

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ  
СУМСЬКИЙ ДЕРЖАВНИЙ УНІВЕРСИТЕТ

Кваліфікаційна наукова  
праця на правах рукопису

**МИРОНЕНКО МИКИТА ІГОРОВИЧ**

УДК 004.93.1

**ДИСЕРТАЦІЯ**  
**МОДЕЛІ ТА МЕТОДИ ІНФОРМАЦІЙНОЇ ТЕХНОЛОГІЇ МАШИННОГО**  
**НАВЧАННЯ АВТОНОМНОГО БЕЗПЛОТНОГО ЛІТАЛЬНОГО АПАРАТУ**  
**ДЛЯ ВІДЕОМОНІТОРИНГУ МІСЦЕВОСТІ**

122 – комп'ютерні науки  
Галузь знань 12 – інформаційні технології

Подається на здобуття наукового ступеня  
доктора філософії

Дисертація містить результати власних проваджень. Використання ідей,  
результатів і текстів інших авторів мають посилання на відповідне джерело.



підпис

М. І. Мироненко

Наукові керівники:  
Шелехов Ігор Володимирович,  
кандидат технічних наук, доцент,  
в. о. завідувача кафедри  
комп'ютерних наук  
Сумського державного університету

Науменко Ігор Вікторович,  
кандидат військових наук, с.н.с.,  
начальник науково-дослідного  
центру ракетних військ та  
артилерії Збройних сил України

Суми – 2023

## АНОТАЦІЯ

*Мироненко М. І.* Моделі і методи інформаційної технології машинного навчання автономного безпілотного літального апарату для відеомоніторингу місцевості.

Кваліфікаційна наукова праця на правах рукопису.

Дисертація на здобуття наукового ступеня доктора філософії за спеціальністю 122 – комп’ютерні науки (галузь 12 – Інформаційні технології). Сумський державний університет, Суми, 2023.

Дисертаційна робота присвячена підвищенню функціональної ефективності автономного БПЛА для розпізнавання наземних природних, інфраструктурних та малогабаритних об’єктів шляхом створення інформаційної технології машинного навчання в рамках функціонального підходу до моделювання когнітивних процесів природного інтелекту при формуванні та прийнятті класифікаційних рішень.

*Об’єктом дослідження* є слабоформалізований процес машинного навчання бортової системи автономного безпілотного літального апарату (БПЛА) для відеомоніторингу місцевості за умови неповної визначеності даних, обумовленої довільними початковими умовами формування зображень і перетином у просторі ознак класів розпізнавання, які характеризують наземні об’єкти.

*Предметом досліджень* є моделі і методи інформаційної технології інформаційно-екстремального машинного навчання бортової системи автономного безпілотного літального апарату для відеомоніторингу місцевості.

Обрані методи дослідження базуються на принципах і методах інтелектуального інформаційного аналізу даних та інформаційно-екстремальної інтелектуальної технології машинного навчання для побудови високодостовірних і оперативних вирішальних правил; методах теорії ймовірностей і математичної статистики для оцінки випадкових величин і

перевірки статистичних гіпотез; методах та характеристиках теорії інформації для оцінки функціональної ефективності машинного навчання бортової системи автономного БПЛА; об'єктно-орієнтованій методології проектування складних систем для розробки інформаційного алгоритмічного та програмного забезпечення бортової системи БПЛА, що навчається.

Обґрунтовано актуальність теми дисертації, зазначено зв'язок роботи з науковими темами, сформульовано мету та задачі дослідження, визначено об'єкт, предмет та методи дослідження, показано наукову новизну та практичне значення отриманих результатів, наведено інформацію про практичне використання, апробацію результатів та їх висвітлення у публікаціях.

За результатами аналізу сучасного стану та тенденцій розвитку безпілотних авіаційних комплексів (БАК) для відеомоніторингу місцевості показано, що БПЛА в основному використовуються як ретранслятори зображень регіону, що досліджується, на наземні станції керування (НСК). Цей факт робить їх вразливими від засобів радіоелектронної боротьби (РЕБ). Крім того, сучасні радіотехнічні засоби здатні визначати координати НСК за частотою його каналу зв'язку з БПЛА. Показано, що основним шляхом розширення функціональних можливостей і підвищення кіберзахисності БАК для відеомоніторингу місцевості є надання бортовій системі автономності шляхом машинного навчання розпізнаванню природних, інфраструктурних об'єктів і транспортних засобів. Водночас зберігається можливість передачі на НСК інформації про детектований наземний об'єкт за криптозахисним каналом зв'язку. Про складність вирішення цієї проблеми свідчить той факт, що побудову автономної бортової системи розпізнавання (БСР) наземних об'єктів за проектом з умовною назвою GS-2 (США) планується завершити тільки в 2030 році. Застосування традиційних методів інтелектуального аналізу даних Data Mining, включаючи штучні нейронні мережі (ШНМ), для інформаційного синтезу автономної БСР не завжди

забезпечує високу функціональну ефективність машинного навчання через такі науково-методологічні обмеження:

- довільні початкові умови формування цифрових зображень об'єктів на місцевості, що розпізнаються, обумовлених різними ракурсами аерофотозйомки, висотами літального апарату, положенням і місцезнаходженням об'єкту;
- перетин класів розпізнавання, що характеризують зображення об'єктів, в просторі ознак розпізнавання;
- багатовимірність словника ознак і алфавіту класів розпізнавання;
- вплив неконтрольованих факторів, пов'язаних, наприклад, із зміною ракурсу спостереження, сезонних, добових та кліматичних умов, освітленості тощо. Крім того, до зміни початкових умов формування зображень, наприклад, наземних малогабаритних об'єктів призводить використання засобів маскування.

Показано перспективність використання в дисертаційних дослідженнях ідей і методів розробленої в Сумському державному університеті науковою школою професора Довбиша А. С. так званої інформаційно-екстремальної інтелектуальної технології (ІЕІ-технології) аналізу даних, яка ґрунтується на максимізації інформаційної спроможності системи в процесі машинного навчання. Основна ідея методів ІЕІ-технології як і в ШНМ полягає в адаптації в процесі машинного навчання вхідного математичного опису до максимальної повної ймовірності прийняття правильних класифікаційних рішень. Але основна перевага методів інформаційно-екстремального машинного навчання полягає в тому, що вони на відміну від нейроподібних структур розробляються в рамках функціонального підходу до моделювання когнітивних процесів, притаманних людині при формуванні та прийнятті класифікаційних рішень, тобто безпосередньо моделюють природний механізм прийняття рішень. Такий підхід на відміну від структурних методів дозволяє методам інформаційно-екстремального машинного навчання надати гнучкість при перенавчанні системи через розширення алфавіту класів

розпізнавання. Крім того, побудова в рамках геометричного підходу вирішальних правил робить їх практично інваріантними до багатовимірності словника ознак розпізнавання і суттєво підвищує оперативність прийняття класифікаційних рішень, що особливо важливо при спостереженні за наземними рухомими об'єктами. Водночас варто підкреслити, що методи інформаційно-екстремального машинного навчання здійснюються не в інтерактивному режимі, як це відбувається в ШНМ, а в автоматичному і водночас потребують для формування навчальної матриці менше ніж на порядок зразків зображень.

У дисертаційній роботі розв'язано важливе науково-практичне завдання розроблення інформаційної інтелектуальної технології машинного навчання бортової системи автономного БПЛА для відеомоніторингу місцевості за умови неповної визначеності даних у рамках функціонального підходу до моделювання когнітивних процесів.

Вперше розроблено метод інформаційно-екстремального машинного навчання автономного БПЛА для розпізнавання наземного транспортного засобу з оптимізацією рівня квантування яскравості пікселів кадру зони інтересу, що дозволяє детектувати контур транспортного засобу з метою визначення на ньому центру полярної системи координат для формування навчальної матриці. У результаті побудовані в процесі інформаційно-екстремального машинного навчання автономного БПЛА вирішальні правила є інваріантні до зсуву та повороту наземного об'єкту у кадрі зони інтересу.

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

Вперше розроблено метод інформаційно-екстремального машинного навчання автономного БПЛА для семантичної сегментації зображення регіону

шляхом оптимізації за інформаційним критерієм вагових коефіцієнтів *RGB*-компонент зображень наземних об'єктів, що дозволяє підвищити повну ймовірність прийняття правильних класифікаційних рішень у порівнянні з початковими одиничними значеннями вагових коефіцієнтів як це приймалося в наукових дослідженнях попередників.

Удосконалено метод інформаційно-екстремального машинного навчання автономного БПЛА для відеомоніторингу місцевості за ієрархічною структурою даних у вигляді декурсивного бінарного дерева, що дозволяє побудувати в процесі машинного навчання із заданою глибиною безпомилкові за навчальною матрицею вирішальні правила. Доведено доцільність реалізації інформаційно-екстремального машинного навчання за ієрархічною структурою даних у вигляді декурсивного бінарного дерева при кількості класів розпізнавання більше двох.

Набув подальшого розвитку метод автономної відеонавігації за наземними природними та інфраструктурними орієнтирами з відомими географічними координатами, що дозволяє визначати місцезнаходження автономного БПЛА без використання глобальної мережі позиціонування GPS і цим підвищити інформаційну та/або кіберзахищеність літального апарату.

Розроблено засоби технології інформаційного синтезу здатної навчатися бортової системи автономного БПЛА за умови неповної визначеності даних та нечіткої компактності векторів ознак класів розпізнавання, що дозволило за результатами машинного навчання побудувати безпомилкові за навчальною матрицею вирішальні правила, які дозволяють у робочому режимі приймати високостовірні оперативні класифікаційні рішення. Крім того, розроблено засоби інформаційної технології проектування системи підтримки прийняття рішень (СППР) для оператора НСК, який здійснює машинне навчання та перенавчання БСР автономного БПЛА.

Усі теоретичні розробки дисертації доведено до конкретних інженерних алгоритмів, реалізованих запропонованими автором засобами інформаційної технології синтезу здатної навчатися бортової системи автономного БПЛА для

моніторингу наземного регіону за оптико-електронним каналом спостереження. Створено комплекс інструментальних засобів для інформаційного синтезу бортової системи автономного БПЛА для моніторингу місцевості, який включає модулі формування вхідного інформаційного опису БСР, бази даних і знань, алгоритми інформаційно-екстремального машинного навчання і побудовані за результатами машинного навчання вирішальні правила, які дозволяють при функціонуванні системи в робочому режимі приймати високодостовірні оперативні класифікаційні рішення. Основні наукові результати впроваджено у вигляді інформаційної технології, яка включає категорійні моделі, методи, критерії оцінки функціональної ефективності, алгоритми оптимізації і програмне забезпечення при модернізації тренажерів безпілотних авіаційних комплексів у науково-дослідному центрі ракетних військ і артилерії Збройних сил України (акт впровадження від 09.06.2023 р.) і в навчальний процес Сумського державного університету (акт впровадження від 30.05.2023 р.).

*Ключові слова:* інформаційно-екстремальне машинне навчання, бортова система розпізнавання, автономний безпілотний літальний апарат, функціональна категорійна модель, інформаційний критерій оптимізації, стенд-симулятор, система підтримки прийняття рішень, наземний об'єкт, регіон.

## ABSTRACT

*Myronenko M. I.* Models and methods of information synthesis of the on-board system of an autonomous unmanned aerial vehicle for video monitoring of the terrain.

Qualifying scientific work on manuscript rights.

Dissertation for obtaining the scientific degree of Doctor of Philosophy in specialty 122 – computer sciences (12 – Information technologies). Sumy State University, Sumy, 2023.

The dissertation work is devoted to increasing the functional efficiency of an autonomous UAV for the recognition of terrestrial natural, infrastructural and small-sized objects by creating information technology of machine learning within the framework of a functional approach to modeling the cognitive processes of natural intelligence in the formation and adoption of classification decisions.

*The object of research* is a weakly formalized machine learning process of the on-board system of an autonomous unmanned aerial vehicle (UAV) for video monitoring of the terrain under the condition of incomplete data certainty, due to arbitrary initial conditions of image formation and intersection in the space of features of recognition classes that characterize ground objects.

*The subject of research* is information technology models and methods of information-extreme machine learning on-board system of an autonomous unmanned aerial vehicle for video monitoring of the terrain.

The selected research methods are based on the principles and methods of intelligent information analysis of data and information-extreme intelligent technology of machine learning for building highly reliable and operational decisive rules; methods of probability theory and mathematical statistics for estimating random variables and testing statistical hypotheses; methods and characteristics of information theory for evaluating the functional efficiency of machine learning on-board system of an autonomous UAV; object-oriented methodology of designing complex systems for the development of informational algorithmic and software of the on-board system of a learning UAV.

The relevance of the topic of the dissertation is justified, the connection of the work with scientific topics is indicated, the purpose and tasks of the research are formulated, the object, subject and the research methods are defined, the scientific novelty and practical significance of the obtained results are shown, information is given about the practical use, approbation of the results and their coverage in publications.

According to the results of the analysis of the current state and development trends of unmanned aircraft systems (UAS) for video monitoring of the area, it is



shown that UAS are mainly used as relays of the region images of under study to ground control stations (GCS). This fact makes them vulnerable to electronic warfare (EW). In addition, modern radio equipment is able to calculate the coordinates of the GCS by the frequency of its communication channel with the UAV. It is shown that the main way to expand the functional capabilities and increase the cyber security of the UAS for video monitoring of the area is to provide the on-board system with autonomy through machine learning to recognize natural, infrastructural objects and vehicles. At the same time, it is possible to transfer information about the detected ground object to the GCS via a cryptographically protected communication channel. The difficulty of solving this problem is evidenced by the fact that the construction of the autonomous on-board recognition system (ORS) of ground objects under the project with the conditional name GS-2 (USA) is planned to be completed only in 2030. The use of traditional methods of intelligent analysis of Data Mining data, including artificial neural networks (ANN) for information synthesis of autonomous ORS, does not always ensure high functional efficiency of machine learning due to the following scientific and methodological limitations:

- arbitrary initial conditions for the formation of digital images of recognizable objects on the terrain, determined by different angles of aerial photography, the aircraft height, the position and location of the object;
  - intersection of recognition classes characterizing images of objects in the recognition features space;
  - multidimensionality of the dictionary of signs and the recognition classes alphabet;
  - the influence of uncontrollable factors associated, for example, with a change in the viewing angle, seasonal, daily and climatic conditions, lighting, etc.
- In addition, the use of masking tapes leads to a change in the initial conditions of image formation, for example, of small terrestrial objects.

The perspective of using the so-called information-extreme intelligent technology (IEI-technology) of data analysis, which is based on maximizing the

information capacity of the system in the process of machine learning, is shown in dissertation research. The main idea of the IEI-technology methods, as well as in CNN, is to adapt the input mathematical description to the maximum full probability of making the correct classification decisions in the machine learning process. The main advantage of information-extreme machine learning methods is that, unlike neuro-like structures, they are developed within the framework of a functional approach to modeling cognitive processes inherent in humans when forming and making classification decisions, that is, they directly model the natural decision-making mechanism. This approach, unlike structural methods, allows the methods of information-extreme machine learning to provide flexibility in retraining the system through the expansion of the recognition classes alphabet. In addition, the construction of decisive rules within the framework of the geometric approach practically solves the problem of the multidimensionality of the recognition features dictionary and significantly increases the efficiency of making classification decisions, which is especially important when observing terrestrial moving objects. At the same time, it should be emphasized that the methods of information-extreme machine learning are not implemented in an interactive mode, as is the case in CNN, but in an automatic mode and at the same time require less than an order of magnitude of image samples to form the training matrix.

In the dissertation work, an important scientific and practical task of developing the informational intelligent machine learning technology of the on-board system of an autonomous UAV for video monitoring of the terrain under the condition of incomplete data certainty within the framework of a functional approach to modeling cognitive processes is solved.

For the first time, a method of information-extreme machine learning of an autonomous UAV was developed for recognizing a ground vehicle with optimization of the quantization level of the brightness of the pixels of the frame of the zone of interest, which allows detecting the contour of the vehicle in order to determine the center of the polar coordinate system on it for the formation of the training matrix. As a result, the decisive rules constructed in the process of

information-extreme machine learning of an autonomous UAV are invariant to the shift and rotation of the ground object in the frame of the zone of interest.

For the first time, a method of information-extreme machine learning of an autonomous UAV was developed for the recognition of ground objects with optimization of the frame size of the region image, which allows to increase the functional efficiency of information-extreme machine learning of the ORS by reducing the influence of uninformative and interfering features of the recognition of the surrounding environment of the ground object.

For the first time, a method of information-extreme machine learning of an autonomous UAV has been developed for semantic segmentation of the region image by optimizing according to the information criterion of the weighting coefficients of the RGB components of the images of ground objects, which allows to increase the full probability of making the correct classification decisions in comparison with the initial single values of the weighting coefficients like this was accepted in the scientific studies of predecessors.

The method of information-extreme machine learning of an autonomous UAV for video monitoring of terrain based on a hierarchical data structure in the form of a decursive binary tree has been improved, which makes it possible to build in the machine learning process with a given depth error-free decisive rules based on the training matrix. The expediency of implementing information-extreme machine learning based on a hierarchical data structure in the form of a decursive binary tree when the number of recognition classes is more than two has been proven.

The method of autonomous video navigation by terrestrial natural and infrastructural landmarks with known geographical coordinates has gained further development, which allows determining the location of an autonomous UAV without using the global GPS positioning network and thereby increasing the information and/or cyber security of the aircraft.

The means of information synthesis technology capable of learning the on-board system of an autonomous UAV under the condition of incomplete data certainty and unclear compactness of the feature vectors of recognition classes have

been developed, which made it possible to build error-free decisive rules based on the learning matrix based on the machine learning results, which allow making highly reliable operational classification decisions in the exam mode. In addition, information technology tools for the design of a decision support system (DSS) have been developed for the operator of the GCS, which carries out machine learning and retraining of the ORS of an autonomous UAV.

All the theoretical developments of the thesis are brought to specific engineering algorithms implemented by the author's proposed means of information technology for the synthesis of a learnable on-board system of an autonomous UAV for monitoring the ground region using an optical-electronic surveillance channel. The set of tools for the information synthesis of the on-board system of an autonomous UAV for terrain monitoring has been created, which includes modules for the formation of the input information description of the ORS, databases and knowledge, information-extreme machine learning algorithms and decisive rules built on the basis of the machine learning results, which allow the system to function in operating mode to make highly reliable operational classification decisions.

The main scientific results were implemented in the form of information technology, which includes categorical models, methods, functional efficiency assessment criteria, optimization algorithms and software for the modernization of simulators of unmanned aircraft complexes in the Research Center of Missile Forces and Artillery of the Armed Forces of Ukraine (implementation act dated 09.06.2023 and in the educational process of Sumy State University (implementation act dated 05.06.2023).

