизначеність складних процесів управління в нечіткому просторі станів, що й обумовлює їх слабку формалізованість.

Крім того, основний недолік більшості відомих методів обробки і розпізнавання зображень полягає в ігноруванні перетину класів розпізнавання, що має місце на практиці.

Порівняльний аналіз методів розпізнавання електронно-оптичних зображень показав залежність вибору методу від типу досліджуваного зразка. Для неорганічних, металевих і біологічних зразків різного виду: масивних зразків, малих часток, тонких плівок, зрізів і поверхонь зламу необхідні різні види іспитового впливу на зображення. Якість отриманого зображення залежить як від типу досліджуваного зразка, так і робочих умов системи розпізнавання.

Проведений аналіз літературних джерел дозволяє зробити висновок, що існуючі моделі представлення знань, методи розпізнавання електронно-оптичних зображень і спроектовані на їх основі оптико-електронні системи розпізнавання характеризуються низькими адаптивними властивостями. Тому розробка нової ефективної функціонально-статистичної моделі, методу аналізу і синтезу адаптивної системи розпізнавання зображень є актуальною науковою задачею.

### 1.3 Електронно-оптичні системи розпізнавання зображень

Засобами аналогової оптики може бути реалізований ряд математичних операцій, що використовуються при розпізнаванні, і можуть лягти в основу побудови швидкодійних оптико-електронних пристроїв розпізнавання зображень. Такі пристрої можуть бути використані для реалізації кореляційної міри близькості оброблюваного зображення з еталонними, для реалізації узагальненого спектрального аналізу, при розкладанні зображення по певній системі базисних функцій.

Аналогові електронно-оптичні пристрої можуть бути реалізовані на основі або багатоканального корелятора, що проводить послідовне порівняння початкового зображення з багатьма еталонами, або на основі використання корелятора з паралельними каналами обробки [47]. Такі пристрої можуть бути технічно реалізовані двома способами:

1. З використанням матриці просторово-рознесених голограм, що являються пам'яттю системи і загального фотодетектора.

2. З використанням спеціально виготовленого маскованого фотоелемента. В якості маскованого фотоелементу може бути використаний елемент з торцевим входом, на вхідне вікно якого методом фотолітографії нанесена матриця масок із записом двовимірних бінарних опорних функцій  $\varphi_i(x, y)$  (еталонних зображень або базисних функцій). Після технологічної обробки вони будуть непрозорим шаром металу з вікнами в тих місцях, де функції  $\varphi_i(x, y)$  рівні одиниці. Таким чином можна нанести декілька тисяч масок на площу, що дорівнює одному квадратному сантиметру. Використання такого маскованого фотоелемента дозволяє поєднати в одному пристрої функції множення двовимірних функцій, інтегратора і перетворювача параметрів в електричний сигнал. Схема такого пристрою показана на рис.1.9 [48].

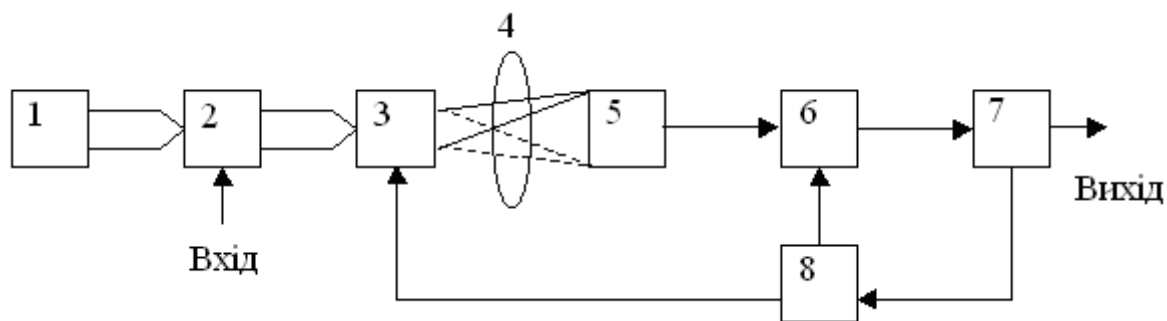


Рисунок 1.9 – Блок-схема аналогового електронно-оптичного пристрою з послідовною обробкою зображень

Тут 1 - джерело випромінювання; 2 - модулятор; 3 - дефлектор; 4 - об'єктив узгодження масштабу; 5 - маскований фотоелемент; 6 - блок обробки; 7 - вирішальний блок; 8 - блок управління.

Перевагою пристрою з послідовним аналізом є можливість роботи з малопотужним джерелом випромінювання. Недоліком є необхідність використання дефлектора, високі вимоги до точності юстирування системи і обмеження швидкодії за рахунок послідовного виконання операцій.

Багатоканальні *аналогові електронно-оптичні пристрої з паралельними каналами обробки* є найбільш швидкодіючими пристроями. Швидкість виконання операцій в цих пристроях визначається швидкістю розповсюдження світла, а швидкість обробки обмежується лише часом введення і виведення даних. Схема такого пристрою [47] зображена на рис. 1.10.

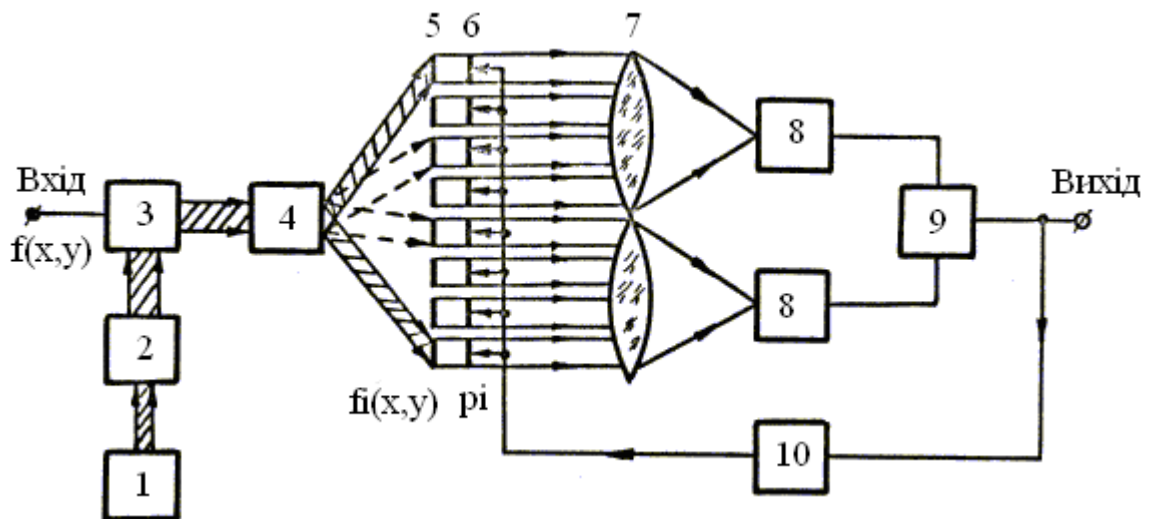


Рисунок 1.10 – Електронно-оптична реалізація класифікатора зображень

Тут 1 – ОКГ; 2 – коліimator; 3 – пристрій введення; 4 – мультиплікатор; 5 – матриця масок  $\varphi_i(x, y)$ ; 6 – матриця керованих світлофільтрів  $\rho_i$ ; 7 – лінзи; 8 – фотоприймачі; 9 – віднімаюча схема; 10 – блок управління.

Принцип роботи пристрою полягає в такому. Колімірований світло ОКГ модулюється функцією  $f(x, y)$  в пристрої введення, після чого відбувається мультиплікація зображення в мультиплікаторі 4. Мультипліковані зображення проєктуються на матрицю масок 5 із записом функцій  $\varphi_i(x, y)$ ,  $i=1, 2, \dots, N$ . Світлові потоки після масок  $\varphi_i(x, y)$  будуть пропорційні параметрам  $X_i$ . Після матриці масок  $\varphi_i(x, y)$  встановлена матриця керованих світлофільтрів 6. Коефіцієнти передачі такого світлофільтру підкоряються умові  $0 < k < 1$ , що відповідає  $0 < \rho_i < 1$  ( $i = 1, 2, \dots, N$ ). Далі дві лінзи 7 перехоплюють світлові потоки, що пройшли через відповідні групи масок, фокусують їх на входах фотоприймачів 8. Струм на виходах фотоприймачів 8 буде пропорційним сумарним світловим потокам, тобто величинам:

$$Y^+ = \sum_{i=1}^{N/2} \rho_i^+ X_i, \quad Y^- = \sum_{i=N/2+1}^N |\rho_i^-| X_i,$$

де  $\rho_i^+$  і  $\rho_i^-$  – додатні і від’ємні вагові коефіцієнти □ відповідно.

На виході електронної віднімаючої схеми 9 існує напруга, пропорційна шуканій величині:

$$Y = Y^+ - Y^- = \sum_{i=1}^N \rho_i X_i.$$

Управління світлофільтрами проводиться під дією напруги, що виробляється блоком управління 10.

Для підвищення ефективності оптико-електронних систем розпізнавання зображень великого інформаційного об’єму іноді доцільно довести кількість формованих ознак до декількох тисяч. Таку кількість каналів обробки в звичайних оптико-електронних системах паралельної дії реалізувати складно через конструктивні труднощі.

Оптико-телевізійний аналізатор зображень [43] дозволяє реалізувати декілька тисяч каналів обробки та застосовувати мультиплікацію вхідного зображення і спеціальну телевізійну трубку. Такий пристрій доцільно застосовувати для кореляційного аналізу в системах розпізнавання, в яких використовується порівняння досліджуваного зображення з великою кількістю еталонних зображень, що досягає декількох тисяч.

В задачах розпізнавання зображень самими трудомісткими є операції попередньої обробки і формування ознак, що вимагають перетворення двовимірних інформаційних масивів. Машинне навчання і класифікація, як

правило, вимагають виконання комплексу простих арифметичних або логічних операцій над порівняно невеликою кількістю чисел (ознак). Для цієї мети добре пристосована цифрова техніка. Звідси витікає доцільність побудови гібридних (аналого-цифрових) систем розпізнавання зображень, в яких оптична аналогова частина виконує операції попередньої обробки і формування ознак, трудомістких з погляду їх реалізації на ЕОМ. Узагальнена функціональна схема гібридної оптико-електронної системи розпізнавання зображена на рис. 1.11 [43].

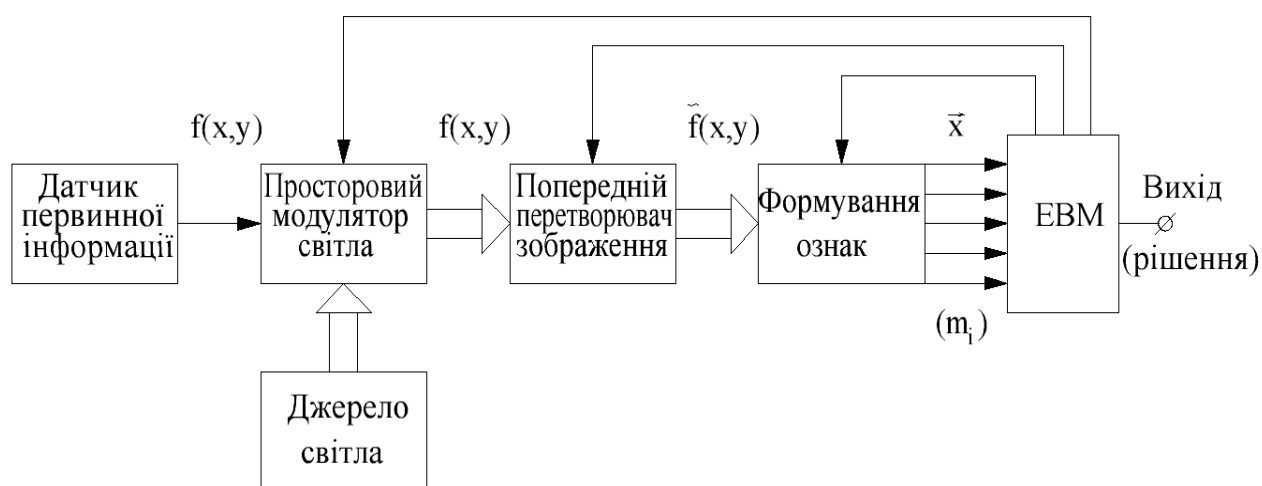


Рисунок 1.11 – Узагальнена функціональна схема гібридної електронно-оптичної системи розпізнавання зображень

Світловий потік, що поступає від джерела, модулюється функцією досліджуваного зображення  $f(x,y)$  – просторовим модулятором світла. Потім в блоці попереднього перетворення вид цієї функції змінюється з урахуванням специфіки конкретної задачі (мультиплікація тощо). Після попереднього перетворення світловий потік поступає в блок формування ознак (параметрів первинного опису), вихідними величинами якого є напруги, пропорційні обчисленим функціоналам.



Таким чином, проведений аналіз літератури дозволяє зробити висновки, що існуючі системи розпізнавання електронно-оптичних зображень не враховують адаптивних властивостей конкретних типів досліджуваних зразків, робочих умов настроювання системи та суб'єктивних особливостей людини-оператора. Тому виникає потреба в створенні адаптивної системи розпізнавання електронно-оптичних зображень на основі моделей представлення знань у задачах розпізнавання зображень.

## 2 ІНФОРМАЦІЙНІ КРИТЕРІЇ ОПТИМІЗАЦІЇ ПАРАМЕТРІВ МАШИННОГО НАВЧАННЯ БОРТОВОЇ СИСТЕМИ РОЗПІЗНАВАННЯ

### 2.1 Ентропійні критерії

Центральним питанням інформаційного синтезу БСР є оцінка функціональної ефективності машинного навчання, яка визначає максимальну достовірність рішень, що приймаються на екзамені. Як критерії оптимізації параметрів машинного навчання БСР в рамках ІЕІ-технології можуть використовуватися різні критерії, які задовольняють властивостям інформаційної міри:

- 1) інформаційна міра є величина дійсна і знакододатна як функція від імовірності;
- 2) кількість інформації для детермінованих змінних, які мають імовірності  $p = 1$  або  $p = 0$ , дорівнює нулю;
- 3) інформаційна міра має екстремум при значенні ймовірності

$$p_i = \frac{1}{m},$$

де  $m$  – кількість якісних ознак розпізнавання;

- 4) Кількість інформації незалежних подій дорівнює їх сумі.

Серед інформаційних мір для оцінки функціональної ефективності машинного навчання перевагу слід віддавати статистичним логарифмічним критеріям, які дозволяють працювати з навчальними вибірками відносно малих обсягів. Серед таких критеріїв найбільшого використання знайшли ентропійні міри [49] та інформаційна міра Кульбака [50].

Нехай задано алфавіт класів розпізнавання  $\{X_m^o \mid m = \overline{1, M}\}$ , які характеризують наземні природні, інфраструктурні, транспортні та інші малогабаритні об'єкти. Подамо нормований ентропійний критерій оптимізації

параметрів машинного навчання бортової системи розпізнавати реалізації класу  $X_m^o$  у вигляді [38]

$$E_m^{(k)} = \frac{I_m^{(k)}}{I_{\max}^{(k)}} = \frac{H_m^{(k)} - H_m^{(k)}(\gamma)}{H_m^{(k)}}, \quad (2.1)$$

де  $I_m^{(k)}$  – кількість умовної інформації, що обробляється на  $k$ -му кроці навчання бортової системи розпізнавати реалізації класу  $X_m^o$ ;

$I_{\max}^{(k)}$  – максимальна можлива кількість умовної інформації, одержаної на  $k$ -му кроці машинного навчання;

$H_m^{(k)}$  – апіорна (безумовна) ентропія, що існує на  $k$ -му кроці навчання системи розпізнавати реалізації класу  $X_m^o$  :

$$H_m^{(k)} = -\sum p(\gamma_{l,k}) \log_2 p(\gamma_{l,k}); \quad (2.2)$$

$H_m^{(k)}(\gamma)$  – апостеріорна (умовна) ентропія, що характеризує залишкову невизначеність після  $k$ -го кроку навчання системи розпізнавати реалізації класу  $X_m^o$  :

$$H_m^{(k)}(\gamma) = -\sum_{l=1}^M \sum_{m=1}^M p(\gamma_{l,k}) p(\mu_{m,k} / \gamma_{l,k}) \log_2 p(\mu_{m,k} / \gamma_{l,k}); \quad (2.3)$$

$p(\gamma_{l,k})$  – безумовна ймовірність прийняття на  $k$ -му кроці навчання гіпотези  $\gamma_{l,k}$ ;

$p(\mu_{m,k} / \gamma_{l,k})$  – апостеріорна умовна ймовірність прийняття на  $k$ -му кроці машинного навчання рішення  $\mu_{m,k}$  за умови, що прийнята

гіпотеза  $\gamma_{l,k}$ .

Для двохальтернативної системи оцінок ( $M = 2$ ) і рівноймовірних гіпотез, що характеризує найбільш важкий у статистичному сенсі випадок прийняття рішень, після відповідної підстановки ентропій (2.2) і (2.3) у вираз (2.1) та заміни відповідних апостеріорних ймовірностей на апіорні за формулою Байєса ентропійний критерій набирає вигляду

$$\begin{aligned}
 E_m^{(k)} = 1 + \frac{1}{2} & \left( \frac{\alpha_m^{(k)}(d)}{\alpha_m^{(k)}(d) + D_{2,m}^{(k)}(d)} \log_2 \frac{\alpha_m^{(k)}(d)}{\alpha_m^{(k)}(d) + D_{2,m}^{(k)}(d)} + \right. \\
 & + \frac{\beta_m^{(k)}(d)}{D_{1,m}^{(k)}(d) + \beta_m^{(k)}(d)} \log_2 \frac{\beta_m^{(k)}(d)}{D_{1,m}^{(k)}(d) + \beta_m^{(k)}(d)} + \\
 & + \frac{D_{1,m}^{(k)}(d)}{D_{1,m}^{(k)}(d) + \beta_m^{(k)}(d)} \log_2 \frac{D_{1,m}^{(k)}(d)}{D_{1,m}^{(k)}(d) + \beta_m^{(k)}(d)} + \\
 & \left. + \frac{D_{2,m}^{(k)}(d)}{\alpha_m^{(k)}(d) + D_{2,m}^{(k)}(d)} \log_2 \frac{D_{2,m}^{(k)}(d)}{\alpha_m^{(k)}(d) + D_{2,m}^{(k)}(d)} \right), \quad (2.4)
 \end{aligned}$$

де  $\alpha_m^{(k)}(d)$  – помилка першого роду прийняття рішення на  $k$ -му кроці машинного навчання;

$\beta_m^{(k)}(d)$  – помилка другого роду;

$D_{1,m}^{(k)}(d)$  – перша достовірність;

$D_{2,m}^{(k)}(d)$  – друга достовірність;

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

Як відомо для двохальтернативних рішень точнісні характеристики обчислюються для двох груп подій і мають між собою такі співвідношення:

$$D_{1,m}^{(k)}(d) + \alpha_m^{(k)}(d) = 1;$$

$$D_{2,m}^{(k)}(d) + \beta_m^{(k)}(d) = 1.$$

Оскільки точнісні характеристики є функціями відстані роздільної гіперповерхні від геометричних центрів контейнерів відповідних класів розпізнавання, то критерій (2.4) слід розглядати як нелінійний і взаємно-неоднозначний функціонал від точнісних характеристик, що потребує знаходження в процесі машинного навчання робочої (допустимої) області для його визначення.

Розглянемо процедуру обчислення модифікації ентропійного критерію для двохальтернативного рішення при рівноймовірних гіпотезах згідно з формулою (2.4). Оскільки інформаційний критерій є функціоналом від точнісних характеристик, то при репрезентативному обсязі навчальної вибірки необхідно користуватися їх оцінками:

$$D_{1,m}^{(k)}(d) = \frac{K_{1,m}^{(k)}}{n_{\min}}; \quad \alpha_m^{(k)}(d) = \frac{K_{2,m}^{(k)}}{n_{\min}}; \quad \beta_m^{(k)}(d) = \frac{K_{3,m}^{(k)}}{n_{\min}}; \quad D_{2,m}^{(k)}(d) = \frac{K_{4,m}^{(k)}}{n_{\min}}, \quad (2.5)$$

де  $K_{1,m}^{(k)}$  – кількість подій, які означають належність реалізацій образу

контейнеру  $K_{1,mk}^o$ , якщо дійсно  $\{x_1^{(j)}\} \in X_1^o$ ;

$K_{2,m}^{(k)}$  – кількість подій, які означають неналежність реалізацій

контейнеру  $K_{1,m}^o$ , якщо дійсно  $\{x_1^{(j)}\} \in X_1^o$ ;

$K_{3,m}^{(k)}$  – кількість подій, які означають належність реалізацій контейнеру

$K_{1,m}^o$ , якщо вони насправді належать класу  $X_2^o$ ;

$K_{4,m}^{(k)}$  – кількість подій, які означають неналежність реалізацій

контейнеру  $K_{1,m}^o$ , якщо вони насправді належать класу  $X_2^o$ ;

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

Після підстановки відповідних позначень (2.5) у вираз (2.4) одержимо робочу формулу для обчислення в рамках ІЕІ-технології ентропійного критерію машинного навчання бортової систми для розпізнавання реалізацій класу  $X_1^o$ :

$$E_m^{(k)} + \frac{1}{2} \left( \frac{K_{1,m}^{(k)}}{K_{1,m}^{(k)} + K_{3,m}^{(k)}} \log_2 \frac{K_{1,m}^{(k)}}{K_{1,m}^{(k)} + K_{3,m}^{(k)}} + \frac{K_{2,m}^{(k)}}{K_{2,m}^{(k)} + K_{4,m}^{(k)}} \log_2 \frac{K_{2,m}^{(k)}}{K_{2,m}^{(k)} + K_{4,m}^{(k)}} + \frac{K_{3,m}^{(k)}}{K_{1,m}^{(k)} + K_{3,m}^{(k)}} \log_2 \frac{K_{3,m}^{(k)}}{K_{1,m}^{(k)} + K_{3,m}^{(k)}} + \frac{K_{4,m}^{(k)}}{K_{2,m}^{(k)} + K_{4,m}^{(k)}} \log_2 \frac{K_{4,m}^{(k)}}{K_{2,m}^{(k)} + K_{4,m}^{(k)}} \right). \quad (2.6)$$

На практиці при обчисленні функцій (2.4) і (2.6) проблема поділу на нуль не виникає, оскільки згідно з правилом Лопітала при нульових значеннях змінних доданки також дорівнюють нулю. Крім того, оскільки функція інформаційного критерію є не взаємоднозначною, то цей факт вимагає обчислювати значення критерію в робочій (допустимій області визначення його функції. Наприклад, для двохальтернативних рішень на таку область накладаються обмеження, щоб в ній перша і друга достовірності перевершували помилки першого та другого роду відповідно.

## 2.2 Інформаційна міра Кульбака

Розглянемо модифікацію диференціальної інформаційної міри Кульбака, яка подається як добуток відношення правдоподібності  $\Lambda$  на міру відхилень відповідних розподілів імовірностей.

Розглянемо логарифмічне відношення повної ймовірності  $P_{t,m}^{(k)}$  правильного прийняття рішень про належність реалізацій класів  $X_m^o$  і  $X_c^o$  контейнеру  $K_{m,k}^o \in X_m^o$  до повної ймовірності помилкового прийняття рішень  $P_{f,m}^{(k)}$ , яке для двохальтернативної системи оцінок рішень має вигляд

$$\Lambda = \log_2 \frac{P_{t,m}^{(k)}}{P_{f,m}^{(k)}} = \log_2 \frac{p(\mu_m)p(\gamma_{1,k}/\mu_m) + p(\mu_c)p(\gamma_{2,k}/\mu_c)}{p(\mu_m)p(\gamma_{2,k}/\mu_m) + p(\mu_c)p(\gamma_{1,k}/\mu_c)}, \quad (2.7)$$

де  $p(\mu_m)$  – безумовна ймовірність появи реалізації класу  $X_m^o$ ;

$p(\mu_c)$  – безумовна ймовірність появи реалізації найближчого (сусіднього) класу  $X_c^o$ ;  $\gamma_{1,k}$  – гіпотеза про належність реалізації класу розпізнавання  $X_m^o$ ;  $\gamma_{2,k}$  – альтернативна гіпотеза.

Із урахуванням (2.7) при допущенні згідно із принципом Лапласа-Бернуллі, що  $p(\mu_m) = p(\mu_c) = 0,5$ , і після переозначення апіорних умовних імовірностей відповідними точнісними характеристиками загальна міра Кульбака остаточно набирає вигляду

$$\begin{aligned} E_{K m}^{(k)} &= \log_2 \frac{P_{t,m}^{(k)}}{P_{f,m}^{(k)}} * [P_{t,m}^{(k)} - P_{f,m}^{(k)}] = \\ &= \left| \frac{P_{t,m}^{(k)} = 0,5D_{1,m}^{(k)}(d) + 0,5D_{2,m}^{(k)}(d)}{P_{f,m}^{(k)} = 0,5\alpha_m^{(k)}(d) + 0,5\beta_m^{(k)}(d)} \right| = 0,5 \log_2 \left( \frac{D_{1,m}^{(k)}(d) + D_{2,m}^{(k)}(d)}{\alpha_m^{(k)}(d) + \beta_m^{(k)}(d)} \right) * \\ &* [(D_{1,m}^{(k)}(d) + D_{2,m}^{(k)}(d)) - (\alpha_m^{(k)}(d) + \beta_m^{(k)}(d))] = \\ &= \log_2 \left( \frac{2 - (\alpha_m^{(k)}(d) + \beta_m^{(k)}(d))}{\alpha_m^{(k)}(d) + \beta_m^{(k)}(d)} \right) * [1 - (\alpha_m^{(k)}(d) + \beta_m^{(k)}(d))]. \end{aligned} \quad (2.8)$$

Нормовану модифікацію критерію (2.8) можна подати у вигляді

$$E_{K,m}^{(k)} = \frac{E_{K m}^{(k)}}{E_{K \max}^{(k)}}, \quad (2.9)$$

де  $E_{K_{\max}}^{(k)}$  – максимальне значення інформаційного критерію, яке воно приймає при підстановці у формулу (2.8) точнісних характеристик

$$D_{1,m}^{(k)}(d) = D_{2,m}^{(k)}(d) = 1 \text{ і } \alpha_m^{(k)}(d) = \beta_m^{(k)}(d) = 0.$$

При реалізації алгоритмів інформаційно-екстремального машинного навчання БСР нормування критеріїв оптимізації не є обов'язковим, оскільки тут розв'язується задача пошуку екстремальних значень параметрів навчання, які відповідають глобальному максимуму інформаційного критерію у робочій області його визначення. Але нормування критеріїв оптимізації є доцільним при порівняльному аналізі результатів досліджень і при оцінці ступеня близькості реальної СККБ до потенційної.

Робоча модифікація критерію Кульбака після відповідної підстановки оцінок (2.5) у вираз (2.8) приймає вигляд

$$E = \frac{1}{n} \log_2 \left\{ \frac{2n + 10^{-r} - [K_2^{(k)} + K_3^{(k)}]}{[K_2^{(k)} + K_3^{(k)}] + 10^{-r}} \right\} [n - (K_2^{(k)} + K_3^{(k)})], \quad (2.10)$$

де  $10^{-r}$  – достатньо мале число, в якому  $r$  на практиці вибирається з інтервалу

$$1 < r \leq 3.$$

Розглянемо схему обчислення коефіцієнтів  $K_2^{(k)}$  і  $K_3^{(k)}$  у формулах (2.6) і (2.10). На рис. 2.1 показано структуру навчальної матриці при побудові оптимального контейнера для класу  $X_1^o$ . Навчальна матриця послідовно складається з векторів реалізацій  $\{x_1^{(j)}\} \in X_1^o$  і  $\{x_2^{(j)}\} \in X_2^o$  відповідно.



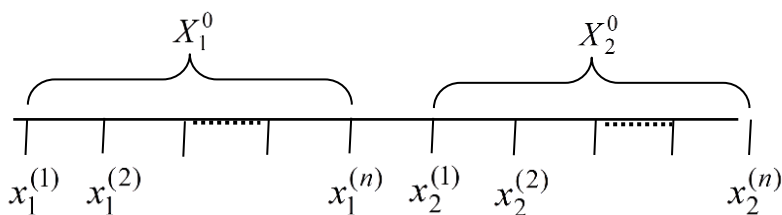


Рисунок 2.1 – Структура навчальної матриці

Алгоритм обчислення коефіцієнтів  $K_2^{(k)}$  і  $K_3^{(k)}$  має такий предикатний вигляд:

$$\begin{aligned}
 & (\forall X_1^o \in \mathfrak{R}^{|\Lambda|}) (\forall X_2^o \in \mathfrak{R}^{|\Lambda|}) [\text{if } x_1^{(j)} \in X_1 \text{ then} \\
 & \quad K_1(j) := K_1(j-1) + 1 \text{ else } K_2(j-1) + 1]; \\
 & (\forall X_1^o \in \mathfrak{R}^{|\Lambda|}) (\forall X_2^o \in \mathfrak{R}^{|\Lambda|}) [\text{if } x_2^{(j)} \in X_1 \text{ then} \\
 & \quad K_3(j) := K_3(j-1) + 1 \text{ else } K_4(j) := K_4(j-1) + 1].
 \end{aligned}$$

Таким чином, інформаційні критерії (8.4) і (8.8) є функціоналами як від точнісних характеристик рішень, що приймаються, так і від дистанційних критеріїв, тобто їх можна розглядати як узагальнення відомих дистанційних і статистичних критеріїв оптимізації параметрів машинного навчання. Крім того, інформаційні критерії (8.4) і (8.8) виступають у ролі загальних критеріїв валідності машинного навчання та розпізнавання образів, оскільки з логіко-гносологічної точки зору є мірами різноманітності об'єктів, що досліджуються.

### 2.3 Інформаційний критерій оптимізації параметрів машинного навчання при трьохальтернативній системі оцінок класифікаційних рішень

Для трьохальтернативних рішень прийемо такі позначення:

$\gamma_1$  – основна гіпотеза про належність ознаки розпізнавання показнику «НОРМА»;

$\gamma_2$  – гіпотеза про належність ознаки показнику «МЕНШЕ НОРМИ»;

$\gamma_3$  – гіпотеза про належність ознаки показнику «БІЛЬШЕ НОРМИ».

Відповідно позначимо апостеріорні гіпотези:

$\mu_1$  – значення ознаки дійсно знаходиться у полі допусків  $\delta$ ;

$\mu_2$  – лівіше поля допусків  $\delta$ ;

$\mu_3$  – правіше поля допусків  $\delta$ .

Як відомо, трьохальтернативні рішення оцінюються дев'ятью точнісними характеристиками.

На рис. 2.2 показано можливі події при прийнятті рішень на  $k$ -му кроці машинного навчання системи розпізнавати реалізації класу  $X_m^o$ . При цьому за апіорну гіпотезу приймається належність до відповідної області значень ознаки  $x$ , що оцінюється, а за апостеріорну гіпотезу дійсну належність ознаки до відповідній області її значень. У цьому випадку згідно з рис. 2.2 маємо такі точнісні характеристики:

- перша достовірність  $D_{1,m}^{(k)} = p(\gamma_1 / \mu_1)$  (рис. 2.5а);
- перша помилка першого роду  $\alpha_{1,m}^{(k)} = p(\gamma_2 / \mu_1)$  (рис. 2.5б);
- друга помилка першого роду  $\alpha_{2,m}^{(k)} = p(\gamma_3 / \mu_1)$  (рис. 2.5в);
- друга достовірність  $D_{2,m}^{(k)} = p(\gamma_2 / \mu_2)$  (рис. 2.5г);
- перша помилка другого роду  $\beta_{1,m}^{(k)} = p(\gamma_1 / \mu_2)$  (рис. 2.5д);
- друга помилка другого роду  $\beta_{2,m}^{(k)} = p(\gamma_3 / \mu_2)$  (рис. 2.5е);
- третя достовірність  $D_{3,m}^{(k)} = p(\gamma_3 / \mu_3)$  (рис. 2.5є);
- перша помилка третього роду  $\sigma_{1,m}^{(k)} = p(\gamma_1 / \mu_3)$  (рис. 2.5ж);
- друга помилка третього роду  $\sigma_{2,m}^{(k)} = p(\gamma_2 / \mu_3)$  (рис. 2.5з).

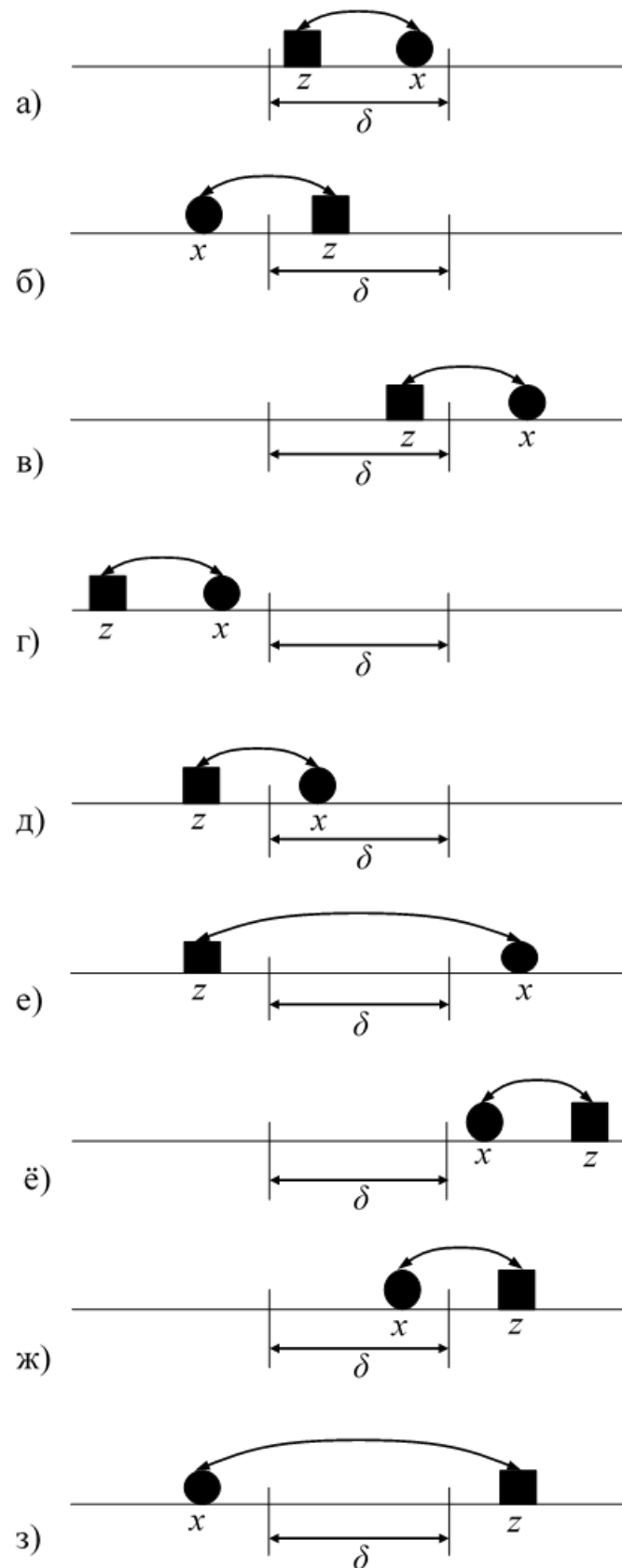


Рисунок 2.3 – Можливі події при трьохальтернативних рішеннях

На практиці при обчисленні інформаційного критерію оптимізації параметрів машинного навчання через обмеженість навчальної вибірки замість імовірностей,