*Keywords: information-extreme machine learning, on-board recognition system, autonomous unmanned aerial vehicle, functional category model, information optimization criterion, bench simulator, decision support system, ground object, region.*

## ПЕРЕЛІК ПУБЛІКАЦІЙ ЗДОБУВАЧА

*Наукові праці, які опубліковано у фахових виданнях України:*

1. Куценко О. С. Геоінформаційна система ідентифікації кадрів при реконструюванні місцевості / О. С. Куценко, Б. Л. Кащєєв, М. І. Мироненко // Вісник НТУ «ХПІ». Серія: Системний аналіз, управління та інформаційні технології. Харків: НТУ «ХПІ», 2017. – №46(1218). – С. 53–61. *(Особистий внесок: функціональна категорійна модель, алгоритм і його програмна реалізація для машинного навчання БСР)*

2. Шматко О. В. Інформаційна технологія відслідковування помилок програмного забезпечення / О. В. Шматко, М. І. Мироненко // Збірник наукових праць Харківського національного університету Повітряних Сил. – 2018. – №2. – С. 120–125. *(Особистий внесок: розроблення діаграм UML для тестування програмного забезпечення)*

3. Зимовець В. І. Інформаційно-екстремальний кластер-аналіз вхідних даних при функціональному діагностуванні / В. І. Зимовець, О. С. Приходченко, М. І. Мироненко // Радіоелектронні і комп'ютерні системи, 2019. – №4. – С. 105 – 114. DOI: 10.32620/reks.2019.4.12 (Scopus). *(Особистий внесок: функціональна категорійна модель та алгоритм машинного навчання з паралельно-последовною оптимізацією контрольних допусків на ознаки розпізнавання)*

4. Шкуропат О. А. Інтелектуальна система технічного зору для безпілотних літальних апаратів / О. А. Шкуропат, І. В. Шелехов, М. І. Мироненко // Artificial Intelligence, 2020. – №4. – С. 53–58. *(Особистий внесок: функціональна категорійна модель, алгоритм і його програмна реалізація для машинного навчання БСР з оптимізацією контрольних допусків)*

5. Ihor Naumenko, Mykyta Myronenko and Taras Savchenko, “Information-extreme machine training of on-board recognition system with optimization of RGB-component digital images”, *Radioelectronic and Computer Systems*, vol. 98, is. 4, pp. 59–70, 2021. DOI: 10.32620/reks.2021.4.05 (Scopus). *(Особистий внесок:*

*функціональна категорійна модель, алгоритм і його програмна реалізація для машинного навчання БСР з оптимізацією вагових коефіцієнтів RGB-складових зображень наземних об'єктів)*

*Наукові праці, які опубліковано у закордонних виданнях, що входять у наукометричну базу Scopus:*

[6] A. S. Dovbysh, M. M. Budnyk, V. Yu. Piatachenko and M. I. Myronenko, “Information-Extreme Machine Learning of On-Board Vehicle Recognition System”, *Cybernetics and Systems Analysis*, vol. 56, is. 4, pp. 534–543, 2020. DOI: 10.1007/s10559-020-00269-y (Scopus). *(Особистий внесок: функціональна категорійна модель, алгоритм і його програмна реалізація машинного навчання БСР з оптимізацією рівня квантування за яскравістю зображень транспортного засобу і алгоритм формування навчальної матриці за зображеннями, обробленими у полярній системі координат)*

*Опубліковані праці апробаційного характеру:*

7. Кащєєв Л. Б. Інтелектуальна геоінформаційна система визначення зони інтересу на місцевості / Л. Б. Кащєєв, М. І. Мироненко // Матеріали 23-ї міжнародної наукової конференції з автоматичного керування (Автоматика – 2016), 22–23 вересня 2016 р.: тези доп. – Суми, 2016. – С. 195–196. *(Особистий внесок: опис алгоритму сегментації цифрового зображення регіону, що спостерігається)*

8. Шматко О. В. Вхідний математичний опис геоінформаційної системи розпізнавання об'єктів на місцевості / О. В. Шматко, М.І. Мироненко // 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. 165–166. *(Особистий внесок: вхідний математичний опис БСР автономного БПЛА)*

9. Juliy Simonovskiy, Vladislav Piatachenko and Mykyta Myronenko, “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, pp. 115–118,

2018. (*Особистий внесок: алгоритм оброблення зображень наземних об'єктів в полярній системі координат*).

10. I. Naumenko, M. Myronenko and V. Piatachenko, “Information-Extreme Learning of On-Board System for Recognition of Ground Vehicles”. *Proceedings of the Second International Workshop on Computer Modeling and Intelligent Systems (CMIS-2019)*, Zaporizhzhia, Ukraine, April 15-19, 2019, pp. 121-132, 2019 (Scopus). (*Особистий внесок: функціональна категорійна модель і алгоритм машинного навчання автономного БПЛА для розпізнавання транспортного засобу*)

11. Довбиш А. С. Інформаційно-екстремальна ідентифікація кадрів зображення місцевості / А. С. Довбиш, М. І. Мироненко, Т. В. Савченко // Матеріали VI Міжнародної науково-технічної Internet-конференції «Сучасні методи, інформаційне, програмне та технічне забезпечення систем керування організаційно-технічними та технологічними комплексами», 20 листопада 2019 [Електронний ресурс] – Київ, НУХТ, 2019. – С. 119–120. (*Особистий внесок: функціональна категорійна модель навчання БСР для ідентифікації кадрів цифрового зображення регіону*)

12. A. Dovbysh, I. Naumenko, M. Myronenko and T. Savchenko, “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; from 27 April 2020 to 1 May 2020*, CEUR Workshop Proceedings, vol. 2608, pp. 913–925, 2020 (Scopus). (*Особистий внесок: функціональна категорійна модель і алгоритм машинного навчання з оптимізацією розміру кадрів зображення регіону*)

13. O. Protsenko, T. Savchenko, M. Myronenko and O. Prykhodchenko, “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*, pp. 213–218, 2020

(Scopus). *(Особистий внесок: – функціональна категорійна модель машинного навчання автономної бортової системи для розпізнавання наземного об'єкту)*

[14] I. Naumenko, V. Piatachenko, M. Myronenko and T. Savchenko, “Information-Extreme Machine Learning of an On-board Ground Object Recognition System with a Choice of a Base Recognition Class”, *CEUR Workshop Proceedings of 6th International Conference on Computational Linguistics and Intelligent Systems (COLINS-2022)*, Gliwice, Poland, May 12-13, 2022, pp. 1139–1148, 2022 (Scopus). *(Особистий внесок: алгоритм визначення базового класу розпізнавання)*

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

*Охоронні документи на право інтелектуальної власності:*

16. Свідоцтво про реєстрацію авторського права на твір №88975/Комп'ютерна програма «Програма формування вхідного математичного опису бортової системи розпізнавання наземних малогабаритних транспортних засобів». Автори: Довбиш Анатолій Степанович, П'ятаченко Владислав Юрійович, Мироненко Микита Ігорович. Авторські майнові права належать Сумському державному університету. Дата реєстрації: 27.05.2019. *(Особистий внесок: розроблено алгоритм визначення центру полярної системи координат на наземному об'єкті)*

17. Свідоцтво про реєстрацію авторського права на твір № 104081. Комп'ютерна програма «Ідентифікація кадрів цифрового зображення регіону». Автори: Довбиш А. С., Науменко І. В., Мироненко М. І., Савченко Т. Р. Дата реєстрації: 15.04.2021 р. *(Особистий внесок: алгоритм машинного навчання БСР)*



18. 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. *(Особистий внесок: алгоритм та його програмна реалізація для визначення базового класу розпізнавання)*

## ЗМІСТ

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ СКОРОЧЕНЬ .....	21
ВСТУП .....	22
РОЗДІЛ 1 АНАЛІЗ ПРОБЛЕМИ ІНФОРМАЦІЙНОГО СИНТЕЗУ БОРТОВОЇ СИСТЕМИ АВТОНОМНОГО БЕЗПІЛотноГО ЛІТАЛЬНОГО АПАРАТУ ДЛЯ ВІДЕОМОНІТОРИНГУ МІСЦЕВОСТІ.....	29
1.1 Сучасний стан та тенденції розвитку автономних безпілотних літальних апаратів .....	29
1.2 Методи оброблення та аналізу цифрових зображень наземних об'єктів .....	39
1.3 Методи машинного навчання бортових систем розпізнавання зображень наземних об'єктів .....	44
1.4 Висновки до першого розділу.....	52
РОЗДІЛ 2 НАУКОВО-МЕТОДОЛОГІЧНІ ОСНОВИ МАШИННОГО НАВЧАННЯ АВТОНОМНОГО БЕЗПІЛотноГО ЛІТАЛЬНОГО АПАРАТУ ДЛЯ РОЗПІЗНАВАННЯ НАЗЕМНИХ ОБ'ЄКТІВ .....	55
2.1 Аналіз об'єкта дослідження та обґрунтування вибору методу досліджень .....	55
2.2 Загальна формалізована постановка задачі інформаційно- екстремального машинного навчання автономного безпілотного літального апарату для відеомоніторингу місцевості .....	59
2.3 Функціональні категорійні моделі інформаційно-екстремального машинного навчання автономної бортової системи розпізнавання наземних об'єктів з оптимізацією контрольних допусків на ознаки розпізнавання.....	61
2.4 Формалізована постановка задачі та функціональна категорійна модель інформаційно-екстремального машинного навчання бортової	

системи розпізнавання з оптимізацією рівня квантування яскравості кадрів цифрового зображення регіону .....	67
2.5 Формалізована постановка задачі та функціональна категорійна модель машинного навчання бортової системи розпізнавання з оптимізацією розміру кадру цифрового зображення місцевості .....	72
2.6 Функціональна категорійна модель інформаційно-екстремального машинного навчання бортової системи розпізнавання з оптимізацією вагових коефіцієнтів <i>RGB</i> -компонент зображень наземних об'єктів.....	75
2.7 Формалізована постановка задачі та категорійна модель інформаційно-екстремального машинного навчання бортової системи розпізнавання наземних об'єктів за ієрархічною структурою даних .....	79
2.8 Функціонування автономного безпілотного літального апарату в режимі відеонавігації .....	84
2.9 Висновки до другого розділу .....	87
<b>РОЗДІЛ 3 ОПТИМІЗАЦІЯ ПАРАМЕТРІВ МАШИННОГО НАВЧАННЯ АВТОНОМНОЇ БОРТОВОЇ СИСТЕМИ РОПІЗНАВАННЯ НАЗЕМНИХ ОБ'ЄКТІВ.....</b>	<b>90</b>
3.1 Інформаційно-екстремальне машинне навчання автономної бортової системи ідентифікації кадрів цифрового зображення регіону .....	90
3.2 Інформаційно-екстремальне машинне навчання бортової системи розпізнавання наземних малогабаритних об'єктів .....	107
3.3 Інформаційно-екстремальне машинне навчання бортової системи розпізнавання наземних об'єктів з оптимізацією розміру кадрів зображення.....	121
3.4 Інформаційно-екстремальне машинне навчання бортової системи розпізнавання з оптимізацією <i>RGB</i> -компонент цифрових зображень наземних об'єктів .....	132
3.5 Ієрархічне інформаційно-екстремальне машинне навчання автономного безпілотного літального апарату .....	144
3.6 Висновки до третього розділу.....	153

РОЗДІЛ 4 АПАРАТНО-ПРОГРАМНИЙ ІНСТРУМЕНТАРІЙ ПРОЄКТУВАННЯ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОЇ СИСТЕМИ ПІДТРИМКИ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ ДЛЯ МАШИННОГО НАВЧАННЯ АВТОНОМНОГО БЕЗПІЛОТНОГО ЛІТАЛЬНОГО АПАРАТУ .....	156
4.1 Структура та основні функції інтелектуальної бортової системи автономного безпілотного літального апарату .....	156
4.2 Концептуальні та функціональні моделі інтелектуальної системи підтримки прийняття рішень для оператора наземної станції керування автономним безпілотним літальним апаратом.....	159
4.3 Засоби інформаційної технології створення системи підтримки прийняття рішень для оператора машинного навчання автономного безпілотного літального апарату .....	180
4.4 Висновки до четвертого розділу.....	182
ВИСНОВКИ.....	184
ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ІНФОРМАЦІЇ .....	187
ДОДАТОК А Інструкція та комп'ютерна програма «Визначення місцезнаходження БПЛА за наземними орієнтирами».....	207
ДОДАТОК Б Акти впровадження .....	213
ДОДАТОК В Перелік публікацій здобувача.....	215

## ПЕРЕЛІК УМОВНИХ СКОРОЧЕНЬ

- БПЛА – безпілотний літальний апарат;  
БАК – безпілотний авіаційний комплекс;  
РЕБ – радіоелектронна боротьба;  
БФО – блок формування ознак;  
БСР – бортова система розпізнавання;  
БСВН – бортова система відеонавігації;  
ІЕІ-технологія – інформаційно-екстремальна інтелектуальна технологія;  
ІНС – інерційна навігаційна система;  
НСК – наземна станція керування;  
ОЕС – оптико-електронна система;  
ШНМ – штучна нейронна мережа;  
UAV – unmanned aerial vehicle;  
UAS – unmanned aircraft systems;  
EW – electronic warfare;  
ORS – on-board recognition system;  
ANN – artificial neural networks;  
ІЕІ-technology – information-extreme intelligent technology;  
DSS – decision support system.

## ВСТУП

**Актуальність теми.** Основним шляхом підвищення функціональної ефективності бортової системи розпізнавання (БСР) наземних об'єктів є надання їй властивості адаптивності до довільних умов формування зображень наземних об'єктів на основі машинного навчання та розпізнавання образів. Надання БПЛА властивості автономності при виконанні польотного завдання дозволяє розширити його функціональні можливості та забезпечити інформаційну та/або кіберзахищеність, оскільки на наземну станцію керування (НСК) інформація про наземний об'єкт передається не у вигляді відеопотоку, а через криптозахищений канал. Дослідження, пов'язані з моделюванням інтелектуальних систем різного призначення у науково-технічній літературі знайшли відносно широке висвітлення завдяки ідеям і науковим здобуткам Івахненка О. Г., Шлезінгера М. І, Васильєва В. І., Кузьміна І. В., Шевченка А. І., Бодянського Є. В., Субботіна С. О., Довбиша А. С, Дуди Р., Харта П., Уатта Д. та інших вчених. Водночас питання підвищення функціональної ефективності машинного навчання все ще залишаються недостатньо дослідженими через науково-методологічні ускладнення, пов'язані з неповною визначеністю даних, суттєвим перетином класів розпізнавання в просторі ознак і великою потужністю словника ознак і алфавіту класів розпізнавання, які характеризують наземні об'єкти. Водночас жорсткі вимоги висуваються щодо оперативності прийняття класифікаційних рішень при виконанні польотних завдань. Тому однією із складних задач, на дослідження якої спрямована дисертаційна робота, є створення інтелектуальної інформаційної технології аналізу і синтезу бортової системи автономного БПЛА для відеомоніторингу місцевості за оптико-електронним каналом спостереження. Водночас розв'язання цієї задачі полягає в необхідності створення нових методів формування вхідного математичного опису, машинного навчання і оцінки його функціональної ефективності з метою побудови високо достовірних і оперативних вирішальних правил,

практично інваріантних до великих обсягів даних, зсуву та повороту наземного малогабаритного об'єкту в кадрі спостереження

Таким чином, актуальним науково-практичним завданням є розроблення моделей і методів інформаційного синтезу здатної навчатися бортової системи автономного БПЛА для відеомоніторингу місцевості, що дозволить забезпечити високу достовірність і оперативність прийняття класифікаційних рішень за умови апріорної невизначеності вхідних даних.

**Зв'язок роботи з науковими програмами, планами та темами.** Дисертаційну роботу виконано на кафедрі комп'ютерних наук Сумського державного університету відповідно до плану науково-дослідних робіт за держбюджетними темами: «Бортова система безпілотного літального апарату для автономного розпізнавання наземних малогабаритних об'єктів» (ДР № 0117U002248), «Інформаційна технологія автономної навігації безпілотного літального апарату за наземними природними та інфраструктурними орієнтирами» (ДР № 0122U000786).

Роль автора в цих науково-дослідних роботах полягала в розробленні математичних моделей, методів інформаційно-екстремального машинного навчання бортової системи автономного БПЛА для розпізнавання наземних природних, інфраструктурних та інших малогабаритних об'єктів і засобів інформаційної технології її синтезу.

**Мета і завдання дослідження.** Метою дослідження є підвищення функціональної ефективності машинного навчання бортової системи автономного БПЛА для розпізнавання наземних об'єктів шляхом побудови в рамках функціонального підходу до моделювання когнітивних процесів високо достовірних і оперативних вирішальних правил, практично інваріантних до багато вимірності словника ознак і алфавіту класів розпізнавання.

Для досягнення мети дослідження необхідно вирішити такі **завдання**:

– проаналізувати сучасний стан та тенденцію розвитку автономних БПЛА та інтелектуальних технологій аналізу даних;

– розробити функціональну категорійну модель і метод машинного навчання бортової системи автономного БПЛА для розпізнавання малогабаритних транспортних засобів;

– розробити функціональну категорійну модель і метод машинного навчання автономного БПЛА з оптимізацією розміру кадру зображення регіону, що спостерігається;

– розробити функціональну категорійну модель і метод машинного навчання автономного БПЛА з оптимізацією вагових коефіцієнтів *RGB*-компонентів зображень наземних природних, інфраструктурних та інших малогабаритних об'єктів;

– розробити функціональну категорійну модель і метод машинного навчання БСР автономного БПЛА за ієрархічною структурою даних;

– розробити метод визначення у режимі відеонавігації місцезнаходження БПЛА за наземними природними та інфраструктурними орієнтирами з відомими географічними координатами;

– розробити апаратно-програмні засоби інформаційної технології машинного навчання бортової системи автономного А для розпізнавання наземних об'єктів.

**Об'єкт дослідження** – процес інформаційно-екстремального машинного навчання бортової системи автономного БПЛА для розпізнавання наземних природних, інфраструктурних об'єктів та малогабаритних транспортних засобів.

**Предмет дослідження** – моделі і методи інформаційної технології машинного навчання бортової системи автономного БПЛА для розпізнавання наземних природних, інфраструктурних об'єктів та малогабаритних транспортних засобів.

**Методи дослідження** базуються на принципах і методах системного аналізу та інформаційно-екстремальної інтелектуальної технології аналізу даних для побудови в процесі машинного навчання високостовірних і оперативних вирішальних правил; методах теорії ймовірностей і математичної



статистики для оцінки випадкових величин і перевірки статистичних гіпотез; методах та характеристиках теорії інформації для оцінки функціональної ефективності інформаційно-екстремального машинного навчання БСР; об'єктно-орієнтованій методології проектування складних систем для розробки інформаційного та програмного забезпечення БСР, що навчається.

### **Наукова новизна одержаних результатів:**

Вперше розроблено метод інформаційно-екстремального машинного навчання автономного БПЛА для розпізнавання наземного транспортного засобу з оптимізацією рівня квантування яскравості пікселів кадру зони інтересу, що дозволяє детектувати контур транспортного засобу з метою визначення на ньому центру полярної системи координат для формування навчальної матриці та побудувати в процесі інформаційно-екстремального машинного навчання автономного БПЛА вирішальні правила, інваріантні до зсуву та повороту наземного об'єкту у кадрі зони інтересу.

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

Вперше розроблено метод інформаційно-екстремального машинного навчання автономного БПЛА для семантичної сегментації зображення регіону шляхом оптимізації за інформаційним критерієм вагових коефіцієнтів *RGB*-компонент зображень наземних об'єктів, що дозволяє підвищити повну ймовірність прийняття правильних класифікаційних рішень у порівнянні з початковими одиничними значеннями вагових коефіцієнтів як це приймалося в наукових дослідженнях попередників.

Удосконалено метод інформаційно-екстремального машинного навчання автономного БПЛА для відеомоніторингу місцевості за ієрархічною структурою даних у вигляді декурсивного бінарного дерева, що дозволяє

побудувати в процесі машинного навчання із заданою глибиною безпомилкові за навчальною матрицею вирішальні правила. Доведено доцільність реалізації інформаційно-екстремального машинного навчання за ієрархічною структурою даних у вигляді декурсивного бінарного дерева при кількості класів розпізнавання більше двох.

Набув подальшого розвитку метод автономної відеонавігації за наземними природними та інфраструктурними орієнтирами з відомими географічними координатами, що дозволяє визначати місцезнаходження автономного БПЛА без використання глобальної мережі позиціонування GPS і цим підвищити інформаційну та/або кіберзахищеність літального апарату.

**Практичне значення одержаних наукових результатів.** На основі запропонованих моделей, методів та алгоритмів створено апаратно-програмний інструментарій для розроблення, відлагодження та верифікації алгоритмічного та програмного забезпечення бортової системи автономного БПЛА для відеомоніторингу місцевості та розпізнавання наземних навігаційних орієнтирів. Створено стенд-симулятор, який складається з монітора зображень рельєфу регіону інтересу, комп'ютерно-інтегрованих 3D-моделей об'єктів розпізнавання і натурної моделі бортової системи квадрокоптера з оптико-електронним каналом спостереження та необхідної інфраструктури НСК для машинного навчання і перенавчання БСР. Оскільки вирішальні правила побудовано в рамках функціонального підходу до моделювання природного інтелекту, то вони характеризуються властивостями адаптивності до довільних початкових умов формування зображень наземних об'єктів і гнучкістю при перенавчанні БСР через розширення алфавіту класів розпізнавання. Результати роботи можуть бути використані при інформаційному синтезі БСР автономних БПЛА різного призначення. Результати дослідження впроваджено в Науково-дослідному центрі ракетних військ і артилерії Збройних сил України при модернізації тренажера оператора НСК (м. Суми) (акт впровадження від 09.06.2023 р.) та у навчальний процес Сумського державного університету (акт впровадження від 30.05.2023 р.).