якими є точнісні характеристик користуються їх оцінками – емпіричними частотами знаходження ознаки розпізнавання в своєму полі нормованих допусків. Тому будемо користуватися такими оцінками точнісних характеристик:

$$\begin{aligned}
 D_{1,m}^{(k)} &= \frac{K_{1,m}^{(k)}}{n_{\min}}; & \alpha_1^{(k)} &= \frac{K_{2,m}^{(k)}}{n_{\min}}; & \alpha_2^{(k)} &= \frac{K_{3,m}^{(k)}}{n_{\min}}; \\
 D_{2,m}^{(k)} &= \frac{K_{4,m}^{(k)}}{n_{\min}}; & \beta_{1,m}^{(k)} &= \frac{K_{5,m}^{(k)}}{n_{\min}}; & \beta_{2,m}^{(k)} &= \frac{K_{6,m}^{(k)}}{n_{\min}}; \\
 D_{3,m}^{(k)} &= \frac{K_{7,m}^{(k)}}{n_{\min}}; & \sigma_{1,m}^{(k)} &= \frac{K_{8,m}^{(k)}}{n_{\min}}; & \sigma_{2,m}^{(k)} &= \frac{K_{9,m}^{(k)}}{n_{\min}},
 \end{aligned} \tag{2.11}$$

де  $K_{1,m}^{(k)}$  – кількість подій, які полягають в належності ознаки, що спостерігається, своєму контрольному полю допусків, яке характеризує функціональний стан «НОРМА» (рис.2.2а);

$K_{2,m}^{(k)}$  – кількість подій, які полягають в належності області «МЕНШЕ НОРМИ» ознаки, дійсне значення якої належить області «НОРМА» (рис.2.2б);

$K_{3,m}^{(k)}$  – кількість подій, які полягають в належності області «БІЛЬШЕ НОРМИ» ознаки, дійсне значення якої належить області «НОРМА» (рис.2.2в);

$K_{4,m}^{(k)}$  – кількість подій, які полягають в належності ознаки своїй області «МЕНШЕ НОРМИ» (рис.2.2г);

$K_{5,m}^{(k)}$  – кількість подій, які полягають в належності області «НОРМА» ознаки, дійсне значення якої належить області «МЕНШЕ НОРМИ» (рис.2.5д);

$K_{6,m}^{(k)}$  – кількість подій, які полягають в належності області «БІЛЬШЕ НОРМИ» ознаки, дійсне значення якої належить області «МЕНШЕ

НОРМИ» (рис.2.5е);

$K_{7,m}^{(k)}$  – кількість подій, які полягають в належності ознаки своїй області

«БІЛЬШЕ НОРМИ» (рис.2.2є);

$K_{8,m}^{(k)}$  – кількість подій, які полягають в належності області «НОРМА»

ознаки, дійсне значення якої належить області «БІЛЬШЕ НОРМИ»

(рис.2.5ж);

$K_{9,m}^{(k)}$  – кількість подій, які полягають в належності області «МЕНШЕ

НОРМИ» ознаки, дійсне значення якої належить області

«БІЛЬШЕ НОРМИ» (рис.2.5з);

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

Процедура обчислення коефіцієнтів  $K_{1,m}^{(k)} - K_{9,m}^{(k)}$  в рамках ІЕІ-технології залежить від типу вирішальних правил. Для прикладу розглянемо вирішальні правила, побудовані в процесі машинного навчання в радіальному базисі простору ознак розпізнавання. Використання гіперсферичних вирішальних правил є виправданим у випадку, коли реалізації класів розпізнавання є нормально розподіленими.

Нехай вхідними даними є:  $x^{(j)}$ ,  $j = \overline{1, n}$  – реалізація класу, що розпізнається;  $X_1^o$  – клас розпізнавання, який характеризує стан «НОРМА»;  $X_2^o$  – клас розпізнавання, який характеризує стан «МЕНШЕ НОРМИ»;  $X_3^o$  – клас розпізнавання, який характеризує стан «БІЛЬШЕ НОРМИ»;  $x_1$ ,  $x_2$  і  $x_3$  – усереднені вектори відповідних класів розпізнавання  $X_1^o$ ,  $X_2^o$  и  $X_3^o$ , які визначають геометричні центри контейнерів цих класів.

Процедуру обчислення на  $k$ -му кроці машинного навчання коефіцієнтів  $K_{1,m}^{(k)}$ ,  $K_{2,m}^{(k)}$  и  $K_{3,m}^{(k)}$  представимо в предикатній формі:

$$\begin{aligned}
1) \forall (x^{(j)} \in X_1^o) \{ & \text{If } d(x^{(j)} \oplus x_1) \leq d_1[k] \text{ then } K_1^{(k)}[j] := K_1^{(k)}[j-1] + 1 \\
& \text{else if } d(x^{(j)} \oplus x_2) \leq d_2[k] \text{ then } K_2^{(k)}[j] := K_2^{(k)}[j-1] + 1 \\
& \text{else if } d(x^{(j)} \oplus x_3) \leq d_3[k] \text{ then } K_3^{(k)}[j] := K_3^{(k)}[j-1] + 1; \\
2) \forall (x^{(j)} \in X_2^o) \{ & \text{If } d(x^{(j)} \oplus x_2) \leq d_2[k] \text{ then } K_4^{(k)}[j] := K_4^{(k)}[j-1] + 1 \\
& \text{else if } d(x^{(j)} \oplus x_1) \leq d_1[k] \text{ then } K_5^{(k)}[j] := K_5^{(k)}[j-1] + 1 \\
& \text{else if } d(x^{(j)} \oplus x_3) \leq d_3[k] \text{ then } K_6^{(k)}[j] := K_6^{(k)}[j-1] + 1; \\
3) \forall (x^{(j)} \in X_3^o) \{ & \text{If } d(x^{(j)} \oplus x_3) \leq d_3[k] \text{ then } K_7^{(k)}[j] := K_7^{(k)}[j-1] + 1 \\
& \text{else if } d(x^{(j)} \oplus x_1) \leq d_1[k] \text{ then } K_8^{(k)}[j] := K_8^{(k)}[j-1] + 1 \\
& \text{else if } d(x^{(j)} \oplus x_2) \leq d_2[k] \text{ then } K_9^{(k)}[j] := K_9^{(k)}[j-1] + 1.
\end{aligned} \tag{2.12}$$

Зробимо такі припущення:

- система контрольних допусків на ознаки розпізнавання є симетричною;
- точнісні характеристики  $\beta_{2,m}^{(k)}$  (рис.2.2е) и  $\sigma_{2,m}^{(k)}$  (рис.2.2з) є

малоймовірними, тому їх можна не враховувати.

Далі з метою спрощення перетворень приймемо

$$\alpha_m^{(k)} = \alpha_{1,m}^{(k)} = \alpha_{2,m}^{(k)}; \quad \beta_m^{(k)} = \beta_{1,m}^{(k)}; \quad \sigma_m^{(k)} = \sigma_{1,m}^{(k)}. \tag{2.13}$$

З урахуванням припущень (2.13) при трьохальтернативних рішеннях повні ймовірності  $P_{t,m}^{(k)}$  і  $P_{f,m}^{(k)}$  відповідно будуть дорівнювати

$$\begin{aligned}
P_{t,m}^{(k)} &= p(\mu_1)D_{1,m}^{(k)} + p(\mu_2)D_{2,m}^{(k)} + p(\mu_3)D_{3,m}^{(k)}; \\
P_{f,m}^{(k)} &= p(\mu_1)\alpha_m^{(k)} + p(\mu_2)\beta_m^{(k)} + p(\mu_3)\sigma_m^{(k)}.
\end{aligned} \tag{2.14}$$

Згідно з принципом Бернуллі-Лапласа приймемо

$$p(\mu_1) = p(\mu_2) = p(\mu_3) = \frac{1}{3}. \quad (2.15)$$

Тоді після підстановки виразів (2.14) і умов (2.15) у формулу (2.8) отримаємо

$$E_m^{(k)} = \frac{1}{3} \{ [D_{1,m}^{(k)} + D_{2,m}^{(k)} + D_{3,m}^{(k)}] - [\alpha_m^{(k)} + \beta_m^{(k)} + \sigma_m^{(k)}] \} * \log_2 \frac{D_{1,m}^{(k)} + D_{2,m}^{(k)} + D_{3,m}^{(k)}}{D_{1,m}^{(k)} + D_{2,m}^{(k)} + D_{3,m}^{(k)}}. \quad (2.16)$$

Крім того, з врахуванням вище прийнятих допущень мають місце співвідношення між точнісними характеристиками для кожної з трьох груп подій

$$\begin{aligned} D_{1,m}^{(k)} + 2\alpha_m^{(k)} &= 1; \\ D_{2,m}^{(k)} + \beta_m^{(k)} + \sigma_m^{(k)} &; \\ D_{3,m}^{(k)} + \beta_m^{(k)} + \sigma_m^{(k)} &. \end{aligned} \quad (2.17)$$

Із врахуванням співвідношень (2.17) представимо формулу (2.16) у вигляді

$$E_m^{(k)} = \frac{1}{3} \{ D_{1,m}^{(k)} + 1 - 2[\beta_m^{(k)} + \sigma_m^{(k)}] \} * \log_2 \frac{2D_{1,m}^{(k)} + 4 - 4[\beta_m^{(k)} + \sigma_m^{(k)}]}{1 - D_{1,m}^{(k)} + 2[\beta_m^{(k)} + \sigma_m^{(k)}]}. \quad (2.18)$$

Із врахуванням оцінок точнісних характеристик (2.11) формулу (2.18) перетворимо до робочого вигляду, придатному для обчислення інформаційного критерію оптимізації в процесі машинного навчання:

$$\begin{aligned} E_m^{(k)} &= \frac{1}{3n_{\min}} \{ K_{1,m}^{(k)} + n_{\min} - 2[K_{5,m}^{(k)} + K_{8,m}^{(k)}] \} * \\ &* \log_2 \frac{2K_{1,m}^{(k)} + 4n_{\min} - 4[K_{5,m}^{(k)} + K_{8,m}^{(k)}]}{n_{\min} - K_{1,m}^{(k)} + 2[K_{5,m}^{(k)} + K_{8,m}^{(k)}]}. \end{aligned} \quad (2.19)$$

Критерій (2.19) не є нормованим і залежить як від значень коефіцієнтів  $K_{1,m}^{(k)}$ ,  $K_{5,m}^{(k)}$  і  $K_{8,m}^{(k)}$ , так і від от обсягу навчальної вибірки  $n_{\min}$ . Нормовану модифікацію критерію Кульбака для оптимізації параметрів машинного навчання БСР за трьохальтернативною системою оцінок класифікаційних рішень представимо у вигляді

$$\hat{E}_m^{(k)} = \frac{E_m^{(k)}}{E_{m,\max}^{(k)}}, \quad (2.20)$$

де  $E_{m,\max}^{(k)}$  – максимальне значення критерію (2.19), яке обчислюється при підстановці  $K_{1,m}^{(k)} = n_{\min}$  ( $D_{1,m}^{(k)} = 1$ ) і  $K_{5,m}^{(k)} = K_{8,m}^{(k)} = 0$  ( $\beta_m^{(k)} = \sigma_m^{(k)} = 0$ ).

Таким чином, використання як критерій оптимізації параметрів машинного навчання інформаційної міри (2.19) дозволяє у порівнянні з двохальтернативною системою оцінок класифікаційних рішень збільшити функціональну ефективність машинного навчання, оскільки враховує додаткову інформацію про знаходження ознаки розпізнавання в її нормованому полі допусків.



## **3 ІНФОРМАЦІЙНО-ЕКСТРЕМАЛЬНЕ МАШИННЕ НАВЧАННЯ БОРТОВОЇ СИСТЕМИ РОЗПІЗНАВАННЯ НАЗЕМНИХ ПРИРОДНИХ ТА ІНФРАСТРУКТУРНИХ ОБ'ЄКТІВ**

### **3.1 Сегментація цифрового зображення регіону за базовим алгоритмом машинного навчання автономної бортової системи розпізнавання**

Застосування БАК набуває все більшого поширення для розв'язання задач в різних галузях соціально-економічної сфери суспільства, серед яких важливе значення має сегментація цифрових зображень регіону, що спостерігається. Розв'язання цієї задачі є актуальним, наприклад, для спостереження за природними ресурсами регіону, визначення зон інтересу в пошукових задачах, розпізнавання об'єктів на місцевості тощо.

Відомі методи сегментації місцевості ґрунтуються в основному на структурних методах розпізнавання образів [1] і носять модельний характер, оскільки не враховують перетин класів розпізнавання, що характеризують різні типи місцевості, та довільні початкові умови формування зображень. Суттєвим недоліком структурних методів розпізнавання зображень є їх чутливість до багатовимірності словника ознак і алфавіту класів розпізнавання, що має місце в практичних задачах геоінформаційного аналізу. Цей недолік суттєво впливає на такий важливий показник функціональної ефективності геоінформаційної системи сегментації як оперативність прийняття рішень.

Основним шляхом підвищення функціональної ефективності БСР наземних інфраструктурних і природних об'єктів за умови апріорної невизначеності є надання їй властивості адаптивності на основі машинного навчання. Одним із перспективних підходів до вирішення цієї проблеми є застосування ідей і методів інформаційно-екстремальної інтелектуальної технології (ІЕІ-технології), яка ґрунтується на максимізації інформаційної спроможності системи розпізнавання в процесі її машинного навчання [2-4].

Розглянемо інформаційно-екстремальний алгоритм машинного навчання автономної бортової системи для розпізнавання природних об'єктів.

Розглянемо в рамках ІЕІ-технології формалізовану постановку задачі інформаційного синтезу здатної навчатися БСР для сегментації природних об'єктів на місцевості. Нехай дано алфавіт  $\{X_m^o | m = \overline{1, M}\}$ , класів розпізнавання, які характеризують різні типи місцевості, і навчальну матрицю  $\|y_{m,i}^{(j)}; i = \overline{1, N}; j = \overline{1, n}\|$  яскравості зображень ділянок місцевості, які будемо розглядати як текстури. При цьому рядок матриці  $\{y_{m,i}^{(j)} | i = \overline{1, N}\}$  визначає  $j$ -ту реалізацію, а стовпчик  $\{y_{m,i}^{(j)} | j = \overline{1, n}\}$  – навчальну вибірку значень  $i$ -ї ознаки. Відомий структурований вектор параметрів машинного навчання БСР

$$g = \langle x_m, d_m \rangle, \quad (3.1)$$

де  $x_m$  – усереднений вектор-реалізація класу розпізнавання  $X_m^o$ , вершина якого визначає геометричний центр побудованого в радіальному базисі гіперсферичного контейнера;

$d_m$  – радіус гіперсферичного контейнера класу розпізнавання  $X_m^o$ .

Необхідно на етапі машинного навчання БСР оптимізувати координати вектора (3.1) шляхом пошуку глобального максимуму усередненого за алфавітом класів розпізнавання інформаційного критерію оптимізації параметрів машинного навчання:

$$\bar{E} = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \max_{G_E} E_m, \quad (3.2)$$

де  $E_m$  – інформаційний критерій оптимізації геометричних параметрів.

На етапі екзамену, тобто безпосереднього розпізнавання, необхідно прийняти рішення про належність реалізації, що розпізнається, до одного із класів заданого алфавіту.

Таким чином, основними етапами, які необхідно виконати для досягнення поставленої задачі, є:

- 1) сформулювати математичний опис навчання системи розпізнавання місцевості;
- 2) оптимізувати в інформаційному розумінні параметри машинного навчання БСР в рамках інформаційно-екстремальної інтелектуальної технології;
- 3) перевірити працездатність інтелектуальної системи на загальній задачі ідентифікації природного об'єкту в режимі екзамену.

Категорійну модель процесу навчання системи розпізнавання місцевості в рамках ІЕІ-технології представимо у вигляді діаграми відображень множин. При цьому вхідний математичний опис СППР представимо у вигляді структури

$$I_B = \langle G, T, Z, \Omega, Y, \Pi, \Phi, f \rangle,$$

де  $G$  – простір вхідних сигналів (факторів);

$T$  – множина моментів часу зняття інформації;

$Z$  – простір можливих функціональних станів керованого процесу;

$\Omega$  – простір ознак розпізнавання;

$Y$  – вибіркова множина – багатовимірна вхідна навчальна матриця типу “об’єкт-властивість”;

$\Pi: G \times T \times \Omega \rightarrow Z$  – оператор переходів, що відбиває механізм зміни природних об’єктів;

$\Phi: G \times T \times \Omega \times Z \rightarrow Y$  – оператор оброблення зображення (формування вхідної навчальної матриці  $Y$ );

$f: Y \rightarrow X^p$  – оператор відображає вхідну навчальну матрицю яскравості

У зображення місцевості в бінарну матрицю  $X^{|p|}$ , яка враховує значення яскравості виділених на зображенні заданих  $p$  фрагментів.

Категорійну модель відображень множин у процесі машинного навчання БСР за базовим інформаційно-екстремальним алгоритмом з оптимізацією геометричних параметрів гіперсферичних контейнерів класів розпізнавання показано на рис. 3.1. На діаграмі (рис. 3.1) правий контур операторів реалізує в рамках ІЕІ-технології базовий алгоритм машинного навчання БСР. Основною задачею базового алгоритму є оптимізація геометричних параметрів у загальному випадку нечіткого розбиття  $\tilde{\mathfrak{R}}^{|2|}$  на класи розпізнавання при заданій системі контрольних допусків на ознаки розпізнавання.

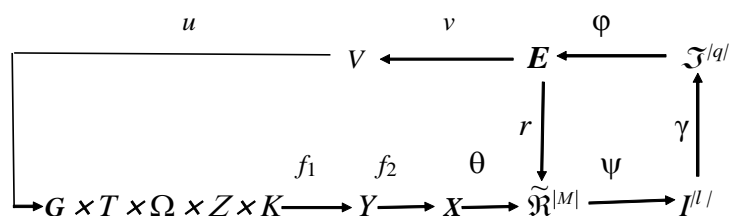


Рисунок 3.1 – Категорійна модель машинного навчання БСР за базовим інформаційно-екстремальним алгоритмом

Розглянемо модифікований базовий алгоритм машинного навчання бортової системи БАК для розпізнавання природних об'єктів в рамках ІЕІ-технології, який відновлює в радіальному базисі простору ознак гіперсферичні контейнери класів розпізнавання. При цьому оптимальний радіус контейнера класу розпізнавання визначається як

$$d_m^* = \arg \max_{G_E \cap G_d} \bar{E}, \quad (3.3)$$

де  $G_d$  – область допустимих значень радіусів гіперсферичних контейнерів класів розпізнавання.