**Особистий внесок здобувача.** Усі наукові результати дисертації одержано автором самостійно і опубліковано у працях [1–18]. У працях, опублікованих у співавторстві, автору належать: [1] – функціональна категорійна модель, алгоритм і його програмна реалізація для машинного навчання БСР; [2] – розроблення діаграм UML для тестування програмного забезпечення; [3] – функціональна категорійна модель та алгоритм машинного навчання системи розпізнавання з паралельно-послідовною оптимізацією контрольних допусків на ознаки; [4] – функціональна категорійна модель, алгоритм і його програмна реалізація для машинного навчання БСР з оптимізацією контрольних допусків; [5] – функціональна категорійна модель алгоритм і його програмна реалізація для машинного навчання БСР з оптимізацією рівня квантування за яскравістю зображень транспортного засобу і спосіб формування навчальної матриці за зображеннями, обробленими у полярній системі координат; [6] – функціональна категорійна модель, алгоритм і його програмна реалізація для машинного навчання БСР з оптимізацією вагових коефіцієнтів RGB-складових зображень наземних об’єктів; [7] – опис алгоритму сегментації цифрового зображення регіону, що спостерігається; [8] – вхідний математичний опис БСР автономного БПЛА; [9] – метод оброблення зображень наземних об’єктів в полярній системі координат; [10] – функціональна категорійна модель і алгоритм машинного навчання автономного БПЛА для розпізнавання транспортного засобу; [11] – функціональна категорійна модель машинного навчання БСР для ідентифікації кадрів цифрового зображення регіону; [12] – функціональна категорійна модель машинного навчання з оптимізацією розміру кадрів зображення регіону спостереження; [13] – функціональна категорійна модель машинного навчання автономної бортової системи для розпізнавання наземного об’єкту; [14] – алгоритм та його програмна реалізація; [16] – алгоритм визначення центру полярної системи координат на наземному об’єкті та його програмна реалізація; [17] – алгоритм машинного навчання БСР та його програмна

реалізація; [18] – алгоритм визначення базового класу розпізнавання при інформаційно-екстремальному машинному навчанні БСР.

**Апробація матеріалів дисертації.** Основні положення та результати дисертаційної роботи доповідалися та обговорювалися на Міжнародних наукових конференціях, а саме: 23-я міжнародна наукова конференція з автоматичного керування (Суми, 2016), Четверта міжнародна наукова конференція «Вимірювання, контроль та діагностика в технічних системах» (Вінниця, 2017); VI International Conference «Advanced Information Systems and Technologies» (Суми, 2018); International Workshop on Computer Modeling and Intelligent Systems, CMIS (Zaporizhzhia, 2019, 2020, SCOPUS); IEEE 11th International Conference on Dependable Systems, Services and Technologies, DESSERT (Kyiv, 2020, SCOPUS).

**Публікації.** За темою дисертації опубліковано 18 праць [1–18], з них: 5 статей у наукових фахових виданнях України (журналах, індексованих у міжнародних наукометричних базах даних) із яких дві статті входять в базу даних SCOPUS (квартіль Q3), і одна стаття в закордонному журналі, який входить в базу даних SCOPUS (квартіль Q2); 9 праць – тези доповідей на міжнародних науково-практичних конференціях, із яких 4 праці входять в базу даних SCOPUS, і 3 свідоцтва на реєстрацію авторського права на комп'ютерну програму.

**Структура та обсяг дисертації.** Дисертація складається із вступу, чотирьох розділів, висновків, списку використаних джерел і трьох додатків. Загальний обсяг дисертації складає 221 сторінок, з яких анотація на 16 сторінках, зміст на 3 сторінках, перелік умовних позначень на 1 сторінці, основний текст на 165 сторінках, список використаних джерел із 170 найменувань на 20 сторінках та додатки на 16 сторінках. Робота містить 4 таблиці та 64 рисунки.

## РОЗДІЛ 1 АНАЛІЗ ПРОБЛЕМИ ІНФОРМАЦІЙНОГО СИНТЕЗУ БОРТОВОЇ СИСТЕМИ АВТОНОМНОГО БЕЗПІЛотноГО ЛІТАЛЬНОГО АПАРАТУ ДЛЯ ВІДЕОМОНІТОРИНГУ МІСЦЕВОСТІ

### 1.1 Сучасний стан та тенденції розвитку автономних безпілотних літальних апаратів

Безпілотний авіаційний комплекс (БАК) включає безпілотний літальний апарат (БПЛА), наземну станцію керування (НСК), лінії зв'язку та обладнання згідно з типом та конструкцією комплексу, який може охоплювати декілька БПЛА. Безпілотні літальні апарати мають різне призначення зокрема їх широко використовують у військовій справі для проведення розвідки, для корегування вогневого враження наземних цілей і безпосередньо як ударні [19–21]. 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 вантажу у важкодоступні регіони, археологія, сільське господарство тощо [22–24].

У працях [25–27] представлені бортові системи технічного зору для автономного виконання окремих функцій БПЛА. Наприклад, у праці [25] реалізовано алгоритм комп'ютерного зору для забезпечення надійної інформації про посадочну площадку при відмовленні глобальної системи позиціонування GPS. У працях [28–30] використовується дескриптор SIFT для детектування наземних об'єктів за їх контуром. Ідея дескрипторних методів детектування наземних об'єктів полягає в тому, щоб ознаки, отримані з початкового зображення можна було розпізнати при зміні освітлення, масштабу зображення та наявності шуму. Такі точки знаходяться на високо контрастних ділянках зображення, якими є межі об'єкта.

Дескриптори на основі SIFT перевершують за продуктивністю інші дескриптори у випадку текстурованих або структурованих зображень, які

зазнали зміни масштабу у відношенні від 2 до 2.5 або при повороті від 30 до 45 градусів. SIFT можна використовувати для повністю автоматизованого зшивання панорами з декількох зображень. Як детектори особливих точок часто використовуються алгоритми Harris-Laplace, Hessian-Laplace, Fast Hessian, SUSAN та DoG, серед яких найбільшою оперативністю характеризується Fast Hessian [31]. При цьому фрагменти зображення для більш компактного подання описують числовим вектором, який називають дескриптором локальної ознаки. Щодо точності, то обладійливі результати отримано в праці [32] шляхом застосування сплайнів високих порядків. З точки зору відношення точності та оперативності найбільш ефективними є алгоритми SURF та FREAK [33, 34]. Проте основним недоліком дескрипторних методів детектування наземних об'єктів є відсутність формалізованих правил щодо вибору значень порогових параметрів, що відповідають за врахування чи відкидання локальних ознак.

У праці [35] розглядається машинне навчання БПЛА для розпізнавання ділянок розпилення пестицидів з використанням методу взаємного підпростору (MSM) для зображень, отриманих за результатами авіарозвідки. Зображення були отримані з низьких (5 м) і великих (15 м) висот для посівів та садів відповідно. Було отримано 74,4% точності при розпізнаванні оброблених та необроблених пестицидами ділянок посівів. У праці [36] наведено огляд застосування методів глибокого машинного навчання штучних нейронних мереж (ШНМ) для розпізнавання як надводних, так і підводних об'єктів. Для машинного навчання використано згорткові ШНМ. Відповідно в цій праці надаються набори популярних базових даних для розпізнавання морських об'єктів і всебічно аналізуються методології глибокого машинного навчання з інтенсивним порівнянням. У праці [37] розглянуто приклади застосування БПЛА для планової інспекції мостів, управління катастрофами, спостереження за лініями електропередач та обстеження руху. У праці детально описано процедуру машинного навчання згорткових ШНМ на наборі аерофотознімків. Результати розпізнавання об'єктів показують, що за

репрезентативної навчальної вибірки ШНМ може виявляти та класифікувати об'єкти з високим рівнем точності (97,5%). Нажаль дані про оперативність та обчислювальну ефективність у праці не приводяться. Крім того, варто вказати, що загальним недоліком ШНМ різних структур є їх чутливість до багатовимірності словника ознак розпізнавання, необхідність великої кількості зображень наземних об'єктів та інтерактивний режим машинного навчання, що суттєво обмежує застосування нейроподібних структур для машинного навчання автономних бортових систем БПЛА.

Розглянемо характеристики БПЛА основних світових виробників.

Розвідувально-ударний БПЛА MQ-9 Reaper (США) [38] може знаходитись у повітрі до 27 годин, підійматися на висоту до 15 000 м, розвиває швидкість понад 400 кілометрів на годину і має вантажопідйомність до 1700 кг. Оптико-електронна система спостереження та наведення має у своєму складі оптичну камеру видимого діапазону та камеру інфрачервоного діапазону, телевізійну систему на основі фотомноження і лазерний далекомір-цілевказівник, призначений для наведення систем озброєння. Присутній також радар із синтезованою апертурою, призначений для наведення керованих бомб і датчик руху цілі. Байрактар ТБ2 – турецький розвідувально-ударний БПЛА розроблений компанією Baykar Makina [39] має двигун внутрішнього згорання потужністю 100 к.с, максимальну швидкість польоту 222 км/год, максимальну висоту до 8200 м, вантажопідйомність = 55 кг і радіус дії 150 км. Керування апаратом і використання зброї відбувається з НСК. Апарат має декілька камер і систему спостереження, що дозволяє використовувати його як розвідника. Крім того, він може нести на борту дві керовані протитанкові ракети і боєприпаси з лазерним наведенням. Український багатоцільовий безпілотний авіаційний комплекс А1-СМ «Фурія» (розробник ТОВ НВП «Атлон Авіа»), призначений для ведення повітряної розвідки вдень та вночі, визначення координат цілі, коригування артилерійського вогню, конвоювання. Супроводження цілі та визначення її координат здійснюється автоматично з використанням супутникових систем позиціонування. Має електричний двигун,

що робить його політ безшумним. Радіус дії до 50 км. БПЛА містить денний оптичний модуль на базі Sony FSB-H11 і нічний оптичний модуль на базі Flir Tau 640x480 30Hz. Крім того, БПЛА обладнано тепловізором і фотокамерою IXUS 285 HS з 20.2 Мрх CMOS.

Найбільші виробники оснащують БАК системою підтримки прийняття рішень (СППР) для оператора НСК. На рисунку 1.1 показано автоматизовану НСК турецького ударного БАК Байрактар ТБ2, який, знаходиться на озброєнні Збройних Сил України [39].



Рисунок 1.1 – Наземна станція керування авіаційним безпілотним комплексом Байрактар ТБ2

Оператори отримують зображення з борту БПЛА та сумісно з СППР приймають рішення стосовно планування подальших дій. Дослідження, які зосереджені на вирішенні цього питання, пропонують, як це показано в праці [40], створювати окремий апаратно-програмний комплекс-симулятор, який далі в тексті будемо називати стенд-симулятор. Такий підхід дозволяє підготувати оператора для сумісної роботи з СППР для керування БПЛА, у тому числі з віртуальною та доданою реальністю. Проте відомі існуючі стенди-симулятори ігнорують можливість налаштування, тестування та верифікації програмного забезпечення машинного навчання автономної бортової системи розпізнавання (БСР) у рамках комп'ютерної симуляції. Надання таких додаткових функцій стенду-симулятору дозволяє:



- підвищити оперативність машинного навчання БСР та її перенавчання за результатами виявлення аеророзвідкою нових наземних об'єктів інтересу;
- суттєво підвищити економічну ефективність машинного навчання БСР шляхом комп'ютерно інтегрованих на електронну карту стенду-симулятора 3D-моделей наземних об'єктів дослідження;
- побудувати за результатами машинного навчання високодостовірні вирішальні правила за контрольованих умов, наближених до реальних.

Таким чином, можна зробити висновки:

1) Сучасні БПЛА провідних у світі розробників все ще використовуються в основному як ретранслятори зображень наземних об'єктів, які аналізуються операторами НСК для вирішення поставлених завдань.

2) З метою розширення функціональних можливостей БАК та їх захищеності від засобів РЕБ, несанкціонованих вторгнень і кібератак актуальною задачею є створення автономних БПЛА для розпізнавання наземних природних, інфраструктурних та інших малогабаритних об'єктів на основі сучасних методів інтелектуального аналізу даних. Крім того, розв'язання цієї задачі дозволить підвищити функціональну ефективність бортової системи для розпізнавання навігаційних перешкод і повітряних загроз.

Як відомо в теперішній час у США компанією «General atomics» розробляється проект з умовною назвою GS-2, спрямований на розроблення інтелектуального автономного БПЛА. Завершення цього проекту планується в 2030 році, що підтверджує актуальність і складність розроблення автономних БСР на основі машинного навчання та розпізнавання образів.

Розпізнавання наземних рухомих і нерухомих об'єктів за оптико-електронним каналом спостереження бортової системи автономного БПЛА в працях [41–43] вирішується в два етапи. Спочатку БСР ідентифікує кадр зони інтересу, в якому з великою ймовірністю може знаходитися об'єкт, який розшукується. Такою зоною інтересу для виявлення, наприклад, наземного

транспортного засобу звичайно є автомагістраль або інша дорога. На другому етапі кожний об'єкт, який знаходиться в кадрі зони інтересу, порівнюється з об'єктами, сформованими на етапі машинного навчання БСР. При цьому функціональна ефективність машинного навчання БСР, основними складовими якої є достовірність і оперативність вирішальних правил, суттєво залежить від обраного методу машинного навчання.

Основний напрям підвищення функціональної ефективності бортових систем пошуку наземних об'єктів полягає в застосуванні інтелектуальних інформаційних технологій аналізу даних (Data Mining) [44–46]. Але застосування відомих методів інтелектуального аналізу даних, включаючи ШНМ [47–49], для інформаційного синтезу БСР автономного БПЛА не завжди забезпечує успішне розв'язання задачі через такі науково-методологічні обмеження:

- довільні початкові умови формування зображень об'єктів на місцевості, що розпізнаються, обумовлених різними ракурсами аерофотозйомки, висотою польоту БПЛА, місцезнаходженням наземного об'єкта тощо;
- перетин класів розпізнавання, що характеризують зображення наземних об'єктів, у просторі ознак розпізнавання;
- багатовимірність словника ознак і алфавіту класів розпізнавання;
- вплив неконтрольованих факторів, пов'язаних, наприклад, із зміною погодних умов, освітленості, маскуванням тощо.

Поява нового класу автономних БПЛА обумовлює суттєву зміну структури і функцій НСК. Однією з нових функцій НСК є необхідність машинного навчання та перенавчання БСР за оперативними результатами авіарозвідки у випадку виявлення нового об'єкта в зоні бойових дій. Для можливості машинного навчання та перенавчання БСР структура НСК повинна включати стенд-симулятор, призначений для розроблення, налагодження та верифікації інформаційного, алгоритмічного та програмного забезпечення здатної навчатися БСР. Водночас створюються умови

машинного навчання та перенавчання БСР, максимально наближені до реальних.

До теперішнього часу відсутнє узгоджене або юридичне визначення «автономний БПЛА». Найбільш поширеною є точка зору, що автономним називається БПЛА, здатний обирати самостійно свій варіант дій [50]. У технологічному аспекті під автономністю БПЛА доцільно розуміти наявність інтелектуальної складової, здатної шляхом машинного навчання будувати вирішальні правила і навіть самостійно розробляти можливі варіанти дій у відповідь на нові проблеми. Враховуючи функціональні можливості БПЛА запропонуємо таке визначення послідовних рівнів накопичення властивості автономності:

1) Перший рівень автономності БПЛА забезпечує наявність на борту автопілота, зв'язаного з глобальними мережами позиціонування типу GPS.

2) Другий рівень автономності – здатність бортової системи БПЛА розпізнавати наземні, надводні, підводні та повітряні об'єкти за побудованими результатами машинного навчання вирішальними правилами і передавати відповідну інформацію за крипто захищеним каналом на НСК.

3) Третій рівень – здатність БПЛА за результатами класифікаційних рішень виконувати автономно запрограмовані дії, наприклад, для розвідувально-ударного БПЛА пуск і націлення боєприпасу безпосередньо з безпілота, для безпілота-доставщика вантажу самостійна посадка у визначеному місці тощо.

4) Четвертий рівень автономності – здатність бортової системи БПЛА самонавчатися розпізнавати наземні надводні, підводні та повітряні об'єкти.

5) П'ятий рівень – здатність БПЛА здійснювати автономну відеонавігацію за наземними природними та інфраструктурними орієнтирами без зв'язку автопілота з глобальними мережами позиціонування.

6) Шостий рівень – здатність БПЛА виконувати завдання в режимі астронавігації без зв'язку автопілота з глобальними мережами позиціонування.

На сьогодні відсутня інформація про наближення прориву в досягненні високих рівнів автономності БПЛА, але це не виключає наявність інтенсивних досліджень за цим напрямом. Вже відомі приклади використання БПЛА з автономністю другого рівня для розв'язання задач як цивільного, так і військового характеру. Відомі застосування «роїв безпілотників», які йдуть один за одним і виконують задачі за інформацією, отриманою з інших БПЛА [51]. При цьому забезпечується автоматизоване оброблення інформації. Також відомі випробування автономних безпілотників, які працюють разом з пілотованим літальним апаратом «Loyal Wingman» («Вірний відомий») [52]. У США гарно зарекомендував себе комплекс спостереження за широким морським районом (BAMS), до складу якого входить патрульний літак військово-морських сил «Посейдон-8» і БПЛА «Тритон» [53]. Разом з тим проводяться розробки та випробування БПЛА, які запускаються для роботи в автономному режимі з пілотованих літальних апаратів. Так відомо про випробування нанобезпілотників «PERDIX», у ході яких 100 безпілотних апаратів було скинуто з літака-носія F-18 [54]. В американському проекті Maven [55] кінцевою метою проекту є створення комплексної автономної бортової системи БПЛА, здатної самостійно виконувати покладені на неї завдання, навіть за умови повної відсутності зв'язку з НСК. Окрім ідентифікації відеопотоку цей проект спрямовано на вирішення проблеми адаптивності алгоритмів інтелектуального аналізу даних до розширення алфавіту класів розпізнавання з подальшим перенавчанням. Прототипи такої розробки наведено в працях [56, 57]. Згідно з планами Агентства передових оборонних дослідних проектів (Defense Advanced Research Projects Agency, DARPA) [58] розвиток власних інтелектуальних систем, що використовуються в БПЛА, здійснюється за такими напрямками:

- підвищення стійкості БПЛА, що дозволяє системі зберігати свій поточний стан, навіть при зміні зовнішніх факторів;
- боротьба з кібератаками, що тісно пов'язаний зі стійкістю системи;

– розвиток технічного забезпечення бортових систем і НСК для створення нового покоління БПЛА з властивістю повної автономності.

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

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

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

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

Одним із шляхів запобігання втрати автономності та завадостійкості під час виконання польотного завдання є перехід БПЛА на режим відеонавігації. При цьому визначення місцезнаходження БПЛА здійснюється звичайно за пеленгаційними вимірами відстані до наземних навігаційних маяків з відомими координатами. Інший перспективний, але мало досліджений спосіб реалізації відеонавігації полягає в пошуку шляхом розпізнавання за оптико-електронним каналом спостереження БПЛА наземних орієнтирів з наперед заданими координатами з метою визначення фактичного місцезнаходження

літального апарату і усунення автопілотом відхилення від заданого маршруту. При цьому ІНС БПЛА відпрацьовує можливі відхилення за кутами тангажа, рискання та крену. Водночас успішна реалізація відеонавігації залежить від таких основних факторів [59–62]:

– наявність релевантного вхідного інформаційного опису автономної БСВН;

– розроблення методів машинного навчання БСР, які дозволяють побудувати високодостовірні та оперативні вирішальні правила для розпізнавання наземних орієнтирів.

В основу методу відеонавігації покладено такі три відомі способи:

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

2) Метод точної прив'язки до рельєфу за стереоефектом, що утворюється при переміщенні відеокамери. Цей спосіб дозволяє частково компенсувати недоліки першого методу шляхом перекриття потоку фото-відеоданих, що дозволяє відновити рельєф, який порівнюється із закладеними в пам'ять БСВН даними, і у випадку збігання визначаються точні координати та орієнтація. Основний недолік методу – чутливість до великих помилок початкових координат камери, отриманих від ІНС, які метод повинен потім уточнювати. Також зберігається такий недолік першого методу, як виникнення суттєвих помилок при наявності гладкого рельєфу;

3) Метод точної прив'язки до еталонних фотографій, за яким фрейми відеопотоку порівнюються із закладеними в пам'ять бортової системи

відеонавігації (БСВН) зображеннями ділянок маршруту. Маючи «прив'язаний» знімок можна з високою точністю визначати координати наземних об'єктів, виявлених оптико-електронною апаратурою.

Таким чином з точки зору інформаційного та/або кіберзахисту перспективним напрямом вирішення проблеми відеонавігації пов'язано з розпізнаванням за оптико-електронним каналом БСВН наземних природних та інфраструктурних об'єктів з відомими координатами і визначенням методами проективної геометрії фактичного місцезнаходження БПЛА [63, 64].

Питання використання БАК регламентуються міжнародними та українськими нормативно-правовими документами [65, 66]. Як і інші засоби ведення війни автономні безпілотники повинні застосовуватися тільки проти військових цілей, а їх використання не повинно причиняти надмірних побічних втрат згідно з принципом сорозмірності.

## 1.2 Методи оброблення та аналізу цифрових зображень наземних об'єктів

Аналогові електронно-оптичні пристрої можуть бути реалізовані на основі багатоканального корелятора, що проводить послідовне порівняння початкового зображення з багатьма еталонами, або на основі використання корелятора з паралельними каналами обробки [67–70]. Підвищення функціональної ефективності оптико-електронних систем розпізнавання зображень великого інформаційного об'єму в звичайних оптико-електронних системах паралельної дії досягнути складно через конструктивні труднощі. Водночас оптико-телевізійний аналізатор зображень [70] 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.

Машинне навчання і класифікація, як правило, вимагають виконання комплексу простих арифметичних або логічних операцій над порівняно невеликою кількістю чисел (ознак). 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. Функціональна схема гібридної оптико-електронної системи розпізнавання показана на рисунку 1.3 [71]. На рисунку 1.2 світловий потік, що поступає від джерела, модулюється функцією досліджуваного зображення  $f(x,y)$  – просторовим модулятором світла. Потім у 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.

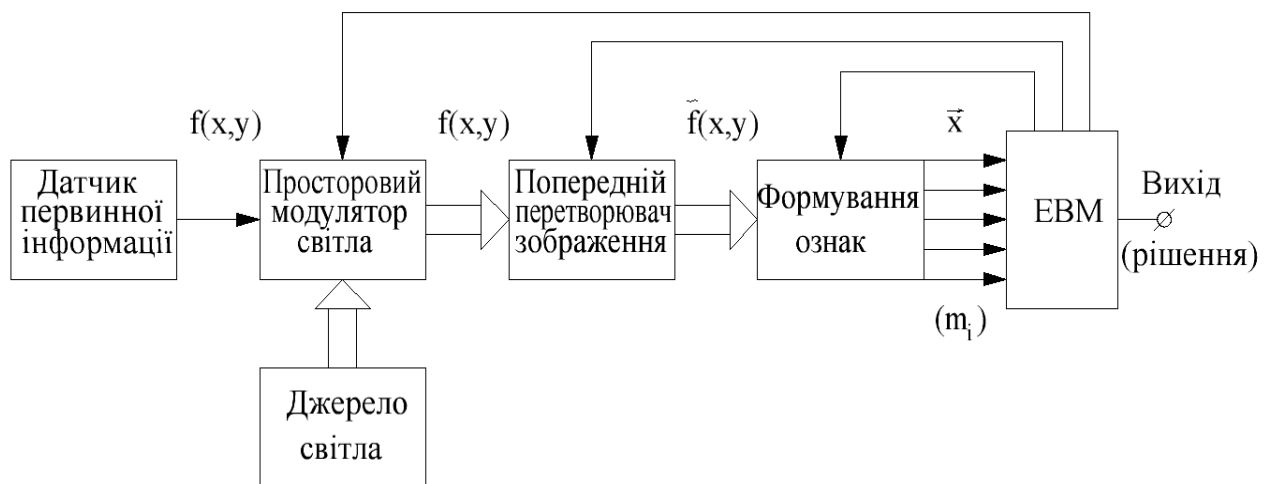


Рисунок 1.2 – Узагальнена функціональна схема гібридної електронно-оптичної системи розпізнавання зображень

В електронних пристроях формування зображення використовують сенсори зображення. Двома основними типами електронних сенсорів зображення є сенсор з активним пікселем та сенсор із зарядовим зв'язком.



Сенсор з активним пікселем APS – це датчик зображення в якому кожна одинична комірка піксельного датчика має фотодетектор і один або декілька активних транзисторів [72, 73]. Існують різні типи APS такі як NMOS APS і більш поширений CMOS, який широко використовується в цифрових відеокамерах. Перевагою датчиків типу APS є:

- 1) використовують невелику кількість енергії;
- 2) мають невелику затримку зображення;
- 3) можуть об'єднувати в одній інтегральній схемі функції датчика зображення і функції обробки зображення.

В системах, які містять контур розпізнавання зображень, знайшли широке використання при ідентифікації кадрів та в задачах навігації екстремально-кореляційні методи розпізнавання зображень [74–76]. 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.

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 трудомісткість.

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 найкращим чином функціонує при наявності вузькосмугового шуму.

Гradientні методи порівняння зображень, що враховують взаємне розташування об'єктів у кадрі [77–79]. Як стійкі ознаки алгоритм використовує нормалі до локальних векторів gradientів полів яскравості зображень. Зіставлення аналізованого зображення з еталонним описом здійснюється за такими параметрами нормалей, як їх довжина, напрямок, знак контрасту 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.

Бортові 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, які перекривають усі можливі зміни на зображеннях. Але основним недоліком екстремально-кореляційних методів, який обумовлює їх низьку завадозахищеність, є відсутність адаптивного вибору порогу порівняння.

З існуючих методів обробки і розпізнавання зображень отриманих за допомогою оптико-електронних систем розпізнавання зображень можна виділити такі основні підходи до обробки зображень [80, 81].

1) Обробка й аналіз методами математичної морфології: перетворення напівтонового зображення в бінарне по одному порогу, геометричні перетворення першого рівня для бінарного зображення.

2) Фур'є-аналіз зображень, який включає: одновимірне перетворення Фур'є заданого рядка зображення і метрологічний аналіз періодичності досліджуваної структури по її спектру, виділення часток і спектральний аналіз

їх 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 за двовимірними Фур'є-спектрами [82–84].

3 Мікротомографія: установка оптимальної яскравості, контрастності і фокусування зображення, реконструкція внутрішньої тривимірної структури мікрооб'єкта за тіншовими двовимірними проекціями з програмним управлінням мікросканером, одержання проекційних даних і їх наступна реконструкція, одержання псевдо тривимірного зображення внутрішньої реконструйованої мікроструктури об'єкта, виведення зображень тіншових проекцій і реконструйованих перетинів.

4) Обробка кольорових зображень і стереопар: аналіз рельєфу по стереопарах, аналіз стереопар за кольором, виведення кольорового зображення на основі аналізу кольорів, перетворення кольорового або напівтонового зображення в бінарне за ознаками яскравості та кольору.

Однак, щоб використовувати перераховані вище методи обробки оцифрованого зображення в автоматичному або напівавтоматичному режимі потрібно вирішити проблему автоматичного одержання зображення, сформованого за однакових початкових умов. Тому актуальною задачею постає створення здатної самоналаштуватися БСР, що дозволить одержати зображення з практично однаковими характеристиками.

Незважаючи на великий обсяг публікацій значних зрушень у підвищенні функціональної ефективності машинного навчання БСР автономних БПЛА все ще не відбувається через такі основні науково-методологічні причини:

- модельний характер переважної більшості відомих методів автоматичної класифікації, що робить їх непридатними для практичного застосування;

- нелінійність, нестационарність, багатфакторність і апріорна невизначеність даних складних процесів розпізнавання, що обумовлює за класифікацією У. Саймона їх слабку формалізованість.

Крім того, основний недолік більшості відомих методів оброблення і розпізнавання зображень полягає в ігноруванні перетину класів у нечіткому просторі ознак розпізнавання, що має місце на практиці. Порівняльний аналіз методів розпізнавання електронно-оптичних зображень показав залежність вибору методу як від типу досліджуваного зразка, так і робочих умов системи розпізнавання.

Отже, проведений аналіз дозволяє зробити висновки, що існуючі електронно-оптичні системи розпізнавання зображень не враховують у повній мірі властивостей конкретних типів досліджуваних зразків, робочих умов настроювання системи та її функціонування при виконанні поставленої задачі. У БСР автономного БПЛА усунення цих недоліків оптико-електронної системи досягається встановленням зворотнього зв'язку з БОЕМ. Сучасні БОЕМ в основному реалізується на базі плати Raspberry P4, яка відіграє роль концентратора бортової системи. Водночас важливо підкреслити, що комплекс технічних засобів сучасних БПЛА в повній мірі дозволяє розробляти адаптивні БСР електронно-оптичних зображень на основі ідей і методів машинного навчання та розпізнавання образів.

### 1.3 Методи машинного навчання бортових систем розпізнавання зображень наземних об'єктів

Основним напрямом підвищення функціональної ефективності бортових систем пошуку наземних об'єктів стало застосування інтелектуальних інформаційних технологій аналізу даних [85–87]. Найбільш поширеними методами розпізнавання зображень різних об'єктів є згорткові нейронні мережі – CNN, які відносяться до нейронних мереж третього покоління [88–90]. Завдяки реалізації принципів глибокого машинного

навчання багатозгорткові ШНМ набули великої популярності при вирішенні різноманітних завдань у галузі комп'ютерного зору [91–93]. Багатозгорткові ШНМ типової архітектури є багатовступчастим каскадом мереж прямого поширення. Основними типами шарів для таких ШНМ є кілька згорткових шарів, шарів об'єднання (pooling) та шарів мереж прямого поширення з навчанням. Вихідний шар згорткової мережі представляє карту ознак: кожен елемент вихідного шару отримано застосуванням операції згортки між вхідним шаром і кінцевою підобластю (рецепторним полем) із застосуванням певного фільтра (ядра) та подальшою дією нелінійної функції активації. Шари пулінга виконують операцію зниження рівня дискретизації (downsampling) для карти ознак (часто за допомогою обчислення максимуму в межах певної кінцевої області). У багатокаскадній мережі після каскаду згорткових шарів і шарів пулінгу зазвичай слідує кілька пов'язаних шарів. Таким чином, багатокаскадна згорткова ШНМ перетворює матрицю піксельних значень вхідного зображення на матрицю остаточних ознак методом прямого поширення мережі. Параметри CNN (вагові коефіцієнти зв'язків згорткових і повнозв'язних шарів мережі) зазвичай налаштовуються застосуванням методу зворотного поширення помилки, реалізованого за допомогою класичного градієнтного спуску [94, 95]. Згорткові мережі з глибоким навчанням DCNN використовувалися у вирішенні завдань обробки великих зображень високої роздільної здатності, зокрема, завдяки двом особливостям [96–98]:

- DCNN мають великі можливості машинного навчання через велику ємність мережі;
- DCNN дозволяють використовувати накопичені бази даних (що дозволяє компенсувати відсутність тих даних, які в конкретному завданні не мають).

Машинне навчання великих мереж DCNN (наприклад, для таких мереж, як ImageNet), які часто містять мільйони параметрів, є складним завданням. Потрібні великі бази даних і навчальні матриці великих обсягів. При

виконанні таких умов DCNN можуть бути використані в широкому колі завдань комп'ютерного зору, таких як класифікація зорових сцен, детектування образів (фрагментів зображення), семантична сегментація зображень, розпізнавання образів, відновлення зображень тощо.

Завдання пошуку та розпізнавання об'єктів на зображеннях актуальні як у галузі моніторингу та аналізу знімків дистанційного зондування Землі, так і для аналізу аерофотознімків. Для вирішення цих завдань використовувалися різні алгоритми – від простої порогової бінаризації до застосування гістограм спрямованих градієнтів. Часто завдання пошуку об'єктів заданого типу, розпізнавання об'єктів та класифікації об'єктів на зображенні виявляються пов'язаними, особливо в разі пошуку кількох типів об'єктів. Так, у праці [99] CNN-метод був успішно використаний для знаходження різних видів літаків, що знаходяться на території аеропорту. Було показано, що отримана інформація після постобробки може бути використана в задачах моніторингу злітно-посадкових смуг (наприклад, для відстеження переміщення літаків або підрахунку їх кількості). Мережа CNN містила 13 шарів та навчалася на вибірці, яка складається з чотирьох класів (дороги, рослинність, міські забудови та літаки). Загальна кількість зображень для навчальної 21 вибірки склала близько 5000. Розмір кожного зображення (при необхідності) перетворювався на 32x32 пікселі. Кількість епох навчання становило 5000 (за помилки навчання 0,2%). Для виділення об'єктів використовувався метод гістограм (для отримання гістограм зображення сканувалося ковзними масками). Як було зазначено, завдання пошуку об'єктів різного масштабу продовжує залишатися важким, і тому довелося розробити метод адаптивної зміни порогу (подається на вхід нейронної мережі кілька зображень, профільтованих масками різного розміру).

До завдань розпізнавання об'єктів у зображенні можна віднести задачу семантичної сегментації зображень – завдання виділення в зображенні локальних областей (сегментів), що відповідають різним класам об'єктів [100–103]. Сегментація супутникових зображень потрібна в низці областей:

автоматичне створення карт місцевості [103], аналіз георесурсів [104], містобудування [105], аналіз землекористування [106] тощо [107–109]. Але незважаючи на велику кількість відомих алгоритмів та методів класифікації об'єктів на зображеннях, актуальною є задача розробки методів та програмних засобів, що дозволяють автоматизувати цей процес та підвищити функціональну ефективність бортової системи БПЛА для розпізнавання наземних об'єктів.

Як було з'ясовано, нейромережеві алгоритми з використанням саме згорткових ШНМ мають такі важливі переваги, як стійкість до спотворення вхідних даних, висока достовірність класифікації, не надто велика кількість параметрів, які настроюються. Як приклад розглянемо багатозгорткову ШНМ для семантичної сегментації кольорових супутникових зображень розроблену в праці [110]. Для машинного навчання та тестування розробленої ШНМ використовувалася база даних, яка складається з кількох тисяч супутникових знімків штату Массачусетс (США). Розмір кожного зображення 1500x1500 пікселів з роздільною здатністю 21 м на піксель. Для уникнення проблеми перенавчання було реалізовано метод Dropout. У результаті розроблений метод забезпечив точність сегментації 85,31%. Можливості глибокого машинного навчання ШНМ у задачі побудови семантично сегментованих карт арктичної рослинності високої роздільної здатності за гіперспектральними супутниковими даними досліджені в праці [111]. При аналізі результатів були використані існуючі карти рослинного покриву областей західного узбережжя Аляски, що містять тундрові та вкриті лісами області. Побудована глибока багатозгорткова ШНМ, яка містила згорткові шари, шари пулінгу та повнозв'язні шари) дозволила ієрархічним чином виробляти з вхідних супутникових зображень ефективні узагальнені ознаки для семантичної класифікації. У результаті вдалося досягти точності семантичної сегментації для заданого алфавіту з чотирьох класів розпізнавання від 66% до 96%, тобто в середньому 81%. Було зазначено, що для покращення результатів (збільшення точності семантичної сегментації арктичного рослинного

покриву) потрібні детальніші гіперспектральні бази даних. Як відомо інформаційний синтез «дуже глибоких» багатозгорткових ШНМ пов'язаний з великими часовими витратами. Одним із шляхів підвищення оперативності машинного навчання в задачах розпізнавання образів та семантичної сегментації виявився метод так званого глибокого залишкового навчання (deep residual learning), запропонований у працях [112, 113]. Метод дозволив підвищити точність семантичної сегментації зображень загалом на 4–8%.

З метою адаптації вирішальних правил до довільних початкових умов формування зображень у працях [114–116] розглядаються алгоритми класифікації документів, що засвідчують особу на проектно-спотворених зображеннях, на основі метрики подібності, навченої за допомогою сіамської архітектури. Ідея навчання сіамських мереж полягає в побудові перетворення вхідного зображення в простір, де за допомогою заданої метрики апроксимується відстань «схожості» між об'єктами вихідного простору. Під час машинного навчання функція втрат прагне мінімізувати відстань між парами об'єктів одного класу та максимізувати між парами різних класів. Як перетворення з вихідного простору використовується згорткова нейронна мережа, за допомогою якої для кожного класу визначається вектор ознак у кінцевому просторі. За допомогою цього перетворення до вхідного зображення та пошуком найближчого вектору ознак проводиться класифікація об'єктів. На відкритому наборі зображень документів, що засвідчують особу, запропонований алгоритм показав якість розпізнавання порівнянне з якістю згорткової нейронної мережі.

У працях [34, 118, 119] розглядається для розпізнавання зображень використання сплайнів (Spline – шматково-поліноміальна функція), які представляють двовимірні геометричні об'єкти, здатні бути основою для побудови складніших тривимірних тіл.

Відмінною особливістю інтенціональних методів машинного навчання є те, що вони використовують різні характеристики ознак та їх зв'язків [119–



121]. Такими елементами можуть бути окремі значення або інтервали значень ознак, середні величини та дисперсії, матриці зв'язків ознак тощо.

Методи, що ґрунтуються на оцінках щільностей розподілу значень ознак, запозичені з класичної теорії статистичних рішень, в якій об'єкти дослідження розглядаються як реалізації багатовимірної випадкової величини, розподіленої в просторі ознак за будь-яким законом [122–124]. Вони базуються на байєсівській схемі прийняття рішень і зводяться до визначення відношення правдоподібності. Група методів, заснованих на оцінці щільності розподілу значень ознак, має пряме відношення до методів дискримінантного аналізу [125–127]. Байєсівський підхід до прийняття рішень відноситься до найбільш поширених у сучасній статистиці так званих параметричних методів, для яких вважається відомим аналітичний вираз закону розподілу (як правило нормальний закон) і потрібно оцінити лише невелику кількість параметрів (вектори середніх значень і підступні матриці) [128–130]. Основними труднощами застосування зазначених методів вважаються необхідність запам'ятовування усієї навчальної вибірки для обчислення оцінок локальних щільностей розподілу ймовірностей та висока чутливість до презентабельності навчальної вибірки.

Для побудови вирішальних правил можуть бути застосовані алгоритми, які не мають суворого математичного доказу збіжності рішення до глобального екстремуму. До таких алгоритмів відноситься велика група процедур евристичного програмування, що представляють напрямок еволюційного моделювання [131–133]. Еволюційне моделювання є біонічним способом, запозиченим у природи. Воно ґрунтується на використанні відомих механізмів еволюції з метою заміни процесу змістовного моделювання складного об'єкта феноменологічним моделюванням його еволюції. Відомим представником еволюційного моделювання в розпізнаванні образів є метод групового урахування аргументів (МГУА) [134–136]. В основу МГУА покладено принцип самоорганізації, за яким алгоритми відтворюють схему масової селекції.

Лінгвістичні методи розпізнавання образів засновані на використанні спеціальних грамастик, що породжують мови, за допомогою яких може описуватися сукупність властивостей об'єктів, що розпізнаються [137–139]. Для різних класів об'єктів виділяються непохідні (атомарні) елементи. Основний недолік цих методів полягає у необхідності при перенавчанні системи змінювати всю структуру.

Переважає кількість методів дискримінантного аналізу базується на методі  $K$ -найближчих сусідів [140–142]. Метод полягає в наступному. При класифікації невідомого об'єкта знаходиться задане число  $K$  геометрично найближчих до нього в просторі ознак інших об'єктів (найближчих сусідів) із вже відомою належністю до класів, що розпізнаються. Рішення про віднесення невідомого об'єкта до того чи іншого класу розпізнавання приймається шляхом мажоритарного голосування. З використанням методу  $K$ -найближчих сусідів для розпізнавання образів досліднику доводиться вирішувати складну проблему вибору метрики визначення близькості класів розпізнавання. Ця проблема за умов високої розмірності простору ознак надзвичайно загострюється внаслідок достатньої трудомісткості даного методу, що стає значимою навіть для високопродуктивних комп'ютерів. Тому тут так само, як і в методі порівняння з прототипом, необхідно вирішувати творчу задачу аналізу багатовимірної структури експериментальних даних для мінімізації потужності алфавіту класів розпізнавання. Необхідність зменшення кількості об'єктів у навчальній вибірці (діагностичних прецедентів) є недоліком даного методу, оскільки зменшує інформативність навчальної вибірки.

Аналітичний огляд методів застосування інтелектуальних технологій інформаційного синтезу БСР показує, що найбільш поширеними на практиці є дескрипторні методи, здатні виділяти контури наземних об'єктів [143–145]. Основним недоліком такого підходу є недостатня інформативність ознак розпізнавання, оскільки не враховуються локальні особливості конструкції та зовнішні характеристики наземного об'єкта. Такий саме недолік притаманний методам виявлення особливих точок на цифрових зображеннях наземних

об'єктів розпізнавання [146–148]. Тому перспективним з точки зору інформативності ознак розпізнавання є детектування, основане на скануванні всього зображення наземного об'єкта [149, 150]. З цією метою при аналізі даних, крім традиційних методів сканування, широко використовуються методи вейвлет-перетворень [151]. Вейвлет-перетворення використовуються як для аналізу сигналів, так і зображень. Оскільки вони характеризуються високою обчислювальною складністю, то при аналізі зображень слід перевагу віддавати швидким Фур'є-перетворенням [152]. Практична цінність спектральних методів аналізу даних полягає в залученні додаткових інформативних ознак розпізнавання при поєднанні з методами прямого сканування зображень. Але при цьому варто приймати до уваги, що при функціонуванні автономної БСР у робочому режимі існують жорсткі вимоги щодо забезпечення високої оперативності формування структурованого вектору ознак розпізнавання наземного об'єкта.