Вхідною інформацією для навчання БСР є багатовимірна навчальна матриця яскравості пікселів стаціонарних за яскравістю зображень – текстур  $\|y_{m,I}^{(j)}; I = \overline{1, N}; J = \overline{1, n}\|$ ; система полів контрольних допусків  $\{\delta_i\}$  на ознаки розпізнавання і рівні селекції  $\{\rho_m\}$  координат еталонних двійкових векторів-реалізацій класів розпізнавання.

Розглянемо основні етапи реалізації базового алгоритму машинного навчання:

1. Формується для кадру зображення бінарна навчальна матриця  $\|x_{m,i}^{(j)}\|$ , елементи якої дорівнюють

$$x_{m,i}^{(j)} = \begin{cases} 1, & \text{if } y_{m,i}^{(j)} \in \delta_i; \\ 0, & \text{if } else, \end{cases} \quad (3.4)$$

де  $\delta_i$  – поле контрольних допусків на  $i$ -ту ознаку розпізнавання.

2. Формування масиву усереднених двійкових векторів-реалізацій  $\{x_{m,i} \mid m = \overline{1, M}, i = \overline{1, N}\}$ , елементи якого визначаються за правилом

$$x_{m,i} = \begin{cases} 1, & \text{if } \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n x_{m,i}^{(j)} > \rho_m, \\ 0, & \text{if } else, \end{cases} \quad (3.5)$$

де  $\rho_m$  – рівень селекції координат вектора  $x_m \in X_m^o$ , який за замовчуванням дорівнює  $\rho_0 = 0,5$ .

3. Для кожного класу  $X_m^o$  здійснюється пошук найближчого «сусіда»  $X_l^o$ , для якого виконується умова

$$l = \arg \min_{\{t\}} d(x_m \oplus x_t),$$

де

$$\{t\} = \{\overline{1, m-1}; \overline{m+1, M}\}.$$

4. Оптимізація кодової відстані  $d_m$  відбувається за процедурою

$$d_m(k) = [d_m(k-1) + h \mid d_m(k) \in G_m^d].$$

5. Процедура закінчується при знаходженні максимуму інформаційного критерію (3.2) в робочій області визначення його функції

$$E_m^{*(p)} = \max_{\{d\}} E_m,$$

де

$$\{d\} = \{d_1, \dots, d_{\max}\} \in [0; d(x_m \oplus x_l) - 1] -$$

множина радіусів концентрованих гіперсфер, центр яких визначається вершиною усередненого вектора  $x_m \in X_m^o$ . При цьому множина  $\{d\}$  є так само множиною кроків навчання системи розпізнавання.

Таким чином, основною функцією базового алгоритму навчання у рамках ІЕІ-технології є обчислення на кожному кроці навчання інформаційного критерію оптимізації геометричних параметрів контейнерів класів розпізнавання і організація пошуку його глобального максимуму в робочій області визначення функції критерію з метою визначення оптимальних радіусів контейнерів класів розпізнавання.

Як критерій оптимізації параметрів машинного навчання у рамках ІЕІ-технології може розглядатися будь-яка статистична інформаційна міра, яка є функціоналом від точнісних характеристик. У прикладі інформаційно-екстремального машинного навчання будемо розглядати модифіковану інформаційну міри Кульбака [2. ].

Формування вхідного математичного опису для геоінформаційної інтелектуальної системи полягає у виборі зображень різного типу місцевості, які надалі така система буде здатна розпізнавати. Зображення місцевості відносяться до типу стаціонарних за яскравістю зображень, тобто текстур. Хоча текстури є растровими зображеннями, але з їх допомогою можна передати ілюзію рельєфу. Поняття текстура фактично відповідає за властивості поверхні об'єкта, такі як жорсткість, гладкість тощо.

Навчальна матриця формувалася безпосередньо за зображенням, показаним на рис. 3.2, шляхом зчитування яскравості кожного пікселя, яка змінюється від 0 - чорний колір до 255 - білий колір. Для кольорового варіанту така яскравість визначалася для кожного з трьох кольорів пікселя у форматі RGB (червоний-синій-зелений).



Рисунок 3.2 – Зображення, за яким формувалася навчальна матриця

На рис. 3.3 подано кадри зображення розмірністю 40x40 пікселів, що використовуються в прикладі.



Рисунок 3.3 – Кадри зображення: а) клас  $X_1^o$  – «Водоймище»;  
 б) клас  $X_2^o$  – «Ліс»; в) клас  $X_3^o$  – «Поле»

Враховуючи стаціонарність зображень (рис. 3.3), (тобто те, що невеличкий елемент зображення містить достатньо інформації для відновлення зображення в цілому) будемо вважати кожний рядок пікселів зображення реалізацією класу, при цьому кількість ознак буде співпадати з кількістю елементів такого рядка. Таким чином, навчальна матриця для кожного класу складається з  $n=40$  реалізацій, а словник ознак з  $N=40$  ознак.

На рис. 3.4 показано графіки залежності критерію Кульбака (2.) від радіусів контейнерів класів розпізнавання, одержані в процесі машинного навчання БСР за базовим алгоритмом (3.3).

Аналіз результатів показує, що оптимальними параметрами контейнера класу  $X_1^o$  є радіус  $d_1=16$ , класу  $X_2^o$  є радіус  $d_2=12$ , класу  $X_3^o$  є радіус  $d_3=6$ . Цим параметрам контейнерів відповідають такі максимальні значення інформаційного критерію і точнісних характеристики класифікаційних рішень : для класу  $X_1^o$   $E_{\max}^{(1)} = 5,0211$  ( $D1 = 1$ ;  $\beta = 0,475$ ), для класу  $X_2^o$   $E_{\max}^{(2)} = 3,8231$  ( $D1 = 0,975$ ;  $\beta = 0,025$ ), для класу  $X_3^o$   $E_{\max}^{(3)} = 5,0211$  ( $D1 = 1$ ;  $\beta = 0$ ). Такі результати отримали при максимальному значенні усередненого інформаційного критерію  $\bar{E}_{\max} = 4,62$  в робочій області визначення його функції.



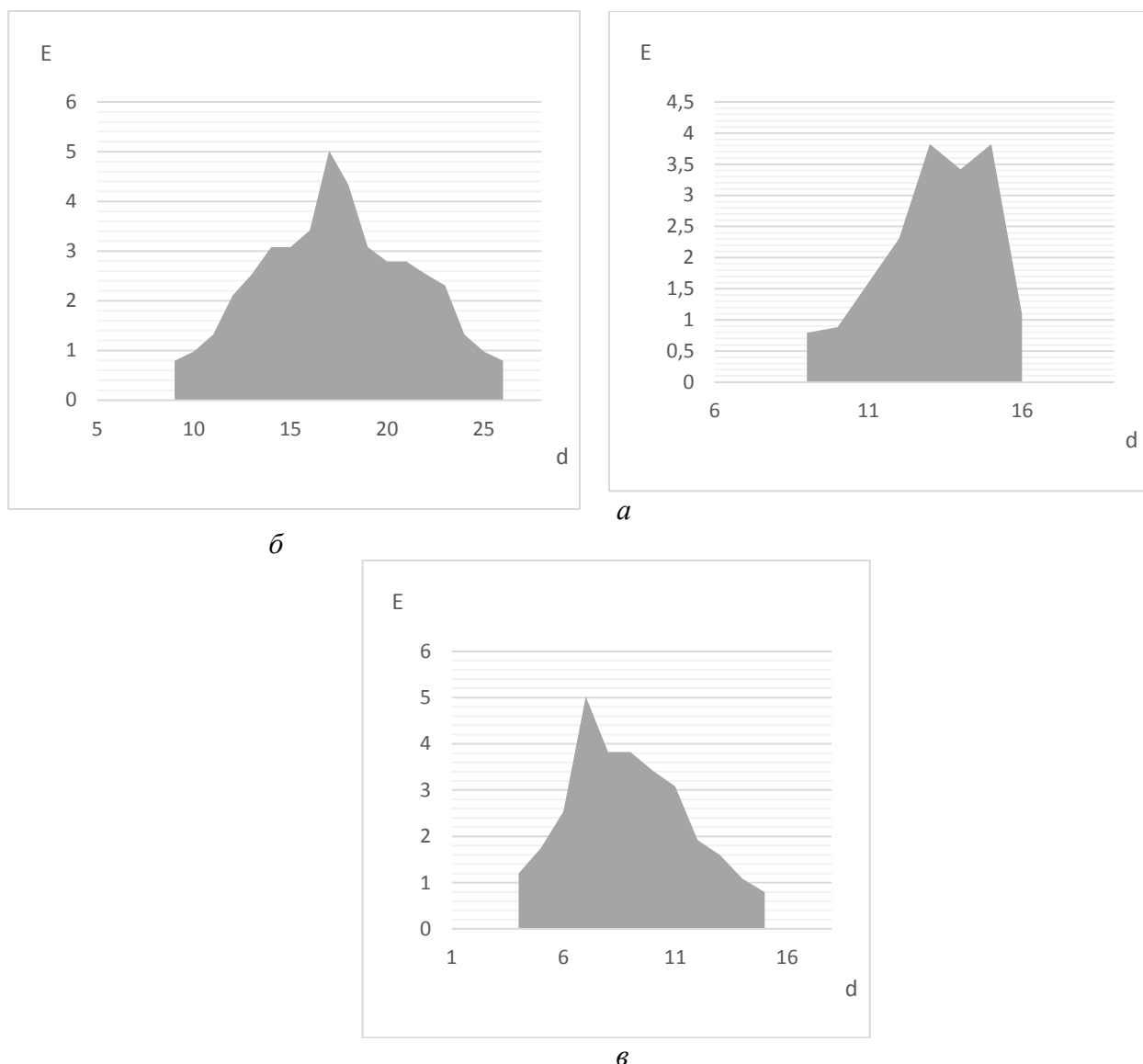


Рисунок 3.4 – Графіки залежності інформаційного критерію оптимізації від радіусів контейнерів класів розпізнавання: *a* – клас  $X_1^o$ ; *б* – клас  $X_2^o$ ; *в* – клас  $X_3^o$

Наведений приклад показує, що результати реалізації інформаційно-екстремального машинного навчання за базовим алгоритмом дозволяють отримати достатньо високу достовірність розпізнавання природних об'єктів, але не забезпечують досягнення граничного максимуму інформаційного критерію. Цей факт пояснюється неоптимальністю стартових контрольних допусків на ознаки розпізнавання, що потребує збільшення глибини машинного навчання БСР.

### **3.2 Інформаційно-екстремальне машинне навчання бортової системи розпізнавання з обробленням кадрів цифрового зображення регіону в полярній системі координат**

Широке використання БАК в ході моніторингу поверхні Землі підвищує ефективність розв'язання багатьох важливих суспільних та соціально-економічних задач. При цьому сегментація цифрового зображення місцевості, що аналізуються в ході моніторингу, є одним з ключових етапів процедури локалізації об'єкту спостереження геоінформаційними системами. Практична реалізація автоматичної сегментації зображення місцевості потребує залучення методів кластер-аналізу [1-3]. Крім того, сформовані в результаті сегментації кластери підлягають ідентифікації безпосередньо БСР в режимі реального часу.

При збільшенні потужності алфавіту класів розпізнавання достовірність відомих методів кластеризації знижується через збільшення ступеню перетину класів розпізнавання в просторі ознак заданої розмірності. Крім того, точність відомих методів кластеризації суттєво залежить від початкових умов формування зображень наземних об'єктів. Одним із перспективних підходів до підвищення функціональної ефективності БСР є розроблення методів машинного навчання в рамках так званої інформаційно-екстремальної інтелектуальної технології (ІЕІ-технології), яка базується на оптимізації параметрів машинного навчання за інформаційними критеріями. В рамках ІЕІ-технології задача ідентифікації кадрів цифрового зображення регіону здійснювалася в праці [4], в якій зображення кадрів розглядалися як стаціонарні за яскравістю, що дозволило виконувати їх оброблення в декартовій системі координат. Але на практиці розташування об'єкту інтересу в кадрі може бути довільним, що при обробленні його зображення в декартовій системі координат не дозволяє отримати високу повну ймовірність правильного його розпізнавання.

У праці [9] авторами проекту розглядалася формалізована постановка задачі інформаційно-екстремального машинного навчання БСР для сегментації цифрового зображення регіону.

Нехай зображення регіону, одержане за результатами аерофотозйомки, розбивається на  $K$  кадрів. Із цих кадрів формується алфавіт  $\{X_m^o \mid m = \overline{1, M}\}$  класів розпізнавання, які характеризують  $M$  зон інтересу. Для заданого алфавіту класів розпізнавання сформовано вхідну навчальну матрицю  $\|y_{m,i}^{(j)}\|$  яскравості пікселів рецепторного поля кадрів цифрового зображення. В навчальній матриці рядок  $\{y_{m,i}^{(j)} \mid i = \overline{1, N}\}$ , де  $N$  – кількість ознак розпізнавання, є вектором-реалізацією  $m$ -го кадру зображення, а стовпчик матриці – випадкова навчальна вибірка  $\{y_{m,k,i}^{(j)} \mid j = \overline{1, n}\}$  з обсягом  $n$ . Оскільки відновлення контейнерів класів розпізнавання при інформаційно-екстремальному машинному навчанні БСР відбувається в радіальному базисі бінарного простору ознак Хеммінга, то для класу розпізнавання  $X_m^o$  задано вектор параметрів функціонування системи розпізнавання

$$g_m = \langle \delta; d_m, x_m \rangle, \quad (3.6)$$

де  $\delta$  – параметр поля контрольних допусків на ознаки розпізнавання;

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

$x_m$  – усереднений двійковий структурований вектор ознак класу розпізнавання  $X_m^o$ .

На значення параметрів машинного навчання накладаються такі обмеження:

- область значень параметра поля контрольних допусків  $\delta_i$  задається нерівністю

$$\delta_i < \delta_{Hi} / 2,$$

де  $\delta_{Hi}$  – нормоване поле допусків на  $i$ -ту ознаку розпізнавання;

- яскравість пікселів цифрового зображення кадру належить інтервалу  $[0; 255]$ ;

- значення радіуса контейнера класу  $X_m^o$  повинні задовольняти нерівності

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

де  $d(x_m \oplus x_c)$  – кодова відстань між векторами  $x_m \in X_m^o$  і  $x_c$  найближчого класу  $X_c^o$ .

В процесі машинного навчання БСР необхідно

1) оптимізувати координати вектора (3.6) за умови досягнення глобального екстремуму усередненого інформаційного критерію оптимізації

$$\bar{E}^* = \frac{1}{M} \sum_{m \in G_E \cap \{k\}}^M \max E_m^{(k)}, \quad (3.7)$$

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

$G_E$  – робоча область обчислення інформаційного критерію;

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

2) за отриманими в процесі машинного навчання оптимальними геометричними параметрами побудувати вирішальні правила.

При функціонуванні БСР в режимі екзамену за побудованими вирішальними правилами розпізнати кадри цифрового зображення з метою побудови електронної карти місцевості з визначеними зонами інтересу.

Таким чином, задача інформаційного синтезу здатної навчатися БСР сегментації місцевості шляхом ідентифікації кадрів полягає в оптимізації параметрів функціонування системи шляхом пошуку глобального максимуму інформаційного критерію (3.7).

При формуванні вхідного математичного опису БСР було визначено три класи зон інтересу: клас  $X_1^o$  – поле, клас  $X_2^o$  – ліс і клас  $X_3^o$  – ґрунтова дорога.

На рис. 3.5 показано кадри зображення місцевості, отриманого за результатами аерофоторозвідки.



Рисунок 3.5 – Кадри зображення місцевості: *a* – поле; *b* – ліс;  
*v* – ґрунтова дорога

Формування вхідної навчальної матриці проводилося шляхом оброблення в полярній системі координат зображень, показаних на рис. 3.5. При цьому навколо геометричного центру кадру будувалося коло заданого радіусу та обчислювалася усереднена яскравість його пікселів за формулою [4]

$$\Theta_j = \frac{1}{N_j} \sum_{i=1}^{N_j} \theta_i, \quad (3.8)$$

де  $\Theta_j$  – усереднене значення яскравості пікселів кола зчитування  $j$ -го радіусу,

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

$\theta_i$  – значення яскравості RGB-складових в  $i$ -му пікселі кадру зображення;

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

$R$  – радіус кола.

На рис. 3.6 показано сформовані за формулою (3.8) вхідні RGB-криві яскравості показаного на рис. 3.5*v* кадру класу розпізнавання  $X_3^o$  – ґрунтова дорога.

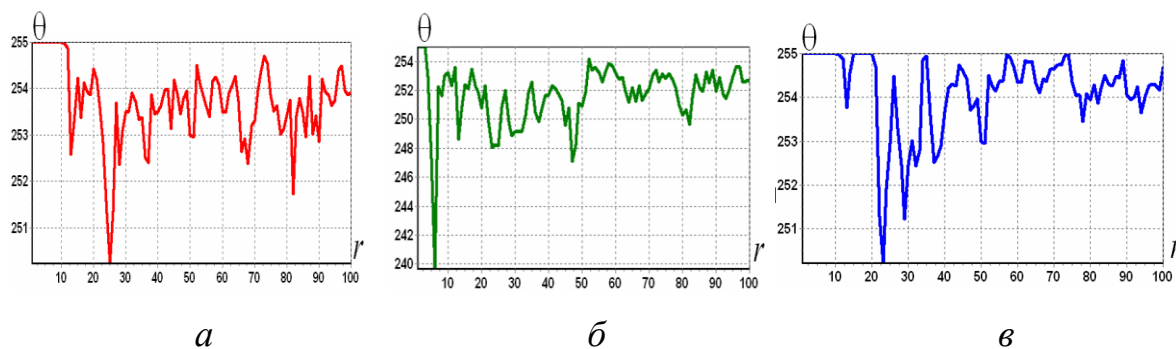


Рисунок 3.6 – Спектри яскравості  $RGB$ - складових за радіусом кола зчитування для кадру класу  $X_3^o$ :  $a$  – червона;  $b$  – зелена;  $v$  – синя складова

Структуровані вектори ознак розпізнавання для показаних на рис. 3.5 кадрів зображення формувалися з дискрет спектра яскравості  $RGB$  - складових.