Таким чином, відомі результати досліджень по розпізнаванню наземних об'єктів через науково-методологічні ускладнення носять в основному модельний характер, що обумовило на практиці необхідність використання БАК для розв'язання цієї задачі в інтерактивному режимі.

Одним з перспективних підходів до аналізу та синтезу БСР об'єктів на місцевості є використання ідей та методів вітчизняної так званої інформаційно-екстремальної інтелектуальної технології (ІЕІ-технології), яка ґрунтується на максимізації інформаційної спроможності системи в процесі машинного навчання [153–155]. Методи машинного навчання в рамках ІЕІ-технології відносяться до класу радіально базисних методів побудови роздільних гіперповерхонь класів розпізнавання. Основна ідея методів інтелектуального аналізу даних у рамках ІЕІ-технології, як і в ШНМ, полягає в адаптації в процесі машинного навчання вхідного математичного опису до максимальної повної ймовірності прийняття правильних класифікаційних рішень. Але основна перевага методів інформаційно-екстремального машинного навчання полягає в тому, що вони на відміну від нейроподібних

структур розробляються в рамках функціонального підходу до моделювання когнітивних процесів, притаманних людині при формуванні та прийнятті класифікаційних рішень, тобто безпосередньо моделюють природний механізм прийняття рішень. Такий підхід на відміну від структурних методів дозволяє методам інформаційно-екстремального машинного навчання надати гнучкість при перенавчанні системи через розширення алфавіту класів розпізнавання. Крім того, побудова в рамках геометричного підходу вирішальних правил практично вирішує проблему багатовимірності словника ознак розпізнавання, оскільки сучасні комп'ютери здатні обробляти структуровані вектори, які складаються з  $2^{85}$  ознак розпізнавання.

У рамках ІЕІ-технології для оптимізації параметрів машинного навчання системи розпізнавання найбільше використовуються модифіковані ентропійний критерій та інформаційна міра Кульбака-Леблера, які є функціоналами від точнісних характеристик класифікаційних рішень. У свою чергу точнісні характеристики залежать від дистанційних критеріїв. Тобто модифіковані інформаційні критерії є узагальненням відомих статистичних і дистанційних критеріїв близькості класів розпізнавання. Крім того, з точки зору логіко-гносіологічного аспекту інформаційний критерій є мірою різноманітності об'єктів, що саме й обумовлює доцільність застосування для розв'язання задач машинного навчання та розпізнавання образів саме теоретико-інформаційного підходу. Тому застосування ідей і методів ІЕІ-технології є перспективним напрямом інформаційного синтезу БСР автономного БПДА на основі машинного навчання.

#### 1.4 Висновки до першого розділу

У першому розділі проаналізовано сучасний стан розвитку та використання БАК, виконано аналітичний огляд інтелектуальних методів

детектування наземних об'єктів та методів оброблення цифрових зображень за оптичним каналом.

1. Аналіз сучасного стану використання безпілотних авіаційних комплексів у разі спостереження за поверхнею Землі показує, що 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 відповідних задач.

2. Орієнтація на глобальні і локальні мережі GPS робить БПЛА слабо захищеним від засобів радіоелектронної протидії і створює сприятливі умови для організації вторгнень і кібератак, що гостро потребує вирішення проблеми надання бортовим системам властивості автономного функціонування. Тому актуальною задачею подальшого розвитку безпілотних авіаційних комплексів є розроблення автономних бортових систем розпізнавання наземних об'єктів на основі машинного навчання та розпізнавання образів.

3. Аналіз існуючих методів інтелектуального аналізу даних не забезпечує адаптивність побудованих за результатами машинного навчання вирішальних правил до довільних умов формування зображень наземних об'єктів, гнучкість БСР до перенавчання та інваріантність до збільшення потужностей словника ознак і алфавіту класів розпізнавання через такі основні причини науково-методологічного характеру:

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

4. Одним з перспективних шляхів аналізу та синтезу здатних навчатися бортових систем БПЛА для розпізнавання наземних об'єктів є використання ідей і методів прогресивної ІЕІ-технології аналізу даних, яка ґрунтується на максимізації інформаційної спроможності системи розпізнавання в процесі її машинного навчання. Головна перевага методів інформаційно-екстремального машинного навчання полягає в тому, що вони розробляються в рамках функціонального підходу до моделювання когнітивних процесів, притаманних людині при формуванні та прийнятті класифікаційних рішень.

Основні наукові результати, наведені в першому розділі, опубліковано в працях автора [7, 8, 10–12, 14].

## РОЗДІЛ 2 НАУКОВО-МЕТОДОЛОГІЧНІ ОСНОВИ МАШИННОГО НАВЧАННЯ АВТОНОМНОГО БЕЗПЛОТНОГО ЛІТАЛЬНОГО АПАРАТУ ДЛЯ РОЗПІЗНАВАННЯ НАЗЕМНИХ ОБ'ЄКТІВ

### 2.1 Аналіз об'єкта дослідження та обґрунтування вибору методу досліджень

За результатами оглядового матеріалу, який наведено в першому розділі, перспективний напрям інформаційного синтезу БСР автономного БПЛА полягає у використанні ідей і методів ІЕІ-технології [33, 41, 153]. Як відомо методи інформаційно-екстремального машинного навчання розробляються в рамках функціонального підходу до моделювання когнітивних процесів, притаманних людині при формуванні та прийнятті класифікаційних рішень, що наближає їх до реальних процесів природного інтелекту. За аналогією з природним інтелектом машинне навчання в рамках ІЕІ-технології розглядається як процес оптимізації просторово-часових параметрів функціонування інтелектуальної системи, які впливають на її функціональну ефективність. Доцільність такого підходу підтверджується прикладами оптимальної поведінки та адаптації до зовнішніх факторів біонічними системами. Водночас вирішальні правила, за якими біонічні системи приймають класифікаційні рішення, будуються в процесі навчання шляхом аналізу подій за частотами успіхів і невдач. Тобто можна стверджувати, що критерій функціональної ефективності біонічної системи має інформаційну складову. Таким чином, застосування в рамках ІЕІ-технології інформаційної міри як критерію оптимізації параметрів машинного навчання відповідає механізму формування вирішальних правил природним інтелектом.

Побудова вирішальних правил за отриманими за результатами інформаційно-екстремального машинного навчання оптимальними (тут і далі в тексті в інформаційному розумінні) геометричними параметрами контейнерів класів розпізнавання здійснюється за багатоциклічною

ітераційною процедурою пошуку максимального граничного значення усередненого за алфавітом класів розпізнавання інформаційного критерію оптимізації у вигляді [62]

$$g_{\xi}^* = \arg \max_{G_{\xi}} \{ \max_{G_{\xi-1}} \{ \dots \{ \max_{G_1 \cap G_E} \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M E_m \} \dots \} \}, \quad (2.1)$$

де  $E_m$  – інформаційний критерій оптимізації параметрів машинного навчання системи розпізнавати реалізації класу розпізнавання  $X_o^m$ ;  
 $G_{\xi}$  – допустима область значень  $\xi$ -ї ознаки розпізнавання;  
 $G_E$  – допустима (далі в тексті робоча) область визначення функції інформаційного критерію оптимізації параметрів машинного навчання.

Водночас на алгоритм машинного навчання (2.1) згідно з працею [61] накладаються обмеження:

$$\left( \forall X_m^o \in \tilde{\mathfrak{R}}^{|M|} \right) \left[ X_m^o \neq \emptyset \right], \quad (2.2)$$

де  $\tilde{\mathfrak{R}}^{|M|}$  – розбиття простору ознак на класи розпізнавання потужністю  $\text{Card } \tilde{\mathfrak{R}} = M$ ;

$$\left( \exists X_k^o \in \tilde{\mathfrak{R}}^{|M|} \right) \left( \exists X_l^o \in \tilde{\mathfrak{R}}^{|M|} \right) \left[ X_k^o \neq X_l^o \rightarrow X_k^o \cap X_l^o \neq \emptyset \right]; \quad (2.3)$$

$$\left( \forall X_k^o \in \tilde{\mathfrak{R}}^{|M|} \right) \left( \forall X_l^o \in \tilde{\mathfrak{R}}^{|M|} \right) \left[ X_k^o \neq X_l^o \rightarrow \text{Ker} X_k^o \cap \text{Ker} X_l^o = \emptyset \right], \quad (2.4)$$

де  $\text{Ker } X_k^o$  – ядро класу розпізнавання  $X_k^o$ ;

$\text{Ker } X_l^o$  – ядро класу розпізнавання  $X_l^o$ , найближчого сусіда для класу розпізнавання  $X_k^o$ ;



$$\begin{aligned} & (\forall X_k^o \in \tilde{\mathfrak{R}}^{|M|}) (\forall X_l^o \in \tilde{\mathfrak{R}}^{|M|}) [X_k^o \neq X_l^o \rightarrow (d_k^* < d(x_k \oplus x_l)) \& \\ & \& (d_l^* < d(x_k \oplus x_l))], \end{aligned} \quad (2.5)$$

де  $d_k^*$  – оптимальний радіус контейнера класу розпізнавання  $X_k^o$ ;  
 $d_l^*$  – оптимальний радіус контейнера класу розпізнавання  $X_l^o$ ;  
 $d(x_k \oplus x_l)$  – кодова відстань між вектором  $x_k$ , усередненим за ансамблем реалізацій класу розпізнавання  $X_k^o$ , і відповідним вектором  $x_l$  класу розпізнавання  $X_l^o$ .

$$\bigcup_{X_m^o \in \tilde{\mathfrak{R}}} X_m^o \subseteq \Omega_B, \quad (2.6)$$

де  $\Omega_B$  – бінарний простір ознак Хеммінга.

У виразах (2.3) – (2.6) прийнято такі обмеження  $k \neq l$  і  $k, l, m = \overline{1, M}$ .

Глибина інформаційно-екстремального машинного навчання характеризується кількістю параметрів функціонування системи, які оптимізуються за інформаційним критерієм. Внутрішній цикл процедури (2.1) реалізує так званий базовий алгоритм інформаційно-екстремального машинного навчання, призначенням якого є:

- обчислення на кожному кроці машинного навчання інформаційного критерію оптимізації;
- пошук глобального максимуму в робочій (допустимій) області визначення в загальному випадку багатоекстремальної функції інформаційного критерію;
- визначення оптимальних (тут і далі в тексті в інформаційному розумінні) значень геометричних параметрів контейнерів класів розпізнавання, які відновлюються на кожному кроці машинного навчання в радіальному базисі простору ознак.

Реалізація базового алгоритму машинного навчання в загальному випадку не гарантує високої достовірності розпізнавання зображень, оскільки стартові контрольні допуски на ознаки розпізнавання зазвичай є неоптимальними. Таким чином, виникає необхідність збільшення глибини машинного навчання за допомогою оптимізації системи контрольних допусків, які істотно впливають як на геометричні параметри контейнерів класів розпізнавання, так і на точнісні характеристики класифікаційних рішень.

Методи інформаційно-екстремального машинного навчання знайшли широке застосування при розв'язанні задач інформаційного синтезу інтелектуальних систем різного призначення [155–157]. Але необхідно констатувати, що ІЕІ-технологія все ще знаходиться на стадії становлення і потребує неперервного розвитку з метою підвищення функціональної ефективності машинного навчання з урахуванням реальних умов і специфіки функціонування інтелектуальної системи. При застосуванні ідей і методів ІЕІ-технології для інформаційного синтезу автономної БСР необхідно акцентувати увагу як на формуванні вхідного математичного опису, так і на розробленні нових методів інформаційно-екстремального машинного навчання. Складність формування релевантного вхідного математичного опису полягає в необхідності врахування особливостей інформаційного забезпечення БСР таких, як велика потужність словника ознак і алфавіту класів розпізнавання. Крім того, необхідно враховувати стохастичність і нечіткість даних, що обумовлено довільними початковими умовами формування зображень об'єктів розпізнавання. Водночас необхідність подальшого розвитку методів ІЕІ-технології також обумовлена суттєвим перетином класів розпізнавання, що в загальному випадку обумовлює відносно малу середню міжкласову відстань у просторі ознак розпізнавання. Крім того, суттєво впливає на величину повної ймовірності прийняття правильних класифікаційних рішень наявність в структурованому векторі неінформативних і заважаючих (деінформативних) ознак розпізнавання.

Таким чином, дисертаційне дослідження спрямовано на подолання вищенаведених ускладнень науково-методологічного характеру шляхом подальшого розвитку методів інформаційно-екстремального машинного навчання при інформаційному синтезі бортової системи автономного БПЛА для розпізнавання наземних об'єктів за умов, наближених до реальних.

2.2 Загальна формалізована постановка задачі інформаційно-екстремального машинного навчання автономного безпілотного літального апарату для відеомоніторингу місцевості

Розглянемо в рамках ІЕІ-технології формалізовану постановку задачі інформаційного синтезу здатної навчатися бортової системи автономного БПЛА для розпізнавання наземних об'єктів. Нехай сформовано алфавіт  $\{X_m^o | m = \overline{1, M}\}$  класів розпізнавання, які характеризують різні наземні природні, інфраструктурні та інші об'єкти, у тому числі транспортні засоби. Для кожного класу розпізнавання побудовано тривимірну навчальну матрицю  $\|y_{m,i}^{(j)}\|$  яскравості пікселів рецепторного поля кадрів зображення регіону, в якій рядок  $\{y_{m,i}^{(j)} | i = \overline{1, N}\}$ , де  $N$  – кількість ознак розпізнавання, є реалізацією відповідного класу розпізнавання, а стовпчик матриці – випадкова навчальна вибірка  $\{y_{m,i}^{(j)} | j = \overline{1, N}\}$ , яка складається з  $n$  випадкових значень  $i$ -ї ознаки для класу розпізнавання  $X_m^o$ .

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

$$g_m = \langle g_{m,1}, \dots, g_{m,\xi}, \dots, g_{m,\Xi} \rangle. \quad (2.7)$$

Водночас задано обмеження на відповідні параметри машинного навчання:

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

У процесі інформаційно-екстремального машинного навчання БСР необхідно:

1) визначити для заданого рівня глибини  $\xi$  оптимальні значення параметрів машинного навчання вектору (2.7), які забезпечують максимальне значення усередненого за алфавітом класів розпізнання інформаційного критерію, обчислене в робочій (допустимій) області визначення його функції:

$$\bar{E}^* = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \max_{G_E \cap \{k\}} E_m^{(k)}, \quad (2.8)$$

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

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

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

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

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

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

Таким чином, задача інформаційно-екстремального синтезу БСР автономного БПЛА полягає в оптимізації параметрів машинного навчання (2.7) шляхом пошуку глобального максимуму інформаційного критерію (2.8). Водночас метою інформаційно-екстремального машинного навчання є побудова вирішальних правил для прийняття в режимі відеомоніторингу регіону, що спостерігається, високодостовірних класифікаційних рішень.

2.3 Функціональні категорійні моделі інформаційно-екстремального машинного навчання автономної бортової системи розпізнавання наземних об'єктів з оптимізацією контрольних допусків на ознаки розпізнавання

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

наприклад, класу розпізнавання  $X_m^o$  за паралельно-послідовною оптимізацією контрольних допусків має вигляд

$$g_m = \langle x_m, d_m, \delta, \{\delta_i | i = \overline{1, N}\} \rangle, \quad (2.9)$$

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

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

який відновлюється в радіальному базисі простору ознак розпізнавання;

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

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

Згідно з працею [153] параметр  $\delta_i$  дорівнює половині симетричного поля контрольних допусків  $i$ -ї ознаки розпізнавання (рис. 2.1).

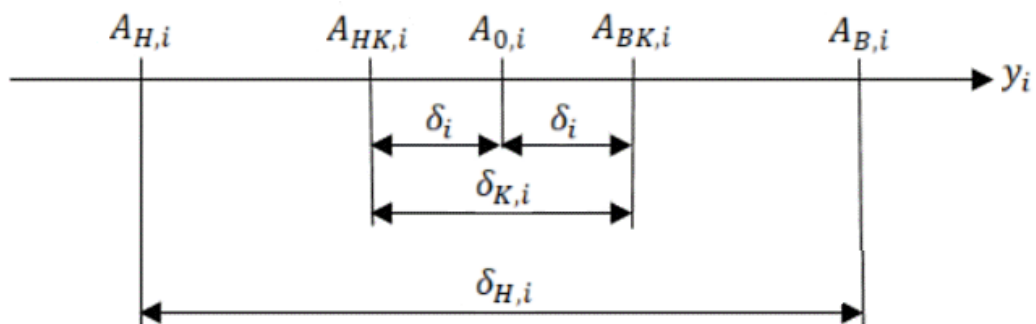


Рисунок 2.1 – Поля допусків на ознаку розпізнавання

На рисунку 2.1 прийнято такі позначення:  $A_{0,i}$  – номінальне значення ознаки  $y_i$ ;  $A_{H,i}$  – нижній нормований (експлуатаційний) допуск;  $A_{B,i}$  – верхній нормований допуск;  $A_{HK,i}$  – нижній контрольний допуск;  $A_{BK,i}$  – верхній контрольний допуск;  $\delta_{K,i}$  – поле контрольних допусків;  $\delta_{H,i}$  – поле нормованих

допусків,  $\delta_i$  – параметр, який дорівнює половині симетричного двобічного поля контрольних допусків  $i$ -ї ознаки розпізнавання.

Двобічне симетричне поле контрольних допусків через параметр  $\delta_i$  визначають за формулою

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

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

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

Для зображень область значень параметрів  $\delta$  і  $\delta_i$  задається нерівністю

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

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

а) для нижньої межі значень яскравості:

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

б) для верхньої межі значень яскравості:

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

Область значень радіуса контейнера класу розпізнавання  $X_m^0$  задається нерівністю

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

де  $d(x_m \oplus x_c)$  – міжцентрова відстань найближчих класів розпізнавання  $X_m^o$  і  $X_c^o$ , яка визначається як кодова відстань між відповідними усередненими векторами ознак розпізнавання  $x_m$  і  $x_c$ .

Таким чином, вектор (2.9) задає третій рівень глибини машинного навчання, оскільки оптимізуються на першому рівні глибини два геометричні параметри: усереднений вектор ознак розпізнавання  $x_m$  і радіус  $d_m$  гіперсферичного контейнера класу розпізнавання  $X_m^o$ ; на другому рівні – параметр  $\delta$  і на третьому рівні – параметр  $\delta_i$ .

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

$$I_B = \langle T, W, \Omega, K, Z, Y^{|M|}, X^{|M|}; f_1, f_2 \rangle, \quad (2.10)$$

де  $T$  – множина моментів часу зчитування інформації;  
 $W$  – простір факторів, які впливають на зображення наземного об'єкта;  
 $\Omega$  – простір ознак розпізнавання;  
 $K$  – множина кадрів зображення;  
 $Z$  – алфавіт класів розпізнавання;  
 $Y^{|M|}$  – вхідна навчальна матрицю типу «об'єкт властивість» для заданого алфавіту  $\{X_m^o \mid m = 1, M\}$  класів розпізнавання;  
 $X^{|M|}$  – бінарна навчальна матриця, задана в Хеммінговому просторі ознак розпізнавання;  
 $f_1 : T \times W \times \Omega \times K \times Z \rightarrow Y^{|M|}$  – оператор формування вхідної навчальної матриці  $Y^{|M|}$ , де декартовий добуток  $Z \times W \times \Omega \times K \times Z$  задає джерело інформації;



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

На рисунку 2.2 показано функціональну категорійну модель інформаційно-екстремального машинного навчання третього рівня глибини: на першому рівні здійснюється оптимізація геометричних параметрів контейнерів класів розпізнавання, на другому – паралельна і на третьому – послідовна оптимізація контрольних допусків на ознаки розпізнавання.

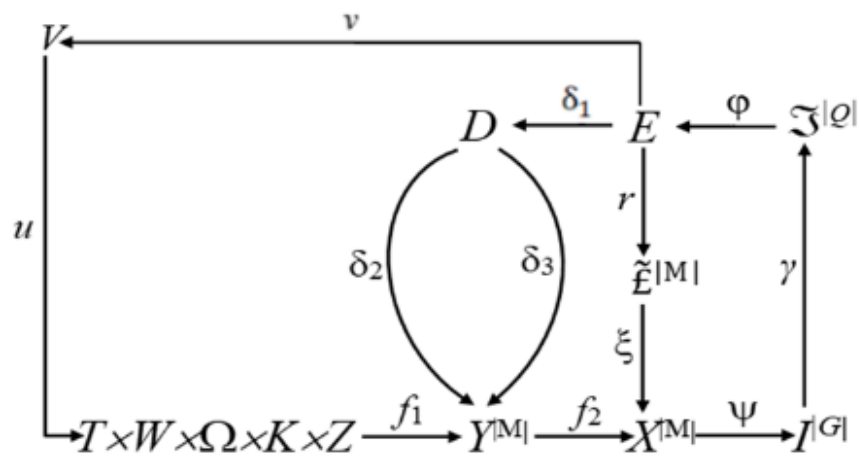


Рисунок 2.2 – Функціональна категорійна модель машинного навчання БСР із паралельно-послідовною оптимізацією контрольних допусків

На рисунку 2.2 терм-множина  $E$  значень інформаційного критерію є загальною для всіх контурів оптимізації параметрів машинного навчання, заданих вектором (2.3). Оператор  $r : E \rightarrow \tilde{E}^{|M|}$  будує на кожному кроці машинного навчання покриття  $\tilde{E}^{|M|}$ , яке відображається оператором  $\xi$  на розподіл  $X$  двійкових векторів ознак розпізнавання. Далі оператор  $\psi : X \rightarrow I^{|G|}$ , де  $I^{|G|}$  – множина  $G$  гіпотез перевіряє основну статистичну гіпотезу  $\gamma_1 : x_{m,i}^{(j)} \in X_m^o$ . Оператор  $\gamma$  формує множину  $Z^{|Q|}$  точнісних характеристик класифікаційних рішень, де  $Q = G^2$ , а оператор  $\phi$  обчислює множину значень  $E$  інформаційного критерію оптимізації, якій є функціоналом від точнісних характеристик. Контур оптимізації контрольних

допусків на ознаки розпізнавання замикається через терм-множину  $D$ , елементами якої є значення системи контрольних допусків на ознаки розпізнавання. У цьому контурі оператор  $\delta_1$  на кожному кроці машинного навчання задає нове поле контрольних допусків з терм-множини  $D$ . При паралельній оптимізації оператор  $\delta_2$  змінює на кожному кроці машинного навчання контрольні допуски для всіх ознак розпізнавання, а оператор  $\delta_3$  відповідно змінює контрольні допуски на  $i$ -ту ознаку при їх послідовній оптимізації. Показана на рисунку 2.2 категорійна модель передбачає згідно з принципом відкладених рішень Івахненка О. Г. [159] перехід до інших типів радіально-базисних вирішальних правил. З цією метою зовнішній контур моделі містить множину  $V$  типів вирішальних правил, що будуються із застосуванням більш складних радіально-базисних роздільних функцій. Процес машинного навчання регламентується оператором  $u: V \rightarrow G \times T \times \Omega \times K \times Z$ .

Перевірка функціональної ефективності інформаційно-екстремального машинного навчання здійснюється при функціонуванні БСР у режимі екзамену. Функціональна категорійна модель у вигляді орієнтованого графа відображень множин, що застосовуються при функціонуванні БСР у режимі екзамену показано на рисунку 2.3.

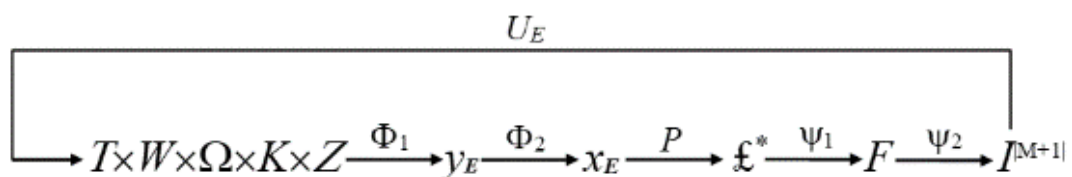


Рисунок 2.3 – Категорійна модель функціонування БСР у режимі екзамену

У категорійній моделі (рис. 2.3) оператор  $\Phi_1$  формує з джерела інформації  $T \times W \times \Omega \times K \times Z$  екзаменаційний вектор ознак розпізнавання  $u_E$ , який за структурою аналогічний векторам вхідної навчальної матриці. Оператор  $\Phi_2$  за отриманими на етапі машинного навчання оптимальними

контрольними допусками на ознаки розпізнавання формує бінарний екзаменаційний вектор  $x_E$ , а оператор  $P$  відображає цей вектор на побудоване на етапі машинного навчання оптимальне чітке покриття  $\mathcal{L}^*$  класів розпізнавання. Оператор  $\Psi_1$  обчислює функції належності екзаменаційного вектору ознак до кожного класу розпізнавання, значення яких утворюють терм-множину  $F$ , а оператор  $\Psi_2$  за побудованими на етапі машинного навчання вирішальними правилами відносить екзаменаційний вектор ознак до одного з класів заданого алфавіту  $\{X_m^o\}$ . Призначенням оператора  $U_E$  є регламентація екзамену.

Таким чином, показані на рисунках 2.2 і 2.3 категорійні функціональні моделі можна розглядати як узагальнені структурні схеми алгоритмів функціонування БСР як у режимі інформаційно-екстремального машинного навчання з паралельно-послідовною оптимізацією контрольних допусків на ознаки розпізнавання, так і в режимі екзамену. Водночас структура алгоритму функціонування БСР у режимі екзамену аналогічна алгоритму функціонального тестування програмного забезпечення системи. Їх відмінність полягає в організації вхідних даних. Якщо при функціональному тестуванні БСР повинна безпомилково розпізнавати тестову реалізацію із навчальної матриці, то у режимі екзамену необхідно підтвердити високу достовірність вирішальних правил щодо екзаменаційних реалізацій класів розпізнавання за заданим алфавітом, які не належать навчальній матриці.

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

Функціональна ефективність БСР суттєво залежить від способу оброблення зображень наземного об'єкта, що розпізнається, і методу

машинного навчання. Крім того, при інформаційному синтезі БСР необхідно забезпечити інваріантність побудованих у процесі машинного навчання вирішальних правил до довільного положення наземного об'єкта в кадрі зони інтересу. Одним із шляхів розв'язання цієї задачі є оброблення зображень наземних об'єктів у полярній системі координат. Обов'язковим етапом розв'язання цієї задачі є визначення контуру наземного об'єкту. Відомим підходом для досягнення цієї мети є застосування дескрипторних методів детектування наземних об'єктів, побудованих на основі методу SFIFT [28–30]. Водночас дескрипторні методи характеризуються відносно високою обчислювальною трудомісткістю, що впливає на оперативність прийняття БСР класифікаційних рішень.

Задачу інформаційного синтезу бортової системи автономного БПЛА для розпізнавання наземного транспортного засобу будемо розв'язувати в рамках ІЕІ-технології. Нехай задано алфавіт  $\{X_m^o \mid m = \overline{1, M}\}$  класів розпізнавання, які характеризують наземні транспортні засоби. Для кожного класу розпізнавання сформовано тривимірну вхідну навчальну матрицю  $\|y_{m,i}^{(j)}\|$  яскравості пікселів рецепторного поля зображень об'єктів, в якій рядок  $\{y_{m,i}^{(j)} \mid i = \overline{1, N}\}$ , де  $N$  – кількість ознак розпізнавання, є реалізацією класу розпізнавання  $X_m^o$ , а стовпчик матриці – випадкова навчальна вибірка  $\{y_{m,i}^{(j)} \mid j = \overline{1, JMAX}\}$  з обсягом  $JMAX$ .

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

структурований вектор параметрів машинного навчання БСР для розпізнавання реалізацій класу  $X_m^o$  задано у вигляді

$$g_m = \langle x_m, d_m, \delta, \eta \rangle, \quad (2.11)$$

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

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

який відновлюється в радіальному базисі простору ознак;

$\delta$  – параметр, величина якого дорівнює половині симетричного поля контрольних допусків на ознаки розпізнавання;

$\eta$  – рівень квантування яскравості пікселів кадру зони інтересу

Водночас на параметри машинного навчання задано такі обмеження:

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

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

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

Необхідно в процесі машинного навчання БСР оптимізувати координати вектору (2.11), які забезпечують максимальне значення інформаційного критерію в робочій (допустимій) області визначення його функції:

$$\bar{E}^* = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \max_{G_E \cap G_d} E_m(d), \quad (2.12)$$

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

$d$  – дистанційна міра радіусів гіперсферичних контейнерів класів розпізнавання;

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

$G_d$  – допустима область зміни радіусів контейнерів класів розпізнавання.

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

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

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

де  $T$  – множина моментів часу одержання інформації;

$G$  – простір вхідних сигналів (факторів);

$\Omega$  – простір ознак розпізнавання;

$K$  – множина кадрів електронної карти місцевості;

$Z$  – алфавіт класів розпізнавання;

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

$Y^{|M|}$  – вхідна навчальна матриця;

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

$z_1$  – оператор визначення центрів полярних координат;

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

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

На рисунку 2.4 показано категорійну функціональну модель інформаційно-екстремального навчання бортової системи розпізнавання у вигляді орієнтованого графу.

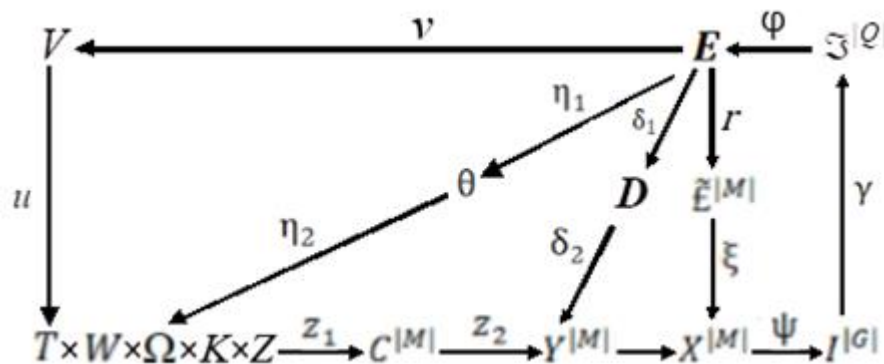


Рисунок 2.4 – Функціональна категорійна модель інформаційно-екстремального машинного навчання БСР з оптимізацією рівня квантування яскравості кадру зображення

На рисунку 2.4 декартовий добуток  $T \times W \times \Omega \times K \times Z$  так само, як і в категорійній моделі (рис. 2.) задає універсум випробувань і є джерелом інформації. Але категорійна функціональна модель відрізняється наявністю додаткового контуру оптимізації рівня квантування яскравості кадру зображення транспортного засобу. Цей контур замикається через термножину  $\Theta$  градацій яскравості. Водночас оператор  $\eta_1$  змінює рівень квантування на заданий крок, а оператор  $\eta_2$  змінює потужність словника ознак розпізнавання. Процес машинного навчання регламентується оператором  $u: V \rightarrow T \times \Omega \times G \times K \times Z$ .

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

2.5 Формалізована постановка задачі та функціональна категорійна модель машинного навчання бортової системи розпізнавання з оптимізацією розміру кадру цифрового зображення місцевості

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



$$g_m = \langle x_m, d_m, \delta, p \rangle, \quad (2.13)$$

де  $x_m$  – усереднений за ансамблем реалізацій вектор, вершина якого визначає центр гіперсферичного контейнера класу розпізнавання  $X_m^o$  і розмір якого визначається кількістю ознак розпізнавання;  
 $d_m$  – радіус гіперсферичного контейнера класу розпізнавання  $X_m^o$ ,  
 $d_m < d(x_m \oplus x_c)$ , де  $d(x_m \oplus x_c)$  – міжцентрова відстань між вектором  $x_m$  і вектором  $x_c$  найближчого сусіднього класу розпізнавання  $X_c^o$ ;  
 $\delta$  – параметр, значення якого дорівнює половині симетричного поля контрольних допусків на ознаки розпізнавання,  $\delta < \delta_H / 2$ , де  $\delta_H$  – нормоване поле допусків на ознаки розпізнавання;  
 $p$  – розмір сторони квадратного кадру цифрового зображення регіону.

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

$$\bar{E}^* = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \max_{G_E \cap \{k\}} E_m^{(k)}, \quad (2.14)$$

де  $E_m^{(k)}$  – обчислений на  $k$ -му кроці машинного навчання інформаційний критерій оптимізації параметрів вектору (2.13);  
 $G_E$  – робоча область обчислення інформаційного критерію;  
 $\{k\}$  – множина кроків машинного навчання.

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

Таким чином, задача інформаційного синтезу здатної навчатися БСР полягає в оптимізації параметрів машинного навчання шляхом наближення

глобального максимуму інформаційного критерію (2.14) до його максимального граничного значення.

У рамках функціонального підходу до моделювання когнітивних процесів категорійна модель інформаційно-екстремального машинного навчання будується у вигляді орієнтованого графа. Водночас вхідний математичний опис категорійної моделі подається у вигляді структури (2.10).

Функціональну категорійну модель інформаційно-екстремального машинного навчання БСР з оптимізацією параметрів, заданих структурованим вектором (2.13), показано на рисунку 2.5.

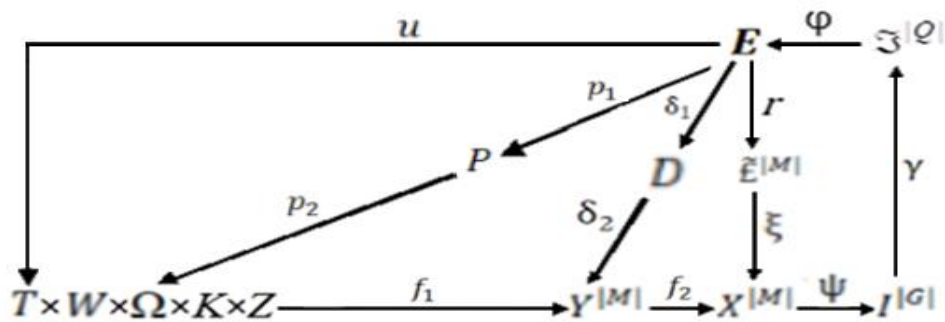


Рисунок 2.5 – Функціональна категорійна модель машинного навчання з оптимізацією розміру кадру цифрового зображення регіону, що спостерігається

На рисунку 2.5 терм-множина  $E$  значень інформаційного критерію є загальною для всіх контурів оптимізації параметрів машинного навчання. Оператор  $\xi: E \rightarrow \tilde{\mathfrak{R}}^{|M|}$  будує на кожному кроці навчання розбиття  $\tilde{\mathfrak{R}}^{|M|}$ , яке відображається оператором  $\xi$  на розподіл двійкових векторів ознак. Далі оператор  $\psi: X \rightarrow I^{|G|}$ , де  $I^{|G|}$  – множина  $G$  гіпотез, перевіряє основну статистичну гіпотезу  $\gamma_1: x_{m,i}^{(j)} \in X_m^o$ . Оператор  $\gamma$  визначає множину  $\mathfrak{Z}^{|Q|}$  точнісних характеристик класифікаційних рішень, де  $Q = G^2$ , а оператор  $\phi$  обчислює множину значень  $E$  інформаційного критерію оптимізації, якій є функціоналом від точнісних характеристик класифікаційних рішень. Контур

оптимізації контрольних допусків на ознаки розпізнавання замикається через терм-множину  $D$  елементами якої є значення системи контрольних допусків на ознаки розпізнавання. Контур, в який входить терм-множина  $P$  розмірів сторін квадратного кадру зображення, оптимізує площу кадру. Водночас оператор  $p_1$  змінює розмір кадру, а оператор  $p_2$  змінює розмір простору ознак розпізнавання  $\Omega$ . Оператор  $u$  регламентує процес машинного навчання.

Отже, розмір кадру цифрового зображення регіону, що спостерігається, можна розглядати як один з параметрів формування вхідного математичного опису бортової системи автономного БПЛА для відеомоніторингу місцевості. Водночас на практиці реалізація інформаційно-екстремального машинного навчання БСР з оптимізацією розміру кадру зображення регіону може застосовуватися згідно з принципом відкладених рішень Івахненка О. Г. при необхідності збільшення глибини машинного навчання з метою підвищення повної ймовірності прийняття правильних класифікаційних рішень.

2.6 Функціональна категорійна модель інформаційно-екстремального машинного навчання бортової системи розпізнавання з оптимізацією вагових коефіцієнтів  $RGB$ -компонент зображень наземних об'єктів

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

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

$$g_m = \langle x_m, d_m, \delta, w_{RGB} \cdot \rangle, \quad (2.15)$$

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

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

$\delta$  – параметр, значення якого дорівнює половині симетричного поля контрольних допусків на ознаки розпізнавання;

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

На параметри оптимізації, які розглядаються як параметри машинного навчання, накладаються відповідні обмеження:

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

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

де  $d(x_m \oplus x_c)$  – міжцентрова відстань між усередненим двійковим вектором

ознак  $x_m$  і аналогічним вектором  $x_c$  найближчого сусіднього класу  $X_c^o$ ;

- область значень параметра  $\delta$  задається нерівністю

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

де  $\delta_H$  – нормоване поле допусків на ознаки розпізнавання, яке визначає область значень контрольних допусків;

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

Необхідно в процесі машинного навчання БСР:

1) оптимізувати параметри машинного навчання (2.12), які забезпечують максимальне значення усередненого за алфавітом класів розпізнавання інформаційного критерію оптимізації (2.11) у робочій (допустимій) області визначення його функції;

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

Таким чином, задача інформаційного синтезу здатної навчатися бортової системи БПЛА для автономного розпізнавання наземних об'єктів полягає в оптимізації параметрів її машинного навчання (2.12) шляхом наближення глобального максимуму інформаційного критерію (2.11), який обчислюється в робочій (допустимій) області визначення його функції, до його максимального граничного значення.

Функціональну категорійну модель інформаційно-екстремального машинного навчання БСР з оптимізацією вагових коефіцієнтів  $RGB$ -компонент зображень наземних об'єктів представимо у вигляді орієнтованого графу відображення операторами одна на одну множин, які застосовуються в процесі машинного навчання (рис. 2.6).

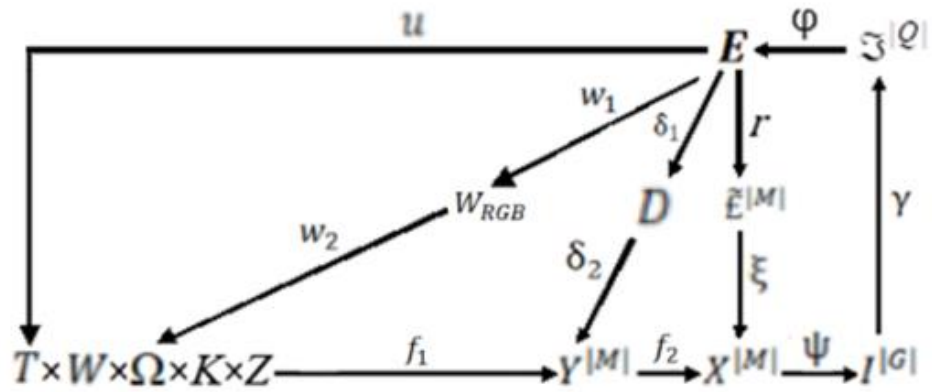


Рисунок 2.6 – Функціональна категорійна модель інформаційно-екстремального машинного навчання з оптимізацією вагових коефіцієнтів *RGB*-складових

На рисунку 2.6 вхідний математичний опис здатної навчатися БСР аналогічний структурі (2.10), а терм-множина  $E$ , яка складається з обчислених на кожному кроці машинного навчання значень інформаційного критерію, є загальною для всіх контурів оптимізації параметрів вектору (2.15). Оператор  $r: E \rightarrow \tilde{E}^{|M|}$  у процесі машинного навчання відновлює в радіальному базисі бінарного простору ознак контейнери класів розпізнавання, які утворюють у загальному випадку нечітке покриття  $\tilde{E}^{|M|}$ . Оператор  $\xi$  відображає покриття  $\tilde{E}^{|M|}$  на розподіл апріорно класифікованих двійкових векторів ознак класів розпізнавання. Далі оператор  $\psi: X^{|M|} \rightarrow I^{|G|}$ , де  $I^{|G|}$  – множина гіпотез, перевіряє основну статистичну гіпотезу  $\gamma_1: x_m^{(j)} \in X_m^o$ . Оператор  $\gamma$  визначає множину точнісних характеристик  $\mathfrak{S}^{|Q|}$ , де  $Q = G^2$ , а оператор  $\phi$  обчислює множину значень  $E$  інформаційного критерію оптимізації параметрів машинного навчання, якій є функціоналом від точнісних характеристик. Категорійна модель містить контур операторів оптимізації контрольних допусків на ознаки розпізнавання, який замикається через терм-множину  $D$  допустимих значень системи контрольних допусків. Водночас оператор  $\delta_1$  на кожному кроці машинного навчання змінює контрольне поле допусків, а

оператор  $\delta_2$  визначає належність ознак розпізнавання заданому контрольному полю допусків. Контур оптимізації вагових коефіцієнтів  $RGB$ -складових кадрів зображення регіону замикається через терм-множину  $W_{RGB}$  допустимих значень відповідних вагових коефіцієнтів. Оператор  $w_1$  змінює значення вагових коефіцієнтів, а оператор  $w_2$  реалізує алгоритм багатопараметричної оптимізації вагових коефіцієнтів за методом градієнтного спуску. Оператор  $u$  регламентує процес машинного навчання.