Згідно з працею авторів проекту [4] алгоритм машинного навчання з оптимізацією контрольних допусків реалізується у вигляді процедури пошуку глобального екстремуму інформаційного критерію (3.8) в робочій області визначення його функції

$$\delta^* = \arg \max_{G_\delta} \left[ \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \max_{G_{Em} \cap \{k\}} E_m^{(k)} \right], \quad (3.9)$$

де  $E_m^{(k)}$  – інформаційний критерій оптимізації параметрів машинного навчання;

$G_\delta$  – допустима область значень параметра  $\delta$  поля контрольних допусків;

$G_{Em}$  – робоча область визначення функції критерію  $E_m^{(k)}$ ;

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

Згідно з працею авторів проекту [4] як інформаційний критерій оптимізації параметрів машинного навчання використовувалася модифікація критерію Кульбака за умови рівномірних двохальтернативних рішень, яка має вигляд

$$E_m^{(k)} = [D_{1,m}^{(k)} - \beta_m^{(k)}] \times \log_2 \left[ \frac{1 + [D_{1,m}^{(k)} - \beta_m^{(k)}] + 10^{-r}}{1 - [D_{1,m}^{(k)} - \beta_m^{(k)}] + 10^{-r}} \right], \quad (3.10)$$

де  $D_{1,m}^{(k)}$  – перша достовірність, яка характеризує ймовірність правильної класифікації структурованого вектора ознак класу розпізнавання  $X_m^o$ ;  
 $\beta_m^{(k)}$  – помилка другого роду, яка характеризує помилкове віднесення структурованого вектора ознак сусіднього класу до класу  $X_m^o$ ;  
 $10^{-r}$  – наближене до нуля число, яке вводиться з метою уникнення поділу на нуль (на практиці  $r$  вибирається з інтервалу  $1 < r \leq 3$ ).

За визначеними в процесі машинного навчання оптимальними геометричними параметрами класів розпізнавання будуються вирішальні правила, які використовуються при функціонуванні БСР в режимі екзамену для розпізнавання кадрів цифрового зображення регіону. Для гіперсферичних класифікаторів вирішальні правила мають вигляд

$$(\forall X_m^o \in \mathfrak{R}^{|M|})(x^{(j)} \in \mathfrak{R}^{|M|}) [if (\mu_m > 0) \& (\mu_m >) then x^{(j)} \in X_m^o], \quad (3.11)$$

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

$\mu_m$  – функція належності реалізації, що розпізнається, контейнеру класу розпізнавання  $X_m^o$ ;

$\mu_c$  – функція належності реалізації, що розпізнається, контейнеру сусіднього (найближчого) класу розпізнавання  $X_c^o$ .

Для гіперсферичного класифікатора функції належності визначаються відповідно

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

де  $x_c$  – усереднений вектор ознак найближчого класу розпізнавання  $X_c^o$ ;

$d_m^*$  – оптимальний радіус контейнера класу розпізнавання  $X_m^o$ ;

$d_c^*$  – оптимальний радіус контейнера класу розпізнавання  $X_c^o$ .

Отримані результати екзамену порівнювалися з результатами, отриманими в праці [4]. Наприклад, при обробленні зображень в полярній системі координат за формулою (3.8) повна ймовірність правильної ідентифікації кадру класу  $X_3^o$  (фрагмент ґрунтової дороги) дорівнювала  $P_t = 0,96$  проти ймовірності  $P_t = 0,83$ , отриманої в праці [4] при обробленні цих же зображень в декартовій системі. При цьому достовірності розпізнавання кадрів інших класів майже не відрізнялися, оскільки їх зображення є стаціонарними за яскравістю, особливістю яких є однакові статистичні характеристики всіх рядків навчальної матриці яскравості.

Таким чином, інформаційно-екстремальний алгоритм машинного навчання БСР за навчальними матрицями, сформованими з використанням полярної системи координат при обробленні кадрів, дозволяє забезпечити інваріантність вирішальних правил при розпізнаванні кадрів із довільно орієнтованими об'єктами.

### **3.3 Інформаційно-екстремальне машинне навчання бортової системи розпізнавання природних та інфраструктурних наземних об'єктів з паралельно-послідовною оптимізацією контрольних допусків на ознаки розпізнавання**

При розв'язанні задачі ідентифікації кадрів зображення місцевості досліджувалася функціональна ефективність машинного навчання БСР при формуванні вхідної навчальної матриці двома способами: шляхом оброблення кадру в декартовій системі координат (ДСК), що на практиці широко використовується при обробленні зображень типу “текстура”, і в полярній системі координат (ПСК), яку доцільно використовувати при обробленні нестационарних за яскравістю зображень.



Як вихідне розглядалося зображення регіону, отримане за результатами аерофотозйомки і показано на рис. 3.7.

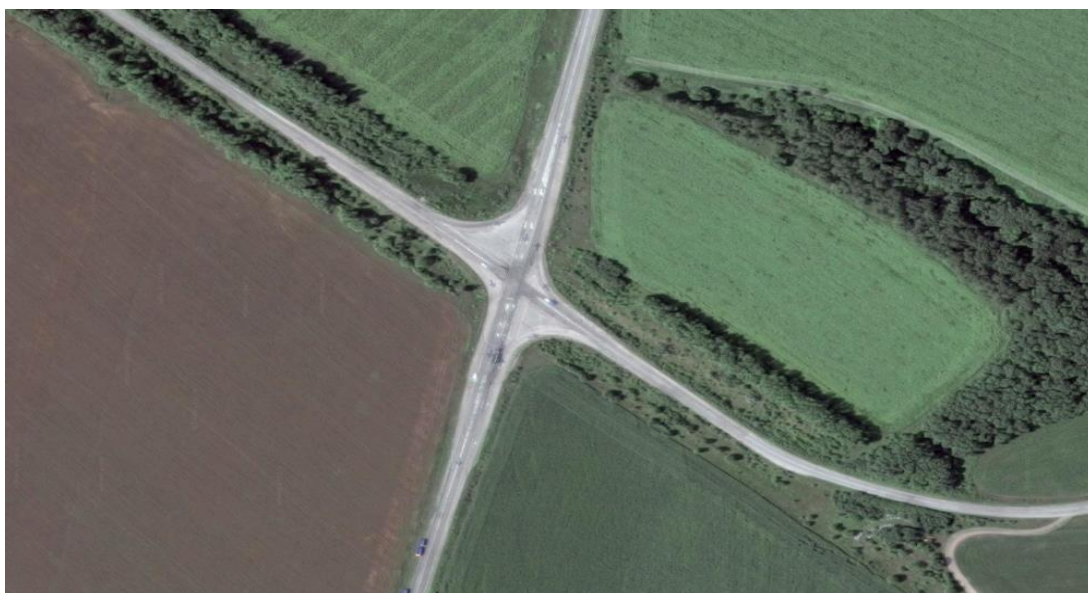


Рисунок 3.7 – План місцевості

Як класи розпізнавання було обрано кадри показаного на рис. 3.7 зображення: клас  $X_1^o$  – автомобільна дорога; клас  $X_2^o$  – рідкий ліс; клас  $X_3^o$  – оране поле; клас  $X_4^o$  – засіяне поле. Обрані кадри показано на рис. 4.

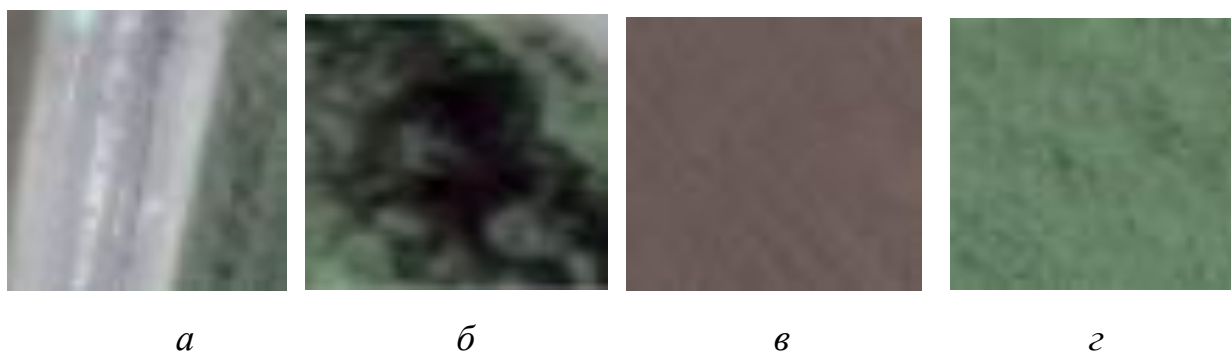


Рисунок 3.7 – Зображення кадрів зон інтересу:  $a$  – клас  $X_1^o$ ;  $b$  – клас  $X_3^o$ ;  $v$  – клас  $X_3^o$ ;  $z$  – клас  $X_4^o$

Формування вхідної навчальної матриці здійснювалося шляхом порядкового зчитування в ДСК значень яскравості в пікселях рецепторного поля кожного кадру розміром  $50 \times 50$  пікселів. Зображення кадрів, показані на рис. 3.7б – рис. 3.7г, відносяться до типу “текстура”, який характеризується однаковими статистичними характеристиками у всіх рядках кадру, а зображення кадру автомобільної дороги (рис. 3.7а) є нестационарним за яскравістю. Крім того, дорога може займати довільне положення в різних кадрах.

З метою забезпечення інваріантності вирішальних правил до зсуву і повороту об’єктів в рамках кадрів здійснювалося формування другої вхідної навчальної матриці шляхом оброблення зображень тих самих кадрів у ПСК. При цьому усереднена яскравість пікселів кожного кола зчитування, побудованого навколо геометричного центру кадру, обчислювалася за формулою (3.8). На рис. 3.8 показано схематично оброблення кадрів електронної карти регіону в полярних координатах за формулою (3.8).

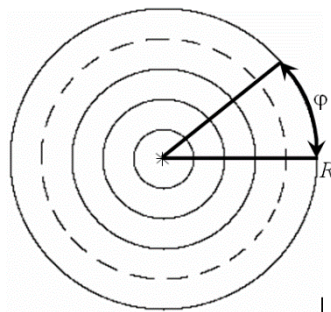


Рисунок 3.8 – Схема оброблення зображення в полярних координатах

При обробленні зображення об’єкту в ПСК визначення геометричного центру кадру здійснювалося за формулою

$$i_c = \frac{S_n}{n} = \left( \frac{a_1 + a_n}{2} \right), \quad (3.12)$$

де  $S_n$  – сума арифметичної прогресії для послідовності  $\{a_1, \dots, a_n\}$  пікселів в кадрі;

$n$  – кількість пікселів в кадрі.

Оскільки в нашому випадку  $a_1 = 1$  і  $a_n = N \times N$ , то остаточно формула (3.12) набуває вигляду

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

За обчисленими за формулою (3.8) усередненими яскравостями кіл зчитування були сформовані структуровані реалізації вхідної навчальної матриці для показаних на рис. 3.7 кадрів зображення регіону.

Базовий алгоритм, як показано в підрозділі 3.1, не забезпечує високої функціональної ефективності машинного навчання, оскільки контрольні допуски можуть бути не оптимальними в інформаційному розумінні. Тому обов'язковою процедурою інформаційно-екстремального машинного навчання є оптимізація контрольних допусків на ознаки розпізнавання.

Згідно з категорійною моделлю (рис. 2) інформаційно-екстремальне алгоритм машинне навчання БСР здійснювалося за семою алгоритму (3.9) з оптимізацією системи контрольних допусків.

На рис. 3.9 показано двобічне симетричне поле контрольних допусків.

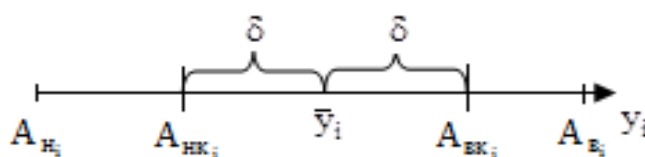


Рисунок 3.9 – Поле контрольних допусків на ознаку розпізнавання

На рис. 3.9 прийнято такі позначення:

$\bar{y}_i$  – номінальне (усереднене) значення ознаки  $y_i$ ;

$A_{H,i}$  – нижній нормований допуск на ознаку  $y_i$ ;

$A_{B,i}$  – верхній нормований допуск на ознаку  $y_i$ ;

$A_{HK,i}$  – нижній контрольний допуск на ознаку  $y_i$ ;

$A_{BK,i}$  – верхній контрольний допуск на ознаку  $y_i$ ;

$\delta$  – параметр, який дорівнює половині симетричного поля контрольних допусків.

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

Спочатку було реалізовано інформаційно–екстремальне машинне навчання БСР з паралельною оптимізацією контрольних допусків на ознаки розпізнавання. При цьому на кожному кроці машинного навчання контрольні допуски для всіх ознак розпізнавання змінювалися одночасно на задану величину. Розглянемо схему алгоритму машинного навчання з паралельною оптимізацією контрольних допусків на діагностичні ознаки за процедурою (3.9):

- 1) онулення лічильника класів розпізнавання:  $m := 0$ ;
- 2)  $m := m + 1$ ;
- 3) онулення лічильника зміни параметра  $\delta$  поля контрольних допусків:  
 $\delta := 0$ ;
- 4)  $\delta := \delta + 1$ ;
- 5) обчислюються нижні  $A_{H,i}$  і верхні  $A_{B,i}$  контрольні допуски на ознаки розпізнавання відповідно за правилами

$$A_{H,i} = y_i - \delta; \quad A_{B,i} = y_i + \delta;$$

- 6) онулення лічильника кроків зміни радіуса гіперсферичного контейнера:  
 $k := 0$ ;
- 7)  $k := k + 1$ ;
- 8) формується тривимірний масив бінарної навчальної матриці  $X$ , елементи якої обчислюються за правилом

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

- 9) формування масиву усереднених двійкових векторів-реалізацій  $\{x_m\}$ , 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  $\rho_m$  – рівень квантування координат двійкового вектора  $x_m$ , який за замовчуванням дорівнює 0,5.

- 10) 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  $X_c^o$ ;

- 11) обчислюється інформаційний критерій;
- 12) якщо  $k \leq N$ , то виконується пункт 7, інакше – пункт 13;
- 13) якщо  $\delta < \delta_H$ , то виконується пункт 4, інакше – пункт 14;
- 14) визначається максимальне значення інформаційного критерію в робочій області визначення його функції, де перша і друга достовірності більше 0,5;

15) якщо виконується умова  $m < M - 1$ , то реалізується пункт 2, інакше – пункт 16;

16) визначається глобальний максимум усередненого інформаційного критерію  $\bar{E}^*$  в робочій області визначення його функції;

17) визначаються оптимальні значення параметра  $\delta^*$  і відповідних нижніх  $A_{H,i}^*$  і верхніх  $A_{B,i}^*$  контрольних допусків на всі ознаки розпізнавання

Але отримані в процесі паралельної оптимізації екстремальні значення параметрів машинного навчання є квазіоптимальними, оскільки вони змінювалися на кожному кроці навчання на однакову величину для всіх ознак одночасно. Для підвищення функціональної ефективності БСР було реалізовано алгоритм машинного навчання з послідовною оптимізацією контрольних допусків. При цьому отримані на етапі паралельної оптимізації контрольні допуски приймалися як стартові при послідовній оптимізації, яка здійснювалася за процедурою []

$$\delta_{K,i}^* = \arg \otimes_{l=1}^L \left\{ \max_{G_{\delta i}} \left[ \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \max_{G_{Em} \cap \{k\}} E_m^{(l)}(d_m) \right] \right\}, i = \overline{1, N}, \quad (3.13)$$

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

$\otimes$  – символ операції повторення.

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

За отриманими в процесі машинного навчання оптимальними геометричними

параметрами контейнерів класів розпізнавання було побудовано продукційні вирішальні правила, які мають вигляд

$$(\forall X_m^o \in \mathfrak{R}^{|M|})(\forall x^{(j)} \in \mathfrak{R}^{|M|})[\text{if } (\mu_m > 0) \& (\mu_m = \max\{\mu_m\}) \\ \text{then } x^{(j)} \in X_m^o \text{ else } x^{(j)} \notin X_m^o], \quad (3.14)$$

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

$\mu_m$  – функція належності вектора  $x^{(j)}$  класу розпізнавання  $X_m^o$ .

У виразі (3.14) функція належності для гіперсферичного контейнера класу розпізнавання  $X_m^o$  визначається за формулою

де  $x_m^*$  – отримана за результатами машинного навчання оптимальна

усереднена двійкова реалізація класу розпізнавання  $X_m^o$ ;

$d_m^*$  – оптимальний радіус гіперсферичного контейнера класу

розпізнавання  $X_m^o$ .

Таким чином, на екзаміні визначається за вирішальними правилами (3.14) належність реалізації класу розпізнавання, що розпізнається, одному із класів із заданого алфавіту. При цьому вирішальні правила через малу обчислювальну трудомісткість відрізняються високою оперативністю.

Алгоритм машинного навчання БСР з оптимізацією системи контрольних допусків на ознаки розпізнавання було реалізовано на мові C#. Як критерій оптимізації параметрів функціонування використовувався нормований інформаційний критерій на базі робочої формули (2.).

На рис. 3.10 показано скріншот графіка залежності усередненого за алфавітом класів розпізнавання нормованого критерію (2.) від параметра  $\delta$  поля

контрольних допусків, отриманий при їх паралельній оптимізації за умови, що вхідна навчальна матриця формувалася шляхом оброблення зображень в ДСК. На цьому рисунку і далі робочу область визначення функції критерію позначено темним кольором.