Таким чином, функціональну теоретико-множинну модель (рис. 2.6) також можна розглядати як узагальнену структурну схему алгоритму інформаційно-екстремального машинного навчання БСР з оптимізацією її вхідного математичного опису.

2.7 Формалізована постановка задачі та категорійна модель інформаційно-екстремального машинного навчання бортової системи розпізнавання наземних об'єктів за ієрархічною структурою даних

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

Необхідно для заданого алфавіту  $\{X_m^o \mid m = \overline{1, M}\}$  класів розпізнавання, побудувати ієрархічну структуру даних у вигляді декурсивного бінарного дерева  $\{X_{h,s,m}^o \mid h = \overline{1, H}; s = \overline{1, S_h}; m_s = \overline{1, 2}\}$ . Згідно з концепцією ІЕІ-технології перетворити вхідні навчальні матриці класів розпізнавання кожної страти в задані в просторі Хеммінга відповідні робочі бінарні матриці. При цьому нехай задано параметри машинного навчання, які, наприклад, для класу розпізнавання  $X_{h,s,m_s}^o$  представляються у вигляді структурованого вектору

$$g_{h,s} = \langle x_{h,s,m_s}^o, d_{h,s,m_s}, \delta_{h,s} \rangle. \quad (2.16)$$

Кількість параметрів оптимізації у виразі (2.16) задає другий рівень глибини інформаційно-екстремального машинного навчання, оскільки вектор  $x_{h,s,m_s}$  залежить від параметра  $\delta_{h,s}$  поля контрольних допусків.

На параметри машинного навчання задано обмеження:

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

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

У процесі машинного навчання БСР необхідно:

1) оптимізувати параметри вектору (2.16) шляхом пошуку глобального максимуму усередненого за алфавітом класів розпізнавання  $s$ -ї страти  $h$ -го ярусу інформаційного критерію в робочій області визначення його функції:

$$\bar{E}_{h,s} = \frac{1}{2} \sum_{m_s=1}^2 \max_{G_E \cap G_d} E_{h,s,m_s}(d); \quad (2.17)$$

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

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

Вхідний математичний опис БСР розглянемо у вигляді структури

$$I_{icp} = \langle W, T, \Omega, K, Z, Y^{|M|}, H, Y^{|S|}, X^{|S|}; g_1, g_2, g_3, g_4 \rangle, \quad (2.18)$$

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

$H$  – декурсивне бінарне дерево;

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

$X^{|S|}$  – множина заданих у просторі Хеммінга бінарних навчальних



матриць класів розпізнавання для  $S$  страт декурсивного дерева;

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

$g_2$  – оператор побудови декурсивного бінарного дерева  $H$ ;

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

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

Визначення 2.6.1. Ієрархічна структура у вигляді орієнтованого графа, в якій батьківська вершина породжує страту нижнього ярусу і передає свій атрибут в одну з двох вершин цієї страти, називається декурсивним бінарним деревом

Визначення 2.6.2. Стратою декурсивного бінарного дерева будемо називати дві вершини з атрибутами найближчих класів розпізнавання.

Функціональну категорійну модель ієрархічного інформаційно-екстремального машинного навчання БСР з оптимізацією параметрів машинного навчання, заданих вектором (2.16), показано на рисунку 2.7.

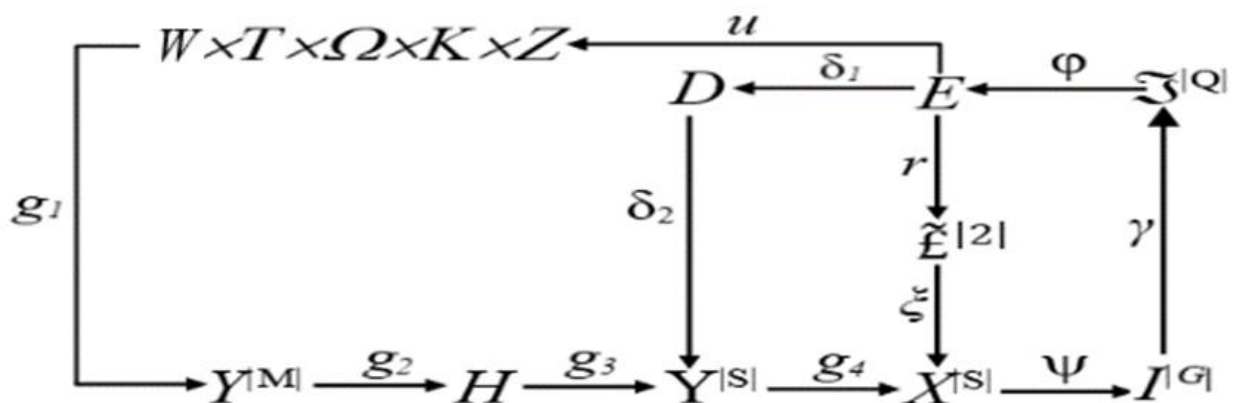


Рисунок 2.7 – Функціональна категорійна модель ієрархічного інформаційно-екстремального машинного навчання БСР

На рисунку 2.7 декартовий добуток  $W \times T \times \Omega \times K \times Z$  задає джерело інформації. Терм-множина  $E$  значень інформаційних критеріїв (2.17) є

загальною для всіх контурів оптимізації параметрів машинного навчання. Оператор  $r: E \rightarrow \tilde{E}^{[2]}$  відновлює для кожної страти декурсивного дерева в процесі інформаційно-екстремального машинного навчання в загальному випадку нечітке покриття  $\tilde{E}^{[2]}$  класів розпізнавання, яке за допомогою оператора  $\xi$  покриває розподіл двійкових реалізацій  $\{x_{h,s,m_s}^{(j)}\}$  навчальної матриці класів розпізнавання  $s$ -ї страти з множини  $X^{[S]}$ . Далі оператор  $\psi: X^{[S]} \rightarrow I^{[G]}$ , де  $I^{[G]}$  – множина  $G$  гіпотез, перевіряє основну статистичну гіпотезу  $\gamma_1: x_{h,s,m_s}^{(j)} \in X_{h,s,m_s}^o$ . Оператор  $\gamma$  визначає для кожного класу розпізнавання  $s$ -ї страти декурсивного дерева множину  $\mathfrak{S}^{[Q]}$  точнісних характеристик класифікаційних рішень, де  $Q = G^2$ , а оператор  $\phi$  обчислює множину значень  $E$  інформаційного критерію оптимізації, який є функціоналом від точнісних характеристик. Контур оптимізації контрольних допусків на ознаки розпізнавання замикається через терм-множину  $D$ , елементами якої є значення контрольних допусків. Оператор  $u$  регламентує процес машинного навчання.

Побудова декурсивного бінарного дерева здійснюється за схемою:

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

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

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

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

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

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

Таким чином, побудоване за вищенаведеною схемою декурсивне бінарне дерево розбиває заданий алфавіт класів розпізнавання на страти, кожна з яких містить по два найближчих сусідніх класи, що дозволяє для кожної фінальної страти застосовувати лінійний алгоритм інформаційно-екстремального двохкласового машинного навчання. Якщо побудовані вирішальні правила не забезпечують безпомилковість розпізнавання реалізацій з навчальної матриці, то необхідно згідно з принципом відкладених рішень Івахненка О. Г. збільшити рівень глибини машинного навчання шляхом оптимізації додаткових фенотипних і генотипних параметрів функціонування БСР. Відомо, що до фенотипних відносяться параметри оптимізації, які безпосередньо впливають на геометричні характеристики контейнерів класів розпізнавання. Для гіперсферичних контейнерів класів розпізнавання фенотипними параметрами є їх радіуси та усередненні вектори-реалізації, які задають геометричні центри контейнерів класів розпізнавання та визначаються за базовим алгоритмом інформаційно-екстремального машинного навчання БСР. Серед можливих параметрів оптимізації важливу роль відіграють генотипні параметри формування вхідного математичного опису, які безпосередньо впливають на конфігурацію розподілу векторів-реалізацій класів розпізнавання у просторі ознак і таким чином непрямо впливають на геометрію контейнерів класів розпізнавання. До генотипних також відносяться такі параметри як контрольні допуски на ознаки розпізнавання, рівень квантування яскравості зображень наземних об'єктів, розмір кадрів цифрового зображення регіону та вагові коефіцієнти *RGB*-компонент зображень, які розглядалися у дисертаційному дослідженні.

## 2.8 Функціонування автономного безпілотного літального апарату в режимі відеонавігації

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

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

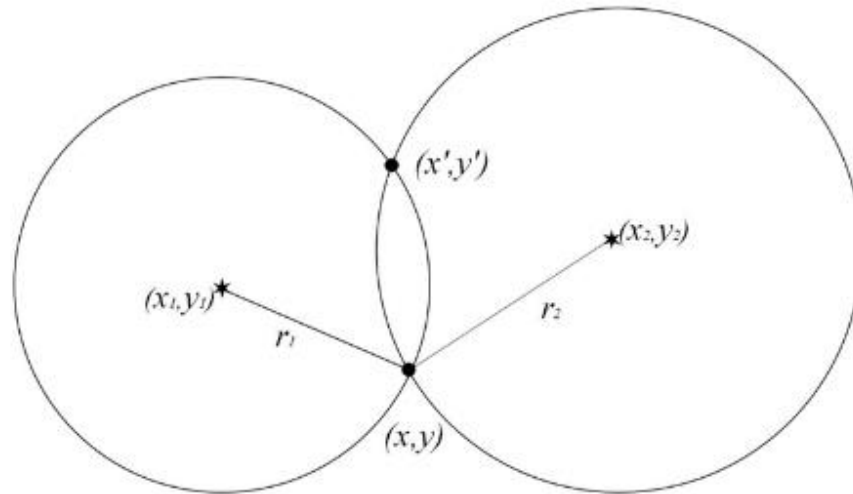
– визначення координат місцезнаходження автономного БПЛА за відомими його відстанню від наземних орієнтирів, що спостерігаються, та висотою польоту.

Необхідною умовою розв'язання першої задачі є наявність релевантного вхідного інформаційного опису бортової системи відеонавігації (БСВН) автономного БПЛА, складовою частиною якої є БСР. Водночас достатньою умовою є наявність методу, який забезпечує високу функціональну ефективність машинного навчання БСР.

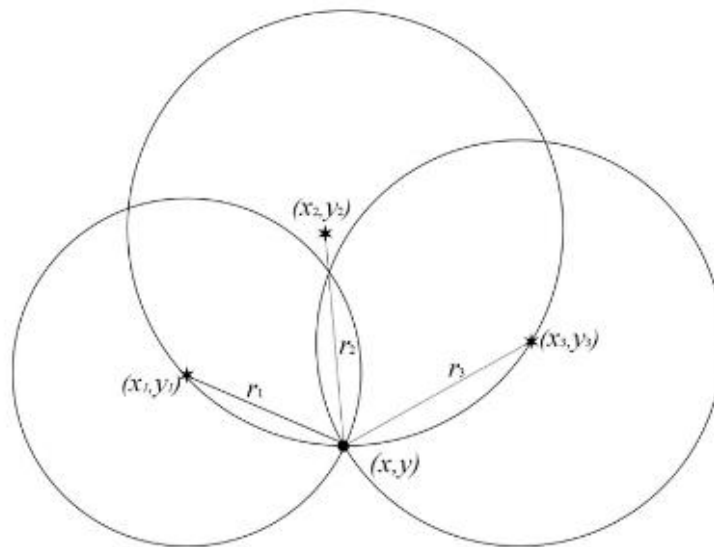
Для визначення місцезнаходження БПЛА необхідно визначати його відстані до розпізнаних наземних орієнтирів. Традиційним непрямым методом визначення відстані є вимір пеленгаційних кутів до навігаційних маяків при відомій висоті БПЛА. Але застосування бортового радіопеленгатора не забезпечує інформаційну та/або кіберзахищеність БПЛА від впливу засобів РЕБ. Більш перспективним напрямом розвитку відеонавігації є застосування лазерного далекоміра (лідара). Наприклад, лазерний далекомір, який використовується на дронах, типу Laser Works LW – 1000 SP1 (07107) дозволяє

визначати з точністю до одного метра відстань до наземного об'єкта, віддаленого від БПЛА на 1000 м. При цьому він має вагу всього 155 г [159].

На рисунку 2.8 показано можливі схеми визначення місцезнаходження БПЛА за наземними навігаційними орієнтирами.



*a*



*б*

Рисунок 2.8 – Схеми обчислення місцезнаходження БПЛА: *a* – за двома наземними орієнтирами; *б* – за трьома наземними орієнтирами

Теоретично визначення точок перетину кіл, показаних на рисунку 28, здійснюється шляхом мінімізації функції сумарної квадратичної помилки:

$$F = \min \left[ \sum_{m=1}^M (x_m - x)^2 + (y_m - y)^2 - r_m^2 \right]^2, \quad (2.19)$$

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

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

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

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

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

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

## 2.9 Висновки до другого розділу

У другому розділі розглянуто в рамках ІЕІ-технології питання інформаційного аналізу і синтезу здатної навчатися бортової системи автономного БПЛА для розпізнавання наземних об'єктів, включаючи природні та інфраструктурні навігаційні орієнтири для функціонування БПЛА в режимі відеонавігації. Одержано такі наукові результати:

1. Для досягнення мети дисертаційного дослідження обрано напрям інформаційного синтезу БСР автономного БПЛА на основі машинного навчання в рамках ІЕІ-технології аналізу даних. Основна перевага методів інформаційно-екстремального машинного навчання перед відомими методами

полягає в тому, що вони розробляються в рамках функціонального підходу до моделювання когнітивних процесів природного інтелекту при формуванні та прийнятті класифікаційних рішень. Необхідність подальшого розвитку методів ІЕІ-технології обумовлена невирішеними питаннями надання вирішальним правилам адаптивності до довільних початкових умов формування цифрових зображень наземних об'єктів. Крім того, невирішеними питаннями, яким присвячена дисертаційна робота, є розроблення методів інформаційно-екстремального машинного навчання БСР за умов суттєвого перетину класів розпізнавання, відносно малої середньої міжкласової відстані та великої потужності алфавіту класів розпізнавання, що суттєво впливає на величину повної ймовірності прийняття правильних класифікаційних рішень.

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

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

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



полярної системи координат зчитування яскравості зображення наземного об'єкта при формуванні структурованого вектору ознак розпізнавання.

5. Запропоновано функціональну категорійну модель інформаційно-екстремального машинного навчання БСР з ітераційною оптимізацією розміру кадру, що дозволяє при реалізації інформаційно-екстремального машинного навчання БСР збільшувати рівень глибини навчання з метою підвищення повної ймовірності прийняття правильних класифікаційних рішень.

6. Формалізована постановка задачі інформаційного синтезу і запропонована функціональна категорійна модель інформаційно-екстремального машинного навчання БСР з оптимізацією вагових коефіцієнтів *RGB*-складових дозволяють підвищити інформативність вхідного опису системи шляхом фільтрації неінформативних ознак розпізнавання.

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

8. Показано, що визначення місцезнаходження БПЛА в режимі відеонавігації зводиться до мінімізації функції сумарної квадратичної помилки між координатами наземних орієнтирів і місцезнаходження БПЛА.

Основні наукові результати, наведені в другому розділі, опубліковано в працях автора [1, 4–15].

## РОЗДІЛ 3 ОПТИМІЗАЦІЯ ПАРАМЕТРІВ МАШИННОГО НАВЧАННЯ АВТОНОМНОЇ БОРТОВОЇ СИСТЕМИ РОПІЗНАВАННЯ НАЗЕМНИХ ОБ'ЄКТІВ

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

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

автономних БПЛА є застосування ідей і методів машинного навчання та розпізнавання образів. При цьому достовірність пошуку та розпізнавання наземних об'єктів на електронному зображенні регіону залежить в основному від двох основних умов:

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

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

Згідно з функціональною категорійною моделлю (рис. 2.5) загальна схема алгоритму інформаційно-екстремального машинного навчання другого рівня глибини полягає в реалізації двохциклічної ітераційної процедури оптимізації параметра  $\delta$  поля контрольних допусків на ознаки розпізнавання шляхом пошуку глобального максимуму інформаційного критерію (2.2) в робочій області визначення його функції [62].

$$\delta^* = \arg \max_{G_\delta} \left[ \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \max_{G_{E_m} \cap \{k\}} E_m^{(k)} \right], \quad (3.1)$$

де  $E_m^{(k)}$  – значення інформаційного критерію оптимізації, обчислене на  $k$ -му кроці машинного навчання;  
 $G_\delta$  – область допустимих значень параметра поля контрольних допусків на ознаки розпізнавання;  
 $G_{E_m}$  – робоча область визначення функції інформаційного критерію (2.2) оптимізації параметрів машинного навчання бортової системи для розпізнавання реалізацій класу  $X_m^o$ ;  
 $\{k\}$  – впорядкована множина кроків машинного навчання.

Розглянемо схему алгоритму інформаційно-екстремального машинного навчання БСР за процедурою (3.1) з паралельною оптимізацією системи контрольних допусків на ознаки розпізнавання, за якою параметр  $\delta$  поля контрольних допусків змінюється одночасно для всіх ознак. Водночас вхідними даними є: тривимірний масив вхідної навчальної матриці  $\{y[m, j, i]\}, m = \overline{1, M}, j = \overline{1, n}, i = \overline{1, N}$  для заданого алфавіту  $\{X[m]\}$  класів розпізнавання, які характеризують відповідні зони інтересу на місцевості, та нормоване поле  $\delta_H$  допусків на ознаки розпізнавання, яке визначає область значень контрольних допусків.

Основними етапами машинного навчання є:

- визначення базового класу розпізнавання  $X_1^0$ , для якого задається система нижніх та верхніх контрольних допусків на ознаки розпізнавання, яка оптимізується в процесі машинного навчання;
- оптимізація параметрів машинного навчання для заданого рівня глибини, наприклад, за двохциклічною процедурою (3.1);
- побудова вирішальних правил за отриманими в процесі машинного навчання оптимальними геометричними параметрами контейнерів класів розпізнавання;
- функціональне тестування з метою перевірки безпомилковості за навчальною вибіркою вирішальних правил;
- перевірка функціональної ефективності машинного навчання БСР режимі екзамену.