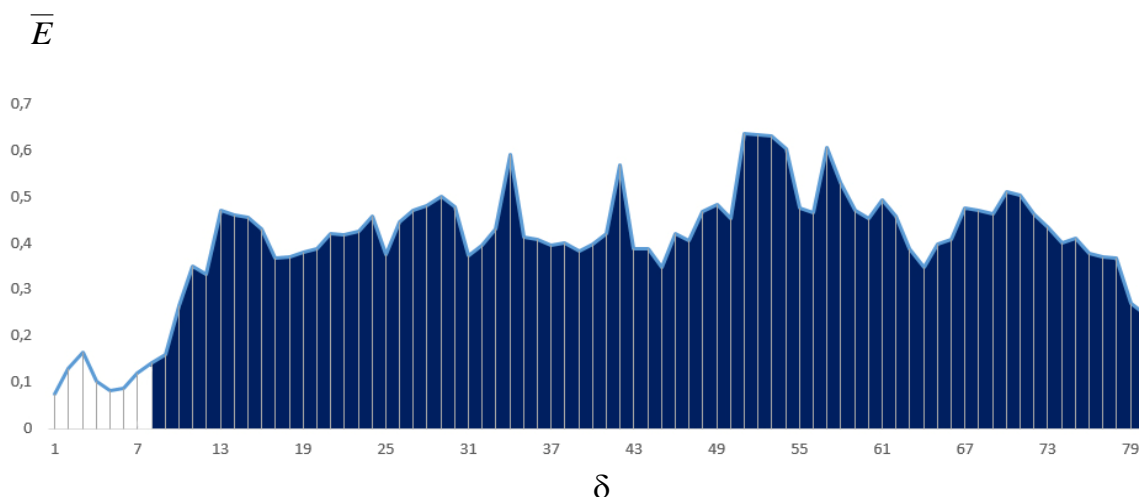


Рисунок 3.10 – Скріншот графіка залежності інформаційного критерію (2.) від параметра поля контрольних допусків на ознаки розпізнавання

Аналіз рис. 3.10 показує, що оптимальне значення параметра поля контрольних допусків дорівнює  $\delta^* = 51$  (в градаціях яскравості) при максимальному значенні інформаційного критерію  $\bar{E}^* = 0,62$ .

Оскільки максимальне значення інформаційного критерію оптимізації є невисоким, то було реалізовано машинне навчання за алгоритмом послідовної оптимізації (3.13).

На рис. 3.11 показано скріншот зміни нормованого критерію (2.) в процесі послідовної оптимізації контрольних допусків на ознаки розпізнавання.



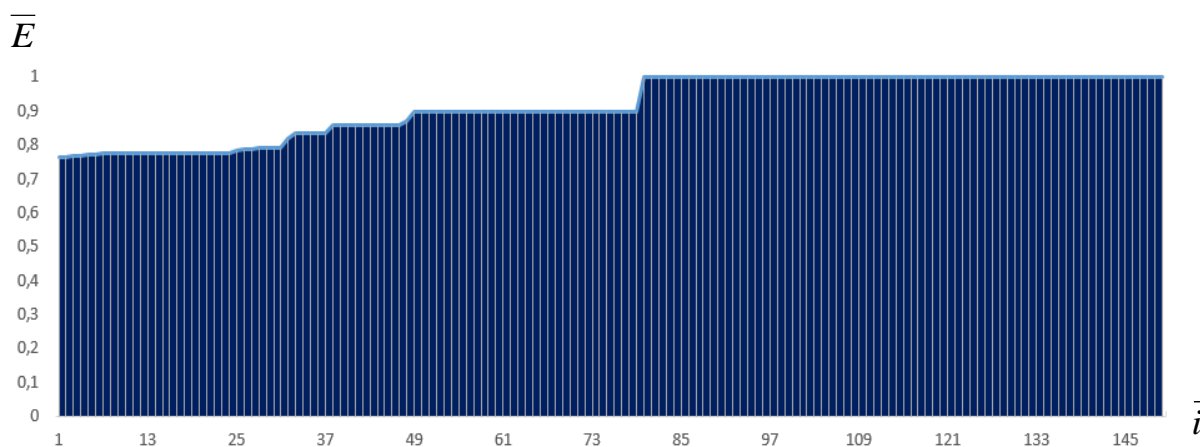


Рисунок 3.11 – Скріншот графіка зміни інформаційного критерію в процесі послідовної оптимізації контрольних допусків на ознаки розпізнавання

Аналіз рис. 3.11 показує, що інформаційний критерій оптимізації вже на другому прогоні, який визначається відношенням кількості ітерацій  $\bar{i}$  до кількості ознак  $N$ , досягнув свого максимального граничного значення.

Перевірка функціональної ефективності машинного навчання БСР здійснювалася в режимі екзамену, за результатами якого була зроблена оцифровка зображення, показано на рис. 3.12. Аналіз рис. 3.12 показує, що не зважаючи на отримані за результатами машинного навчання безпомилкові за навчальною матрицею вирішальні правила достовірність ідентифікації кадрів недостатньо висока.

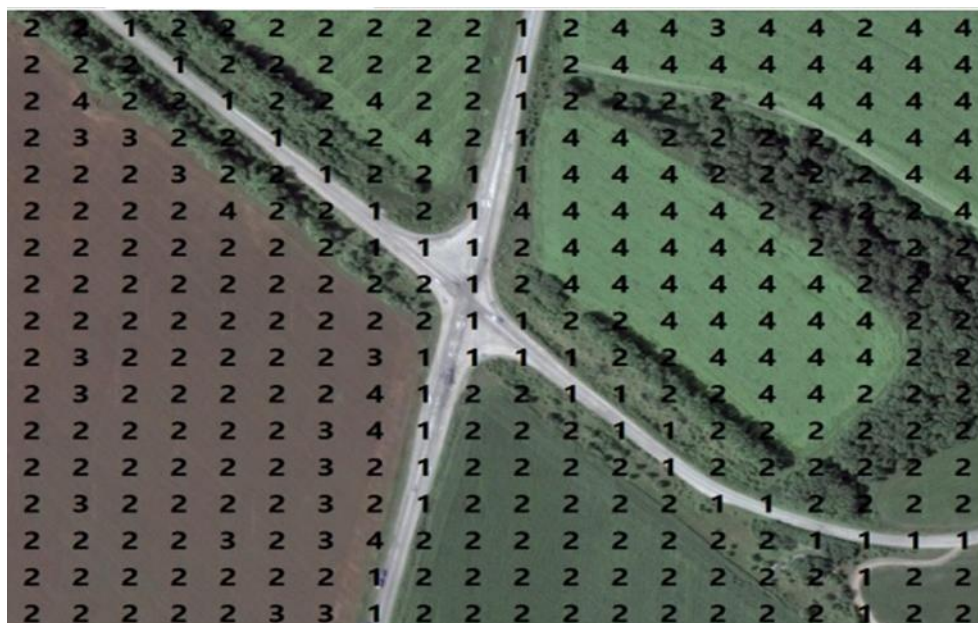


Рисунок 3.12 – Результати моделювання при обробленні зображень в ДСК

Далі було реалізовано машинне навчання БСР за одним і тим же алгоритмом, але за вхідною навчальною матрицею, сформованою шляхом оброблення зображень кадрів в ПСК. На рис. 3,13 показано скріншот графіка залежності усередненого за алфавітом класів розпізнавання нормованого інформаційного критерію (17) від параметра  $\delta$  поля контрольних допусків, отриманий при їх паралельній оптимізації за навчальною матрицею, сформованою в ПСК.

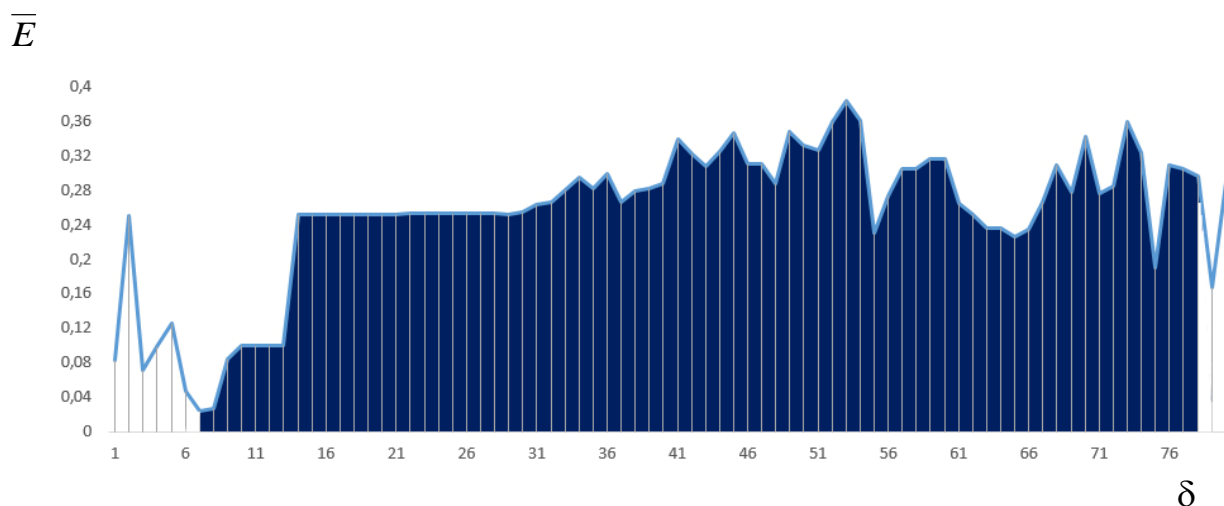


Рисунок 3.13 – Скріншот графіка залежності інформаційного критерію (2) від параметра поля контрольних допусків

Аналіз рис. 3.13 показує, що при машинному навчанні за навчальною матрицею, сформованою в ПСК, отримано значення параметра поля контрольних допусків  $\delta^* = 53$  градацій яскравості при максимальному значенні інформаційного критерію  $\bar{E}^* = 0,40$ . Зменшення величини критерію викликано зменшенням вдвічі кількості ознак згідно з формулою (3.8).

На рис. 3.14 показано скріншот зміни нормованого критерію (2.) в процесі послідовної оптимізації контрольних допусків при використанні вхідної навчальної матриці, сформованої в ПСК.

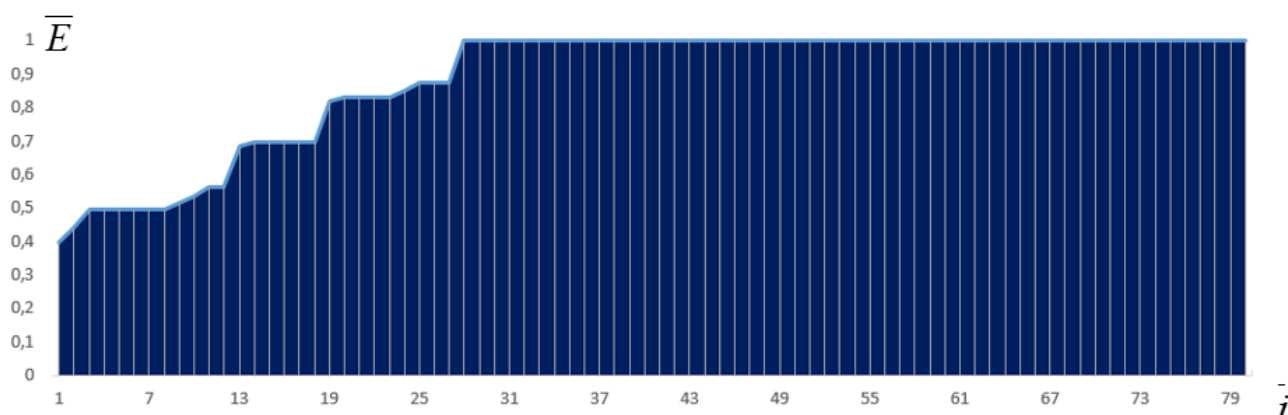
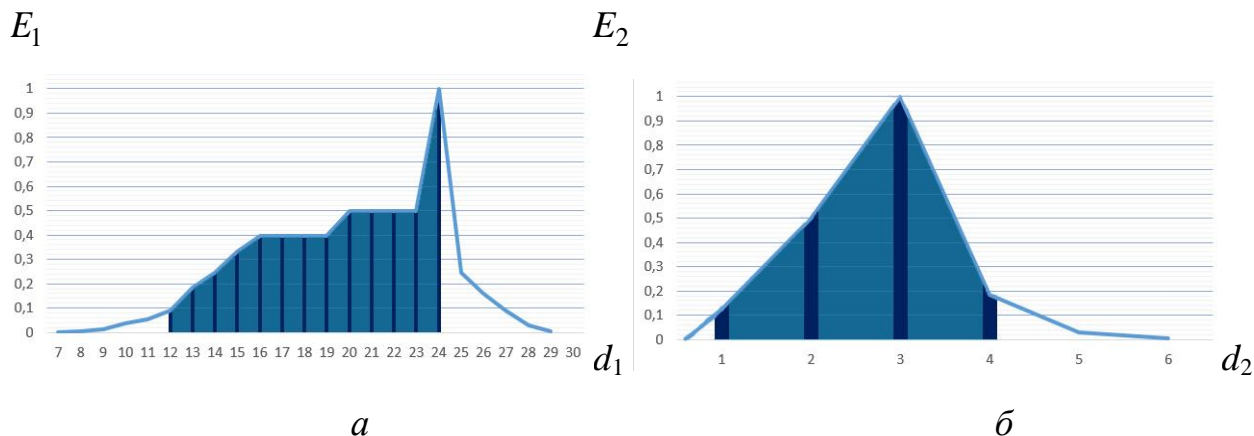


Рисунок 3.14 – Скріншот графіка зміни інформаційного критерію в процесі послідовної оптимізації контрольних допусків

Аналіз рис. 3.14 показує, що величина критерію оптимізації так само, як і для ДСК, дорівнює значенню  $\bar{E}^* = 1,00$ . На рис. 3.15 показано графіки залежності критерію (2) від радіусів контейнерів класів розпізнавання, оптимальні значення яких дозволяють побудувати вирішальні правила (3.14).



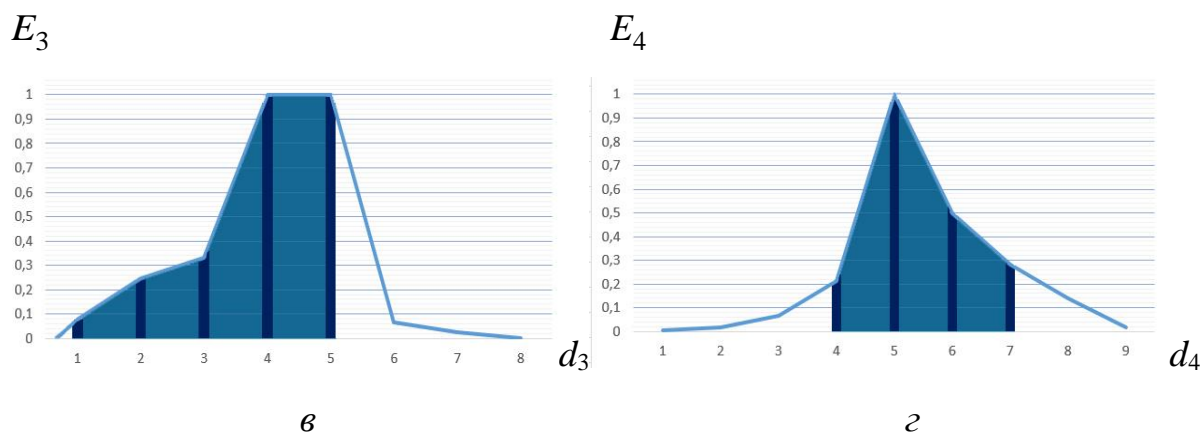


Рисунок 3.15 – Скріншот графіків залежності інформаційного критерію (2.) від радіусів контейнерів класів розпізнавання:  $a$  – клас  $X_1^o$ ;  $b$  – клас  $X_2^o$ ;  $v$  – клас  $X_3^o$ ;  $z$  – клас  $X_4^o$

Аналіз рис. 3.15 показує, що оптимальні значення радіусів контейнерів класів розпізнавання дорівнюють:  $d_1^* = 24$  (тут і далі в кодових одиницях) – для класу  $X_1^o$ ;  $d_2^* = 3$  – для класу  $X_2^o$ ;  $d_3^* = 4$  – для класу  $X_3^o$  і  $d_4^* = 5$  – для класу  $X_4^o$ . На рис. 3.16 показано оцифроване зображення (рис. 3.7), отримане за навчальною матрицею, сформованою в ПСК.

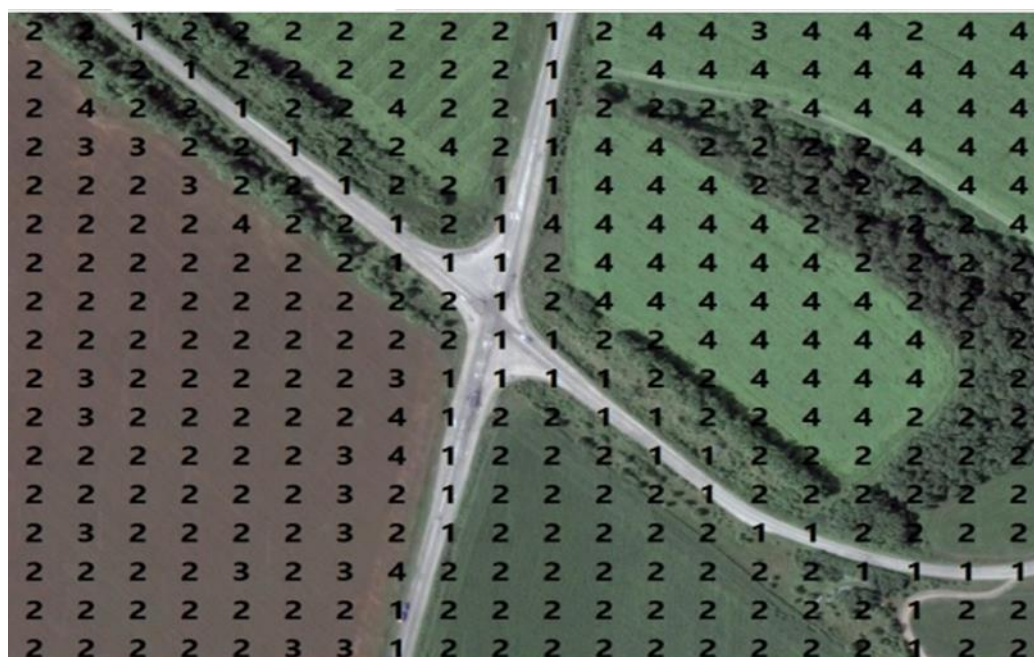


Рисунок 3.16 – Результат ідентифікації кадрів при їх обробленні в ПСК

Таким чином, отримані в результаті навчання БСР вирішальні правила (3.14) дозволяють здійснювати з достатньо високою достовірністю класифікацію кадрів зображення місцевості, але вони не є безпомилковими за навчальною матрицею, що вимагає проведення навчання системи з оптимізацією інших параметрів функціонування, наприклад, рівні селекції координат еталонних двійкових векторів-реалізацій класів розпізнавання. параметрів первинного оброблення зображень тощо.

### **3.4 Інформаційно-екстремальне машинне навчання бортової системи розпізнавання в режимі факторного кластер-аналізу**

Як правило аналіз наземних об'єктів здійснюється в інтерактивному режимі, що вимагає застосування спеціальних засобів радіоелектронної протидії для збереження отриманої від БАК відеоінформації. Сучасні тенденції до збільшення обсягу бортових обчислювальних ресурсів дозволяють застосовувати методи штучного інтелекту. Тому актуальною задачею є надання бортовій системі розпізнавання властивості автономності на основі машинного навчання та розпізнавання образів [1, 2].

Основним підходом до детектування наземних об'єктів є застосування дескрипторних методів [3], основним недоліком яких є невизначеність при однакових габаритах об'єктів, що розпізнаються. Застосування нейроподібних структур [4] для аналізу цифрових зображень наземних об'єктів також не вирішує проблему підвищення функціональної ефективності бортової системи розпізнавання через їх чутливість до багато вимірності словника ознак розпізнавання. Як один із перспективних напрямів підвищення функціональної ефективності бортової системи розпізнавання є застосування ідей і методів так званої інформаційно-екстремальної інтелектуальної технології (ІЕІ-технології) аналізу даних [5, 6]. Перевага розроблених в рамках ІЕІ-технології методів машинного навчання, які базуються на максимізації інформаційної спроможності

системи, полягає в тому, що вони найбільш адекватно моделюють когнітивні процеси притаманні людині при формуванні та прийнятті класифікаційних рішень.

Розглянемо формалізовану постановку задачі інформаційного синтезу здатної навчатися БСР для ідентифікації кадрів зображення регіону, яка функціонує в режимі факторного кластер-аналізу (ФКА). Нехай сформовано алфавіт  $\{X_m^o \mid m = \overline{1, M}\}$  класів розпізнавання, які характеризують кадри зображення місцевості. Для кожного класу розпізнавання сформовано тривимірну навчальну матрицю  $\|y_{m,i}^{(j)}\|$  яскравості пікселів рецепторного поля кадрів, в якій рядок  $\{y_{m,i}^{(j)} \mid i = \overline{1, N}\}$ , де  $N$  – кількість ознак розпізнавання, є структурованим вектором ознак відповідного класу розпізнавання (далі в тексті просто реалізація), а стовпчик матриці – випадкова навчальна вибірка  $\{y_{m,i}^{(j)} \mid j = \overline{1, n}\}$  з обсягом  $n$ . Відомо, що концепція ІЕІ-технології полягає в перетворенні вхідної навчальної матриці  $Y$  в робочу бінарну матрицю  $X$ , яка змінюється в процесі машинного навчання. Тому для бінарного простору Хеммінга задано вектор параметрів функціонування, які впливають на функціональну ефективність машинного навчання БСР розпізнавати реалізації класу розпізнавання  $X_m^o$ :

$$g_m = \langle x_m, d_m, \delta \rangle, \quad (3.15)$$

де  $x_m$  – усереднений за ансамблем реалізацій вектор, вершина якого визначає центр гіперсферичного контейнера класу розпізнавання  $X_m^o$ ;  $d_m$  – радіус гіперсферичного контейнера класу розпізнавання  $X_m^o$ , який відновлюються в радіальному базисі простору ознак розпізнавання;  $\delta$  – параметр, величина якого дорівнює половині симетричного поля контрольних допусків на ознаки розпізнавання, якими є значення яскравості в пікселях.

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

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

– область значень радіуса контейнера класу розпізнавання  $X_m^o$  задається нерівністю

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

де  $d(x_m \oplus x_c)$  – міжцентрова відстань між реалізацією  $x_m$  і найближчою реалізацією  $x_c$  сусіднього класу  $X_c^o$ ;

– область значень параметра  $\delta$  задається нерівністю

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

де  $\delta_H$  – нормоване поле допусків на ознаки розпізнавання.

Необхідно на етапі машинного навчання БСР оптимізувати параметри вектора (3.15), які забезпечують максимальне значення інформаційного критерію оптимізації (3.7) в робочій (допустимій) області визначення його функції.

Необхідно в режимі екзамену із некласифікованих реалізацій класів розпізнавання, які характеризують нові кадри зображення місцевості сформувані додаткові навчальні матриці. При цьому кожна додаткова навчальна матриця при досягненні репрезентативного обсягу долучається до вхідної навчальної матриці і БСР запускається на перенавчання. Побудовані за результатами перенавчання вирішальні правила повинні розпізнавати всі реалізації класів розпізнавання із розширеного алфавіту.

Оскільки на відміну від нейроподібних структур методи ІЕІ-технології розробляються в рамках функціонального підходу, до моделювання когнітивних процесів, притаманних людині, то такий підхід дозволяє побудувати модель інформаційно-екстремального машинного навчання у вигляді категорійної моделі.

При цьому вхідний математичний опис категорійної моделі представимо у вигляді структури

$$\Delta_B = \langle G, T, Z, \Omega, Y, X; F, \Phi, \zeta \rangle,$$

де  $G$  – множина факторів, які впливають на БСР;

$T$  – множина моментів часу одержання інформації;

$Z$  – простір станів системи, (алфавіт класів розпізнавання);

$\Omega$  – простір ознак розпізнавання;

$Y$  – вхідна багатовимірна навчальна матриця;

$X$  – робоча бінарна навчальна матриця;

$F: G \times T \times Z \rightarrow \Omega$  – оператор формування словника ознак розпізнавання;

$\Phi$  – оператор формування вхідної навчальної матриці  $Y$ ;

$\theta_1: Y \rightarrow X$  – оператор перетворення матриці  $Y$  в бінарну матрицю  $X$ ;

$\zeta$  – оператор розширення матриці  $Y$ .

Математична модель ФКА складається із двох моделей інформаційно-екстремального машинного навчання та екзамену, на якому перевіряється функціональна ефективність машинного навчання. При цьому алгоритм екзамену є по суті алгоритмом функціонування БСР в робочому режимі.

На рис. 3.17 показано категорійну модель інформаційно-екстремального машинного навчання БСР в режимі ФКА.

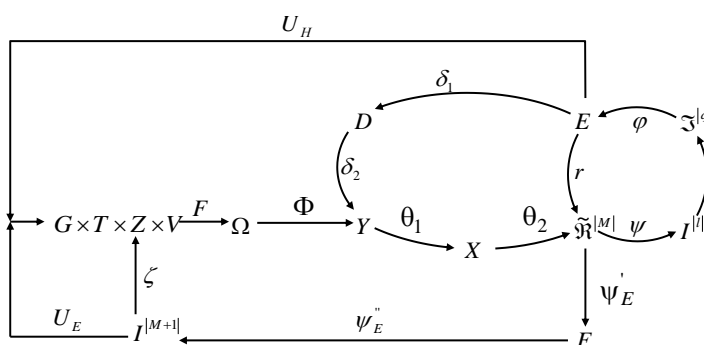


Рисунок 3.17 – Категорійна модель інформаційно-екстремального факторного кластер-аналізу



У контурі, який моделює роботу БСР в режимі машинного навчання, оператор  $\theta_2$  відображає реалізації робочої матриці  $X$  на нечітке розбиття  $\tilde{\mathfrak{R}}^{(M)}$  класів розпізнавання. Оператор класифікації  $\Psi: \tilde{\mathfrak{R}}^{(M)} \rightarrow I^{(l)}$  перевіряє основну статистичну гіпотезу про належність реалізації  $x_{m,h}^{(j)}$  класу  $X_{m,h}^o$  і формує множину гіпотез  $I^{(l)}$ , де  $l$  – кількість статистичних гіпотез. Оператор  $\gamma: I^{(l)} \rightarrow \mathfrak{S}^{(q)}$  за результатами оцінки статистичних гіпотез інформує множину точнісних характеристик  $\mathfrak{S}^{(q)}$ , де  $q = l^2$ . Оператор  $\phi: \mathfrak{S}^{(q)} \rightarrow E$  обчислює множину значень інформаційного критерію оптимізації параметрів машинного навчання. Оператор на кожному кроці машинного навчання відновлює в радіальному базисі простору ознак контейнери класів розпізнавання, які утворюють розбиття  $\tilde{\mathfrak{R}}^{(M)}$ . Контур оптимізації контрольних допусків на ознаки розпізнавання замикається через терм-множину  $D$  – систему контрольних допусків.

У контурі, який моделює роботу БСР в режимі екзамену оператор класифікації екзаменаційного вектору розпізнавання утворює композицію  $\Psi_E = \Psi'_E \circ \Psi''_E$ , де оператор  $\Psi'_E$  обчислює функції належності і формує терм-множину  $F$ , а оператор  $\Psi''_E$  обчислює вирішальні правила. За результатами екзамену формується множина гіпотез  $I^{(M+1)}$ , серед яких гіпотеза  $\gamma_{M+1}$  означає, що екзаменаційна реалізація не належить алфавіту класів розпізнавання  $\{X_m^o | m = \overline{1, M}\}$ . Оператор  $\xi$  із некласифікованих на екзамені реалізацій формує додаткову навчальну матрицю, яку при досягненні мінімального репрезентативного обсягу приєднує до вхідної навчальної матриці  $Y$  і запускає процес перенавчання БСР. Оператори  $U_H$  і  $U_E$  відповідно регламентують процеси машинного навчання й екзамену.

Оскільки категорійна модель (рис. 3.17) на відміну від нейроподібних структур побудована в рамках функціонального підходу до моделювання когнітивних процесів формування класифікаційних рішень, то вона є по суті узагальненою схемою алгоритму інформаційно-екстремального машинного навчання.

Ідея інформаційно-екстремального факторного кластер-аналізу полягає в тому, що спочатку здійснюється машинне навчання БСР за алфавітом малої потужності. При цьому реалізується алгоритм машинного навчання БСР з оптимізацією контрольних допусків на ознаки розпізнавання за двохциклічною процедурою (3.9) пошуку глобального максимуму інформаційного критерію (3.2) в робочій області визначення його функції.

Оскільки апріорно класи розпізнавання суттєво перетинаються в просторі ознак, то спочатку БСР навчається розпізнавати відносно невелику кількість класів розпізнавання. При появі в процесі машинного навчання нових класів розпізнавання їх некласифіковані структуровані реалізації утворюють додаткові навчальні матриці. Додаткова навчальна матриця, яка досягає репрезентативного обсягу, приєднується до вхідної навчальної матриці та здійснюється перенавчання БСР за інформаційно-екстремальним алгоритмом. За отриманими в процесі перенавчання оптимальними геометричними параметрами відновлених в радіальному базисі контейнерів класів розпізнавання будуються нові вирішальні правила. При досягненні репрезентативного обсягу додатковою навчальною матрицею іншого класу розпізнавання вона так само приєднується до вхідної навчальної матриці і БСР знову перенавчається. Оскільки алфавіт класів розпізнавання може досягати відносно великої потужності, то з метою зменшення впливу багатовимірності машинне навчання БСР слід здійснювати за ієрархічною структурою даних. Формування додаткових навчальних матриць нових класів розпізнавання здійснюється шляхом кластер-аналізу некласифікованих векторів ознак розпізнавання за агломеративним алгоритмом. Згідно з цим алгоритмом вершина некласифікованого вектора діагностичних ознак приймається за центр класу розпізнавання  $X_{M+1}^o$ , навколо якого задається область відповідного радіусу. Якщо в цю область попадає інший некласифікований вектор, то за методом  $k$ -середніх визначається новий центр класу  $X_{M+1}^o$ . Некласифікований вектор, який не попадає в область класу  $X_{M+1}^o$ , утворює центр нового класу  $X_{M+2}^o$  і так до тих пір, поки не буде побудовано задану кількість кластерів. Після цього збільшуються

радіуси кластерів і знову реалізується метод  $k$ -середніх. Процес кластеризації відбувається до тих пір, поки не буде сформована додаткова репрезентативна навчальна матриця нового класу розпізнавання, яка приєднується до вхідної навчальної матриці і запускається процес перенавчання БСР.

Згідно з процедурою (3.9) було розроблено і реалізовано алгоритм інформаційно-екстремального машинного навчання БСР в режимі ФКА. Як критерій оптимізації параметрів вектора (3.15), було використано модифікований критерій Кульбака у вигляді

$$E_m^{(k)} = \frac{1}{n} \log_2 \left\{ \frac{2n + 10^{-r} - [K_1^{(k)} + K_2^{(k)}]}{[K_1^{(k)} + K_2^{(k)}] + 10^{-r}} \right\} [n - (K_1^{(k)} + K_2^{(k)})], \quad (3.17)$$

де  $K_{1,m}^{(k)}$  – кількість подій, при яких реалізації, що належать класу  $X_m^o$ , помилково до нього не відносяться;

$K_{3,m}^{(k)}$  – кількість подій, при яких помилково відносяться до класу розпізнавання  $X_m^o$  реалізації сусіднього класу розпізнавання  $X_c^o$ ;

$10^{-p}$  – достатньо мале число для уникнення поділу на нуль.

У прикладі як вихідне розглядалося зображення пісочного кар'єру, показане на рис. 3.18 і отримане за результатами аерофотозйомки місцевості.



Рисунок 3.18 – Вихідне зображення регіону

На попередньому етапі машинного навчання як класи розпізнавання було обрано кадри ділянок показаного на рис. 3.18 зображення: клас  $X_1^o$  – автомобільна дорога; клас  $X_2^o$  – рідкий ліс; клас  $X_3^o$  – пісочна ділянка (рис. 3.19).



Рисунок 3.19 – Зображення кадрів: *а* – клас  $X_1^o$ ; *б* – клас  $X_2^o$ ; *в* – клас  $X_3^o$

Формування вхідної навчальної матриці здійснювалося шляхом порядкового зчитування значень яскравості в пікселях рецепторного поля кожного кадру розміром  $50 \times 50$  пікселів.

На рис. 3.20 показано графік залежності усередненого за алфавітом класів розпізнавання інформаційного критерію (3.17) від параметра  $\delta$  поля контрольних допусків, отриманий в процесі машинного навчання БСР за алгоритмом (3.9).

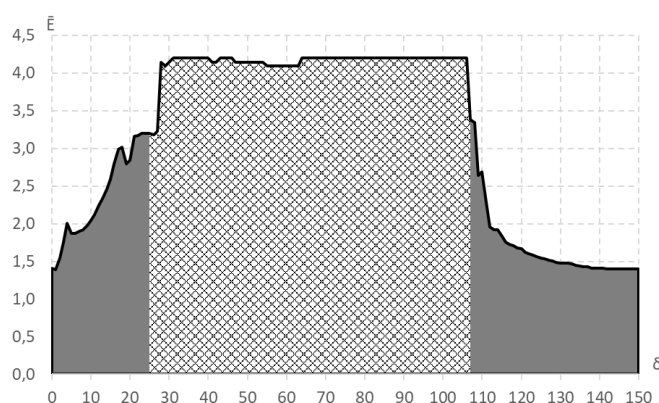


Рисунок 3.20 – Графік залежності критерію від параметра поля контрольних допусків

На рис. 3.20 і далі в тексті подвійною штриховкою позначено робочу (допустиму) область визначення функції критерію (3.17), в якій перша та друга

достовірності більше 0,5. Аналіз рис. 3.20 показує, що оптимальне значення параметра поля контрольних допусків дорівнює  $\delta^* = 32$  градацій яскравості при максимальному значенні критерію  $E_{\max} = 4,21$ . За оптимальними параметрами контейнерів класів розпізнавання було побудовано вирішальні правила (3.14) і здійснено ідентифікацію кадрів зображення регіону. Аналіз оцифрованого за номерами класів розпізнавання зображення, показав, що частина кадрів, позначених цифрою 0, не була віднесена до жодного з класів розпізнавання. З метою перевірки алгоритму ФКА було подано на вхід БСР реалізації трьох нових кадрів зображення, показано на рис. 3.18: клас  $X_4^0$  (грунт), клас  $X_5^0$  (рідкий ліс) і клас  $X_6^0$  (грунтова дорога).

Після перенавчання БСР за навчальною матрицею для шести класів розпізнавання максимальне значення усередненого критерію (3.17) зменшилося до 1,85, що пов'язано із збільшенням ступеню перетину класів розпізнавання в просторі ознак. Для підвищення функціональної ефективності було збільшено глибину машинного навчання шляхом оптимізації контрольних допусків за схемою, яка полягала в послідовній оптимізації контрольних допусків для всіх ознак одночасно. При цьому одержані при паралельній оптимізації контрольні допуски приймалися як стартові. На рис. 3.21 показано графік зміни інформаційного критерію в процесі машинного навчання з послідовною оптимізацією контрольних допусків.

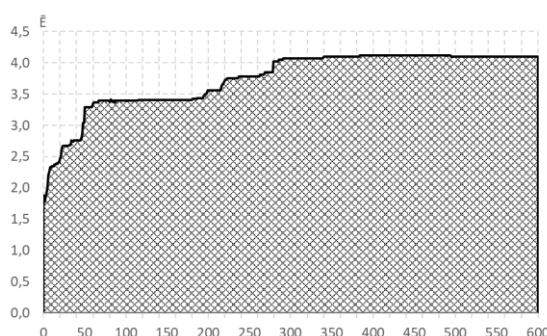


Рисунок 3.21 – Графік зміни інформаційного критерію в процесі послідовної оптимізації контрольних допусків

Аналіз рис. 3.21 показує, що інформаційний критерій оптимізації на четвертому прогоні, кількість яких визначається відношенням кількості ітерацій  $\bar{i}$  до кількості ознак  $N$ , досягнув свого максимального значення  $\bar{E}_{\max} = 4,10$ . Для побудови вирішальних правил (3.14) було визначено оптимальні параметри контейнерів класів розпізнавання за графіками залежності критерію (3.17) від радіусів контейнерів.

На рис. 3.22 показано оцифроване зображення регіону (рис. 3.18), отримане за вирішальними правилами (3.14) для шести класів розпізнавання.



Рисунок 3.22 – Оцифроване зображення пісочного кар'єру, отримане за результатами ідентифікації кадрів

Аналіз рис. 3.22 показує, що кадри зображення з цифрою 0 містять виключно зображення об'єктів не природного походження, наприклад, будівель або транспортних засобів. Але саме ідентифікація кадрів зображення регіону дозволяє визначити зону інтересу, наприклад, автомагістраль, в якій може з найбільшою ймовірністю знаходитися наземний транспортний засіб.

Таким чином, у рамках функціонального підходу запропоновано категорійну модель, на базі якої розроблено алгоритм інформаційно-екстремального машинного навчання БСР в режимі ФКА, що дозволяє здійснювати автоматично перенавчання системи при розширенні алфавіту класів розпізнавання.

## ВИСНОВКИ

1. Згідно з технічним завданням в проміжному звіті проаналізовано сучасний стан використання безпілотних авіаційних комплексів в задачах спостереження за поверхнею Землі та виконано аналітичний огляд інтелектуальних методів детектування наземних об'єктів та оброблення цифрових зображень за оптичним каналом. Як актуальною задачею подальшого розвитку безпілотних авіаційних комплексів є розроблення автономних бортових систем розпізнавання наземних об'єктів на основі машинного навчання та розпізнавання образів.
2. Розроблено інформаційні критерії оптимізації параметрів машинного навчання бортової системи розпізнавання при двох- і трьохальтернативних системах оцінки класифікаційних рішень.
3. В результаті виконання роботи розроблено комплекс категорійних моделей, на основі яких розроблено і програмно реалізовано алгоритми інформаційно-екстремального машинного навчання бортової системи ідентифікації кадрів з метою визначення природних та інфраструктурних наземних об'єктів.
4. За отриманими в процесі машинного навчання оптимальними геометричними параметрами контейнерів класів розпізнавання побудовано вирішальні правила, які практично інваріантні до багато вимірності простору ознак розпізнавання і характеризуються високою оперативністю прийняття класифікаційних рішень.
5. З метою вибору методу формування вхідного математичного опису досліджено вплив на функціональну ефективність машинного навчання бортової системи ідентифікації кадрів цифрового зображення місцевості навчальних матриць, сформованих шляхом оброблення кадрів в декартовій та полярній системах координат, Показано, що машинне навчання з використанням навчальної матриці, сформованої в полярній системі координат характеризується більшою оперативністю системи в режимі навчання і забезпечує в режимі екзамену більшу достовірність класифікаційних рішень.
6. У рамках функціонального підходу запропоновано категорійну модель, на базі якої розроблено алгоритм інформаційно-екстремального машинного навчання БСР



в режимі ФКА, що дозволяє здійснювати автоматично перенавчання системи при розширенні алфавіту класів розпізнавання. Використання побудованих в рамках геометричного підходу вирішальних правил дозволяє підвищити оперативність прийняття класифікаційних рішень через їх малу обчислювальну трудомісткість. Крім того, такі вирішальні правила є практично інваріантними до багато вимірності простору ознак розпізнавання. Розроблений метод ідентифікації кадрів зображення регіону дозволяє визначати зони інтересу, в яких можуть знаходитися наземні об'єкти неприродного призначення. Для підвищення функціональної ефективності БСР необхідно збільшувати глибину машинного навчання шляхом оптимізації додаткових параметрів машинного навчання.

7. Як один із шляхів підвищення функціональної ефективності бортової системи ідентифікації кадрів необхідно збільшити глибину машинного навчання шляхом оптимізації додаткових параметрів функціонування системи, включаючи параметри оброблення зображень кадрів, що дозволить підвищити інформативність ознак розпізнавання.

**ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ**

1. Москаленко В. В. Метод побудови вирішальних правил для прогнозування порушення умов обслуговування в хмарному середовищі // Eastern-European Journal of Enterprise Technologies. – 2017. – No. 3. – P. 45.
2. S Moskalenko, V. V. Moskalenko, S. Pimonenko, and A. Korobov, "Development of the method of features learning and training decision rules for the prediction of violation of service level agreement in a cloud-based environment", Eastern-European Journal of Enterprise Technologies, no. 5/2 (89), pp. 26-33, 2017. (SCOPUS).
3. Moskalenko V.V. Information-extreme algorithm of the system for recognition of objects on the terrain with optimization parameter feature extraction / A.G. Korobov, V.V. Moskalenko //Radio Electronics, Computer Science, Control. – Запоріжжя : ЗНТУ. – 2017. – №2. – С. 38-45.
4. Шелехов И. В .Оперативное распознавание эталонного сигнала при его искажении нелинейным устройством с экспоненциальной статической характеристикой / В. В. Авраменко, И. В. Шелехов, Н. А. Зарецкий // Радиоелектроніка, Інформатика, Управління. – Запоріжжя , 2017. – № 1 (40). – С. 50-58.
5. Dovbysh A. S., Velikodnyi D. V., Protsenko J. B., Zimovets V. I. Optimization of parameters of machine learning of the system of functional diagnostics of the electric drive of a shaft lifting machine. Radio Electronics, Computer Science, Control, 2018, No 2(45), pp. 44–50. DOI 10.15588/1607–3274–2018–2–5. <http://ric.zntu.edu.ua/article/view/142626>.
6. Довбиш А. С. Оптимізація ієрархічної структури даних інтелектуальної системи функціонального діагностування технічного стану складної машини/ А.С. Довбиш, В. І. Зимовець, М. В. Бібик // Вісник НТУ «ХП». Серія: Системний аналіз, управління та інформаційні технології. – Харків : НТУ «ХП», 2018. – № 48 (1220). – С 47–55.

7. Шелехов І. В. Інформаційно-екстремальне машинне навчання системи контролю знань / І. В. Шелехов, С.О. Пилипенко, О. О. Столярчук, Т.А. Романенко // Вісник НТУ «ХПІ». Серія: Системний аналіз, управління та інформаційні технології. – Харків: НТУ «ХПІ», 2018. – № 48 (1220). – С 56–63.
8. Moskalenko V. Improving the effectiveness of training the on-board system for compact unmanned aerial vehicle / V. Moskalenko, A. Dovbysh, I. Naumenko, A. Moskalenko, A. Korobov // Eastern-European Journal of Enterprise Technologies. – 2018. – Vol. 4/9 (94). – P. 10-26. DOI: 10.15587/1729-4061.2018.139923. – <http://journals.uran.ua/eejet/article/view/139923>.
9. Juliy Simonovskiy, Vladislav Piatachenko, Nikita Mironenko. On-board Geographic Information System of Images Identification // Proceedings of the VI International Conference «Advanced Information Systems and Technologies – AIST-2018», Sumy, May 16 – 18, 2018. – Sumy. – Sumy State University, 2018. – pp. 115 – 118. [http://essuir.sumdu.edu.ua/bitstream/123456789/67789/1/AIST\\_2018.pdf](http://essuir.sumdu.edu.ua/bitstream/123456789/67789/1/AIST_2018.pdf)
10. В. В. Москаленко. Метод самонавчання згорткового екстрактора ознак для розпізнавання багатоканальних діагностичних зображень / В. В. Москаленко, А. С. Москаленко, А. М. Кудрявцев // XIV International scientific conference «Intellectual systems of decision-making and problems of computational intelligence (ISDMCI'2018)», Україна. – 2018. – С. 258-260. – [https://sci.ldubgd.edu.ua/bitstream/handle/123456789/4977/isdmci\\_2018.pdf?sequence=1&isAllowed=y](https://sci.ldubgd.edu.ua/bitstream/handle/123456789/4977/isdmci_2018.pdf?sequence=1&isAllowed=y).
11. Довбиш А. С. Машинне навчання протезу кінцівки руки / А. С. Довбиш, В. Ю. П'ятаченко // Четверта міжнародна наукова конференція «Вимірювання, контроль та діагностика в технічних системах», 31 жовтня – 2 листопада 2017 р. Збірник тез доповідей. – Вінниця: ПП «ТД «Едельвейс і К», 2017. – С. 204 – 205.
12. Dovbysh A. Information-extreme machine learning of the control system over the power unit of a terminal power main line / A. Dovbysh, D. Velikodnyi, I. Shelekhov,

- M. Bibyk // *Eastern-European Journal of Enterprise Technologies*. – 2017. – Vol. 5/4 (89). – P. 17-24. DOI: 10.15587/1729-4061.2017.112121
13. Довбиш А.С. Оптимізація ієрархічної структури даних інтелектуальної системи функціонального діагностування технічного стану складної машини/ А.С. Довбиш, В. І. Зимовець, М. В. Бібик // *Вісник НТУ «ХП»*. Серія: Системний аналіз, управління та інформаційні технології. – Харків : НТУ «ХП», 2018. – № 48 (1220). – С 47–55.
14. Moskalenko V. Improving the effectiveness of training the on-board system for compact unmanned aerial vehicle / V. Moskalenko, A. Dovbysh, I. Naumenko, A. Moskalenko, A. Korobov // *Eastern-European Journal of Enterprise Technologies*. – 2018. – Vol. 4/9 (94). – P. 10-26. DOI: 10.15587/1729-4061.2018.139923
15. Довбиш А.С. Кластер-аналіз вхідних даних при функціональному діагностуванні складних машин / А.С. Довбиш, В. І. Зимовець, М. В. Бібик // *Матеріали IV Міжнародної науково-технічної конференції «Комп'ютерне моделювання та оптимізація складних систем»*, 1-2 листопада 2018 р., м. Дніпро, 2018. – С. 426 –429.
16. Dovbysh A. Estimation of informativeness of recognition signs at extreme information machine learning of knowledge control system / A. Dovbysh, I. Shelehov, S. Pylypenko, O. Berest // *CEUR Workshop Proceedings*, 2019. – V. 2362. – pp. 143-152.
17. Dovbysh A.S., Zimovets V. I., Zuban Y. A., Prihodchenko A.S. Machine Training of the System of Functional Diagnostic of the Saft Lifting Mashine// *Probleme energetucii regionale*, 2019, v. 2, is. 43, p.p. 88 – 102.
18. Свідоцтво №88975 про реєстрацію авторського права на твір комп'ютерна програма «Програма формування вхідного математичного опису бортової системи розпізнавання наземних малогабаритних транспортних засобів». Автори Довбиш А.С., П'ятаченко В. Ю., Мироненко М. І. Дата реєстрації 27.05.2019.
19. Juliy Simonovskiy, Vladislav Piatachenko, Nikita Mironenko. On-board Geographic Information System of Images Identification // *Proceedings of the VI*

- International Conference «Advanced Information Systems and Technologies – AIST-2018», Sumy, May 16 – 18, 2018. – Sumy. – Sumy State University, 2018. – pp. 115 – 118.
20. Naumenko I., Myronenko M., Piatachenko V. Information-extreme learning of on-board system for recognition of ground vehicle. CEUR Workshop Proceedings, 2019, p. 121 – 132.
21. Довбиш А.С. Інформаційно-екстремальне машинне навчання бортової системи розпізнавання наземних об'єктів / А.С. Довбиш, М.М. Будник, В.Ю. П'ятаченко В. Ю., Мироненко М.І. // Кібернетика і системний аналіз. 2020. – №4. – С. 18 –27.
22. Dovbysh A.S., Budnyk M.M., Piatachenko V. Yu., Myronenko M. I. Information-Extreme Machine Learning of On-Board Vehicle Recognition System. Cybernetics and Systems Analysis, 2020, 56(4),pp 534-543. DOI:10.1007/s10559-020-00269-y.
23. Protsenko, O., Savchenko, T., Myronenko, M., Prihodchenko, O. Informational and extreme machine learning for onboard recognition system of ground objects. Proceedings - 2020 IEEE 11th International Conference on Dependable Systems, Services and Technologies, DESSERT , pages. 213-218
24. Dovbysh, A., Naumenko, I., Myronenko, M., Savchenko, T. Information-extreme machine learning on-board recognition system of ground objects with the adaptation of the input mathematical description. 3rd International Workshop on Computer Modeling and Intelligent Systems, CMIS 2020; National University "Zaporizhzhia Polytechnic "Zaporizhzhia; Ukraine; 27 April 2020 to 1 May 2020; CEUR Workshop Proceedings, Volume 2608, 2020, Pages 913-925
25. 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.

26. 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.
27. Sharma, Abhishek; Vasnayaka, Chathuranga M.Wijerathna; Jayakody, Dushantha Nalin K. (May 2020). "Communication and networking technologies for UAVs: A survey". *Journal of Network and Computer Applications*. 168: 102739. arXiv:2009.02280. doi:10.1016/j.jnca.2020.102739. S2CID 221507920.
28. Повітряний кодекс України від 19.05.2011 № 3393-VI (Редакція від 12.04.2017). Правила виконання польотів безпілотними авіаційними комплексами державної авіації України затверджені Наказом Міністерства оборони України від 08.12.2016 № 661.
29. Fasano, Giancarmine; Accardo, Domenico; Tirri, Anna Elena; Moccia, Antonio; De Lellis, Ettore (1 October 2015). "Radar/electro-optical data fusion for non-cooperative UAS sense and avoid". *Aerospace Science and Technology*. 46: 436–450.
30. Алексеев В. Беспилотные летательные аппараты — на службу армии и народного хозяйства [Електронний ресурс] / Алексеев В. // *Голос України*. — 12.06.2009 — № 107. — Режим доступу: URL: <http://www.golos.com.ua/Article.aspx?id=136248>, [Електронний ресурс] Применение беспилотных летательных аппаратов (БПЛА). — Режим доступу: URL: [[fly-photo.ru/primenenije-bpla.html](http://fly-photo.ru/primenenije-bpla.html)]
31. Allen McDuffee, "Launch This New 9-Hour Solar-Powered Drone from Your Shoulder" Archived 2014-03-16 at the Wayback Machine, *Wired*, 13 August 2013.
32. [https://airandspace.si.edu/collection-objects/aerovironment-rq-14a-dragon-eye/nasm\\_A20070211000](https://airandspace.si.edu/collection-objects/aerovironment-rq-14a-dragon-eye/nasm_A20070211000).
33. [https://www.avinc.com/downloads/Dragon\\_Eye\\_AV\\_datasheet.pdf](https://www.avinc.com/downloads/Dragon_Eye_AV_datasheet.pdf)

34. Amos, Jonathan (9 November 2007). "Skynet military launch is delayed". BBC News. Retrieved 13 May 2010. <http://news.bbc.co.uk/2/hi/science/nature/7087910.stm>
35. Турецкий ударный БПЛА «Bayraktar TB2» [http://zonwar.ru/news3/news\\_569\\_Bayraktar\\_TB2.html](http://zonwar.ru/news3/news_569_Bayraktar_TB2.html)
36. "Hermes 450 - Tactical Long Endurance UAS". Elbit Systems Australia. Retrieved 2020-09-13. - <https://www.elbitsystems.com.au/uas-hermes-450-tactical-long-endurance-uas/>
37. К.М. Антонович. Спутниковые методы определений координат // использование спутниковых радионавигационных систем в геодезии. — Москва: ФГУП «Картгеоцентр», 2006. — Т. 2. — С. 7. — 311 с.
38. Valueva, M.V.; Nagornov, N.N.; Lyakhov, P.A.; Valuev, G.V.; Chervyakov, N.I. (2020). "Application of the residue number system to reduce hardware costs of the convolutional neural network implementation". *Mathematics and Computers in Simulation*. Elsevier BV. 177: 232–243. doi:10.1016/j.matcom.2020.04.031. ISSN 0378-4754.
39. M. Burl, M. Weber, and P. Perona, "A Probabilistic Approach to Object Recognition Using Local Photometry and Global Geometry". *Proc. European Conf. Computer Vision*, pp. 628-641, 1996.
40. A. Mohan, C. Papageorgiou, and T. Poggio. Example-based object detection in images by components. *PAMI*, 23(4):349 – 361, April 2001.
41. P. Viola, M. J. Jones, and D. Snow. Detecting pedestrians using patterns of motion and appearance. *The 9th ICCV*, Nice, France, volume 1, pages 734–741, 2003.
42. Гиренко А.В., Ляшенко В.В., Машталир В.П., Путятин Е.П. Методы корреляционного обнаружения объектов. –Харьков: АО «БизнесИнформ», 1996. 112 с.
43. Путятин Е.П., Аверин С.И. Обработка изображений в робототехнике. М.: Машиностроение, 1990.– 320 с.

44. Бондаренко А.В., Галактионов В.А., Желтов С.Ю. Исследование подходов к построению систем автоматического считывания символьной информации. – М.: Изд-е ИПМ им. М.В. Келдыша РАН, 2003. – С. 5 – 10.
45. Методы компьютерной обработки изображений. /Под ред. В.А.Сойфера. – М.: Физматлит, 2001.1
46. Форсайт Д., Понс Д. Компьютерное зрение. Современный подход. – М.: Вильямс, 2004. – С. 603-610.
47. Lyon, Richard F. (2014). "The Optical Mouse: Early Biomimetic Embedded Vision". *Advances in Embedded Computer Vision*. Springer. pp. 3-22 (3). ISBN 9783319093871.