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

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

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

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

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

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

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

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

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

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

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

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

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

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

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

15) за навчальними матрицями класу розпізнавання  $X[m]$  і його найближчого сусіда обчислюється інформаційний критерій  $E[m, k]$  оптимізації параметрів машинного навчання, наприклад, нормований ентропійний критерій Кузьміна І. В. [160]. У праці [62] запропоновано модифікацію критерію Кузьміна І. В. для двох альтернативних рішень з апіорно рівноймовірними гіпотезами, який представимо у вигляді

$$\begin{aligned}
 E[m, k] = 1 + 0,5 * \left\{ \frac{D1[m, k]}{D1[m, k] + \beta[m, k]} \log_2 \frac{D1[m, k]}{D1[m, k] + \beta[m, k]} + \right. \\
 + \frac{\alpha[m, k]}{\alpha[m, k] + D2[m, k]} \log_2 \frac{\alpha[m, k]}{\alpha[m, k] + D2[m, k]} + \\
 + \frac{\beta[m, k]}{D1[m, k] + \beta[m, k]} \log_2 \frac{\beta[m, k]}{D1[m, k] + \beta[m, k]} + \\
 \left. + \frac{\alpha[m, k]}{\alpha[m, k] + D2[m, k]} \log_2 \frac{\alpha[m, k]}{\alpha[m, k] + D2[m, k]} \right\}, \quad (3.3)
 \end{aligned}$$

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

$\beta[m, k]$  – помилка другого роду;

$\alpha[m, s]$  – помилка першого роду;

$D2[m, k]$  – друга достовірність;

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

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

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

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

19) обчислюється усереднене за алфавітом класів розпізнавання максимальне значення  $\bar{E}^*$  критерію (3.3);

20) за базовий приймається клас розпізнавання, для якого значення

критерію  $\bar{E}^*$  є максимальним;

## 21) ЗУПИН.

Після визначення базового класу запускається процедура (3.1) машинного навчання БСР з оптимізацією системи контрольних допусків на ознаки розпізнавання. При цьому якщо основною функцією внутрішнього циклу процедури (3.1) є визначення оптимальних в інформаційному розумінні геометричних параметрів класів розпізнавання, то функцією зовнішнього циклу є зміна на кожному кроці машинного навчання параметра  $\delta$  в межах поля нормованих допусків і визначення його оптимального значення при досягненні інформаційним критерієм глобального максимуму. Отже, в процесі машинного навчання визначаються оптимальний параметр  $\delta^*$  поля контрольних допусків на ознаки розпізнавання і оптимальні геометричні параметри контейнерів класів розпізнавання:

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

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

Оскільки ентропійний критерій є функціоналом від точнісних характеристик, то за репрезентативного обсягу навчальної вибірки на практиці згідно з працею [153] слід користуватися робочою формулою критерію (3.3), який представимо у вигляді

$$E[m, k] = 1 + \frac{1}{2} \left( \frac{K1[m, k]}{K1[m, k] + K3[m, k]} \log_2 \frac{K1[m, k]}{K1[m, k] + K3[m, k]} + \frac{K2[m, k]}{K2[m, k] + K4[m, k]} \log_2 \frac{K2[m, k]}{K2[m, k] + K4[m, k]} + \frac{K3[m, k]}{K1[m, k] + K3[m, k]} \log_2 \frac{K3[m, k]}{K1[m, k] + K3[m, k]} + \frac{K4[m, k]}{K2[m, k] + K4[m, k]} \log_2 \frac{K4[m, k]}{K2[m, k] + K4[m, k]} \right). \quad (3.4)$$

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

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

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

$K4[m, k]$  – кількість подій, які означають неналежність “чужих” реалізацій класу розпізнавання  $X_m^o$  ;

$n_{\min}$  – мінімальний обсяг репрезентативної навчальної вибірки, який визначається за методом, запропонованим у праці [62].

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

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

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

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

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



вирішальних правил, то вони заносяться в пам'ять БОЕМ автономного БПЛА і використовуються безпосередньо в робочому режимі. Для гіперсферичних класифікаторів уточнені автором продукційні вирішальні правила мають вигляд [153]

$$(\forall X_m^o \in \mathfrak{R}^{|M|})(\forall x_e \in \mathfrak{R}^{|M|}) \left[ \text{if } [(\mu_m > 0) \& (\mu_m = \max_{\{m\}} \{\mu_m\})] \text{ then } x_e \in X_m^o \text{ else } x_e \notin X_m^o \right], \quad (3.5)$$

де  $x_e$  – экзаменаційна реалізація, що розпізнається;

$\mu_m$  – функція належності реалізації  $x_e$  до класу розпізнавання  $X_m^o$ .

Для гіперсферичного класифікатора уточнена автором функція належності реалізації  $x_e$  до класу розпізнавання  $X_m^o$  має вигляд [62]

$$\mu_m = 1 - \frac{d(x_e \oplus x_m^*)}{d_m^*}, \quad (3.6)$$

де  $d(x_e \oplus x_m^*)$  – кодова відстань Хеммінга між реалізацією  $x_e$  та

оптимальною усередненою реалізацією  $x_m^*$  класу розпізнавання  $X_m^o$ ;

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

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

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

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

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

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

- 1) обнулення лічильника числа кадрів:  $kd := 0$ ;
- 2) ініціалізація лічильника числа кадрів:  $kd := kd + 1$ ;
- 3) обнулення лічильника класів розпізнавання:  $m := 0$ ;
- 4)  $m := m + 1$ ;
- 5) обнулення лічильника числа векторів ознак у навчальній матриці кадра зображення:  $j := 0$ ;
- 6)  $j := j + 1$ ;
- 7) обчислення функції належності (3.6);
- 8) порівняння: якщо  $j \leq n$ , то виконується пункт 6, інакше – пункт 9;
- 9) обчислення усередненої функції належності (3.6):

$$\bar{\mu}_m = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \mu_{m,j}; \quad (3.7)$$

- 10) порівняння: якщо  $m \leq M$ , то виконується пункт 4, інакше – пункт 11;
- 11) визначення класу розпізнавання за максимальним значенням функції (3.7);
- 12) якщо для всіх класів розпізнавання максимальні значення функції (3.6) від'ємні, то кадр не ідентифікується;
- 13) порівняння: якщо  $kd \leq K$ , то виконується пункт 2, інакше – пункт 15;
- 14) ЗУПИН.

Таким чином, ідентифікація кадрів цифрового зображення місцевості здійснюється шляхом визначення за вирішальними правилами (3.5) належності реалізації, що розпізнається, до контейнеру відповідного класу розпізнавання. Водночас через малу обчислювальну трудомісткість вирішальних правил забезпечується висока оперативність прийняття

класифікаційних рішень, що є одним з важливих показників функціональної ефективності БСР автономного БПЛА.

Розглянутий вище алгоритм інформаційно-екстремального машинного навчання БСР реалізовано на прикладі ідентифікації кадрів зображення місцевості (рис. 3.1), одержаного за результатами аерофотозйомки [162].



Рисунок 3.1 – Загальний план місцевості

Для формування вхідної навчальної матриці яскравості зображення місцевості розбивалося на кадри розміром  $50 \times 50$  пікселів. Як зони інтересу обрано автомобільну дорогу – клас розпізнавання  $X_1^o$ , ліс – клас розпізнавання  $X_2^o$ , поле – клас розпізнавання  $X_3^o$  і трав'яний покрив – клас розпізнавання  $X_4^o$ . Обрані кадри зображень показано на рисунку 3.2.



Рисунок 3.2 – Зображення кадрів зон інтересу: *a* – клас  $X_1^o$ ); *б* – ліс (клас  $X_2^o$ ); *в* – поле (клас  $X_3^o$ ); *г* – трав'яний покрив (клас  $X_4^o$ )

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

На рисунку 3.3 показано графік залежності інформаційного критерію (3.3) від параметра  $\delta$  поля контрольних допусків на ознаки розпізнавання, одержаний у процесі інформаційно-екстремального машинного навчання з паралельною оптимізацією контрольних допусків.

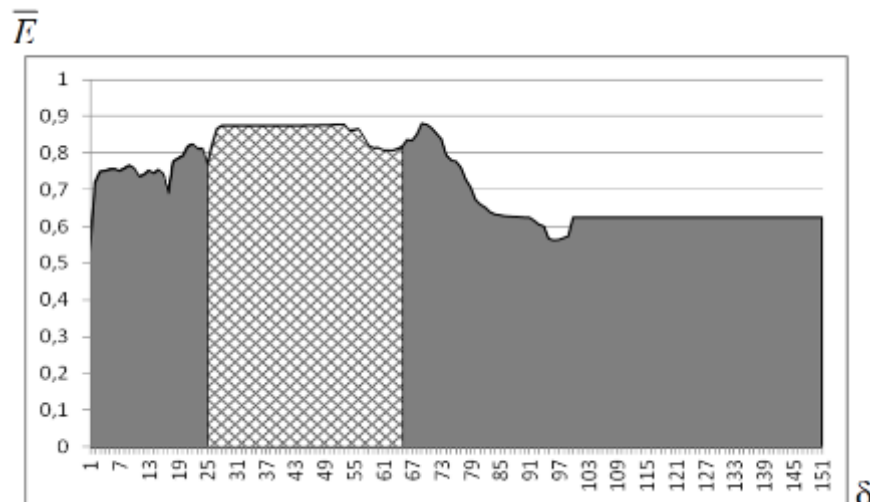


Рисунок 3.3 – Графік залежності інформаційного критерію оптимізації від параметра поля контрольних допусків

На рисунку 3.3 штрихована ділянка графіку позначає робочу (допустиму) область визначення функції інформаційного критерію оптимізації параметрів машинного навчання, в якій виконуються умови:  $D_{1,m} > 0,5$  і  $D_{2,m} > 0,5$ , тобто перша і друга достовірності перевершують відповідно помилки першого і другого роду. Крім того, права межа робочої області

визначається за умови недопущення “поглинання” одним класом іншого:

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

що є принциповим обмеженням при застосуванні радіально-базисних функцій.

Аналіз рисунку 3.3 показує, що через наявність у робочій області ділянки типу “плато” визначення максимального значення інформаційного критерію (3.3) не є однозначним. Оскільки вибір параметра  $\delta$  поля контрольних допусків суттєво впливає на ступінь перетину класів розпізнавання, то для його визначення в цьому випадку слід скористатися запропонованим у праці [62] так званим коефіцієнтом нечіткої компактності, який має такий уточнений автором вигляд:

$$l_{m,c} = \frac{d_m^*}{d(x_m^* \oplus x_c^*)}, \quad (3.8)$$

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

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

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

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

За умови мінімального значення коефіцієнта (3.8) на ділянці типу плато оптимальний параметр поля контрольних допусків на ознаки розпізнавання дорівнює  $\delta^* = 28$  градацій яскравості пікселів рецепторного поля кадрів зображень. При цьому максимальне нормоване значення усередненого за

алфавітом класів розпізнавання критерію оптимізації дорівнює  $\bar{E}^* = 0,88$ . На рисунку 3.4 показано значення оптимальних контрольних допусків для всіх ознак розпізнавання.

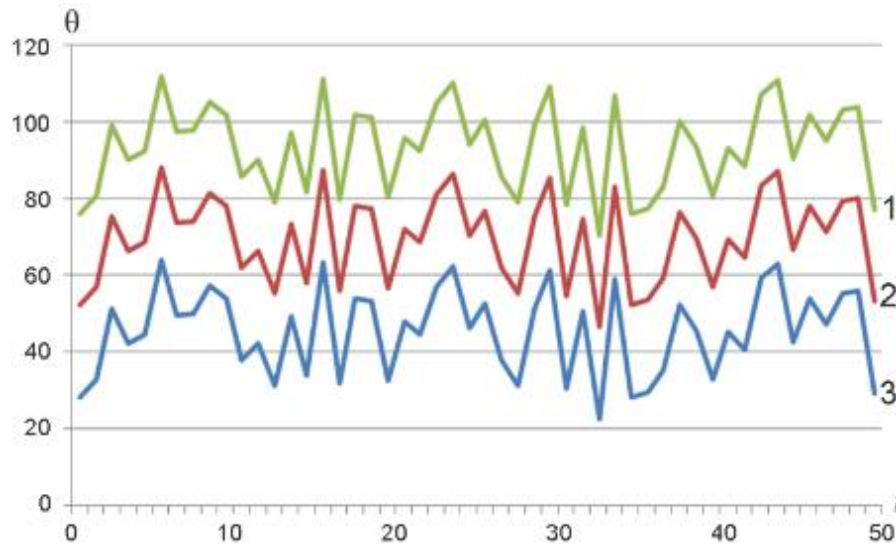


Рисунок 3.4 – Система контрольних допусків на ознаки розпізнавання

На рисунку 3.4 крива 1 визначає оптимальні верхні контрольні допуски на ознаки розпізнавання; крива 2 – усереднену реалізацію класу розпізнавання  $X_4^o$ , відносно якої встановлюється система контрольних допусків для заданого алфавіту класів розпізнавання, і крива 3 визначає оптимальні нижні контрольні допуски на ознаки розпізнавання.

Оскільки вирішальні правила (3.5) будуються в рамках геометричного підходу, то для їх створення необхідно знати геометричні параметри контейнерів класів розпізнавання. На рисунку 3.5 показано результати оптимізації в процесі інформаційно-екстремального машинного навчання БСР радіусів контейнерів класів розпізнавання при оптимальній системі контрольних допусків. Аналіз рисунку 3.5 показує, що оптимальні радіуси контейнерів класів розпізнавання в кодових одиницях Хеммінгової відстані дорівнюють:  $d_1^* = 7$  для класу розпізнавання  $X_1^o$ ,  $d_2^* = 17$  для класу розпізнавання  $X_2^o$ ,  $d_3^* = 10$  для класу розпізнавання  $X_3^o$  і  $d_4^* = 8$  для класу розпізнавання  $X_4^o$ .

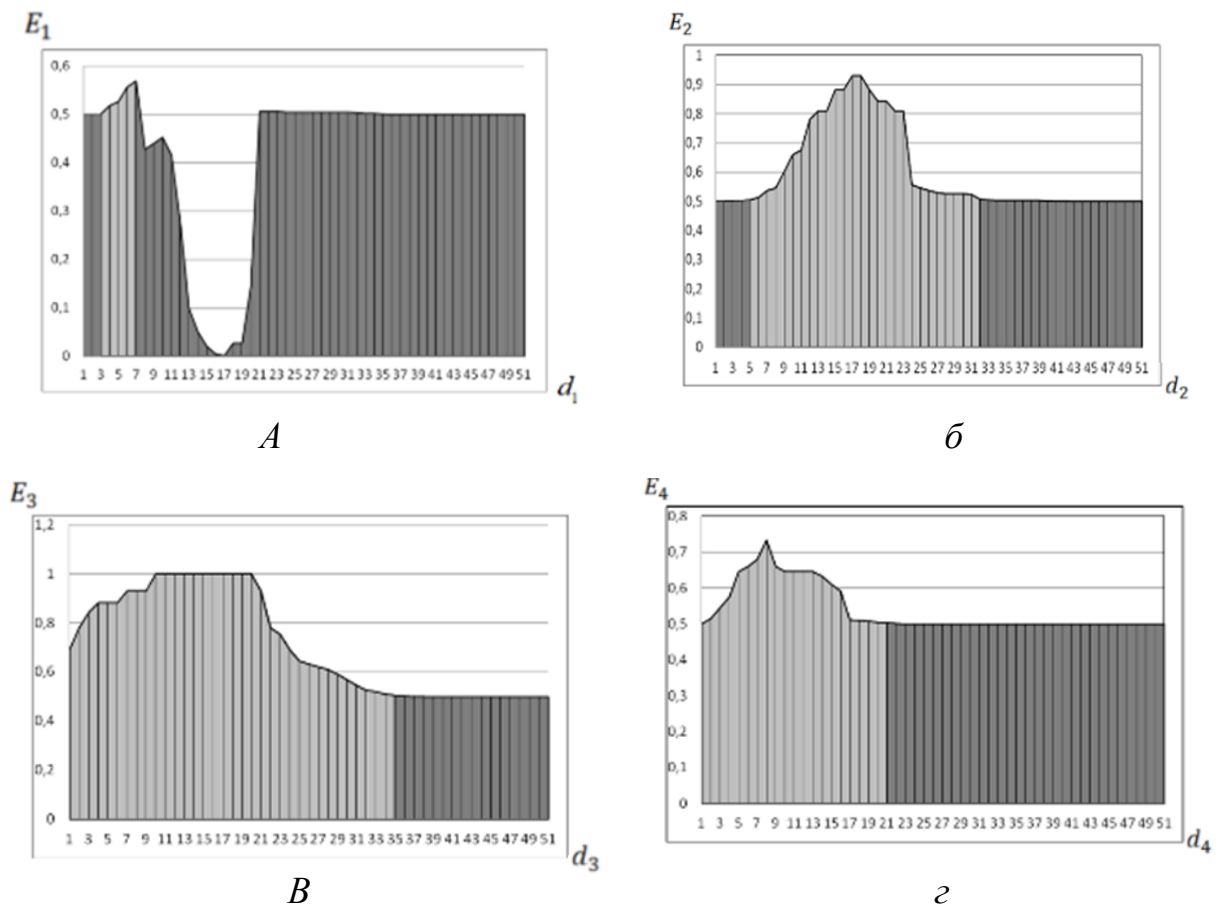


Рисунок 3.5 – Графіки залежності інформаційного критерію (3.4) від радіусів контейнерів:  $a$  – клас розпізнавання  $X_1^o$ ;  $b$  – клас розпізнавання  $X_2^o$ ;  $в$  – клас розпізнавання  $X_3^o$ ;  $г$  – клас розпізнавання  $X_4^o$

Оптимальним параметрам контейнерів класів розпізнавання відповідають такі значення критерію оптимізації та точнісних характеристик класифікаційних рішень: для класу розпізнавання  $X_1^o$  –  $E_1^* = 0,58$  (перша достовірність  $D_1^* = 0,82$ , помилка другого роду  $\beta^* = 0,09$ ), для класу розпізнавання  $X_2^o$  –  $E_2^* = 0,92$  ( $D_1^* = 0,96$ ;  $\beta^* = 0,02$ ), для класу розпізнавання  $X_3^o$  –  $E_3^* = 1,00$  ( $D_1^* = 1,00$ ;  $\beta^* = 0$ ) і для класу розпізнавання  $X_4^o$  –  $E_4^* = 0,73$  ( $D_1^* = 0,86$ ;  $\beta^* = 0,03$ ).

У режимі екзамену з метою перевірки функціональної ефективності машинного навчання БСР було за вирішальними правилами (3.5) здійснено



ідентифікацію кадрів, показаних на рисунку 3.2. На рисунку 3.6 показано сформовану в процесі ідентифікації кадрів електронну карту місцевості з позначеними згідно з номерами класів розпізнавання зонами інтересу. На рисунку 3.6 кадри пронумеровано згідно з номерами класів розпізнавання: 1 – автомагістраль; 2 – ліс; 3 — поле і 4 – трав'яний покрив.



Рисунок 3.6 – Сегментована електронна карта регіону

Аналіз рисунку 3.6 показує, що з найбільшою достовірністю були ідентифіковані кадри «поле» – 0,94 і «трав'яний покрив» – 0,92, а достовірність ідентифікації кадрів «ліс» і «автомагістраль» дорівнює 0,86 і 0,84 відповідно. Водночас варто підкреслити, що основним шляхом підвищення точності ідентифікації кадрів у рамках ІЕІ-технології є збільшення глибини машинного навчання.

Таким чином, синтезована БСР має можливість визначати пріоритетну зону інтересу. Якщо такою зоною є «автомобільна дорога», то може



запускатися алгоритм розпізнавання, наприклад, наземного транспортного засобу, що розшукується.

Зображення кадрів, показаних на рисунках 3.2б–3.2г, відносяться до типу «текстура», а зображення кадру автомобільної дороги (рис. 3.2а) є нестационарним за яскравістю. Крім того, дорога може займати довільне положення в різних кадрах. З метою забезпечення інваріантності вирішальних правил до зсуву і повороту наземних об'єктів у рамках кадрів формування вхідної навчальної матриці в подальших дослідженнях здійснювалося шляхом оброблення зображень у полярній системі координат. При формуванні вхідної навчальної матриці кадрів, показаних на рисунку 3.2, усереднена яскравість пікселів кожного кола зчитування, побудованого навколо геометричного центру кадру розміром  $50 \times 50$  пікселів, обчислювалася за формулою [164]

$$\Theta_j = \frac{1}{N_j} \sum_{i=1}^{N_j} \theta_i, \quad (3.9)$$

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

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

$N_j$  – загальна кількість пікселів у  $j$ -му колі зчитування.

На рис. 3.7 показано одержані за формулою (3.9) *RGB*-криві яскравості показаного на рис. 3.2а кадру класу розпізнавання  $X_1^o$  – автомобільна дорога. За одержаними в процесі квантування за радіусом кола зчитування дискретами *RGB*-кривих яскравості було сформовано реалізації вхідної навчальної матриці для показаних на рисунку 3.2 кадрів зображення.

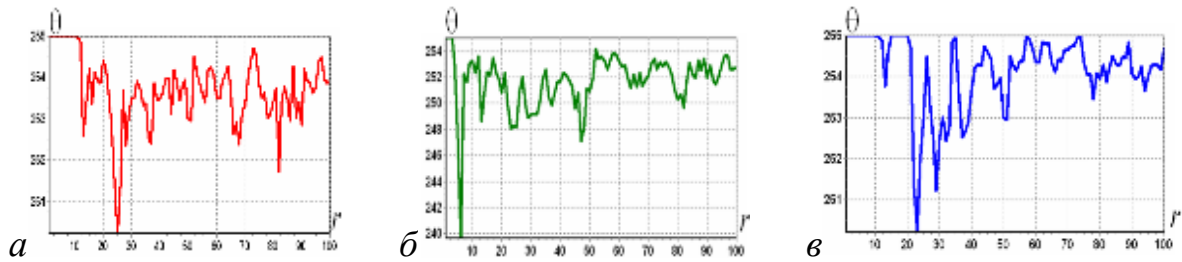


Рисунок 3.7 – Криві яскравості  $RGB$ -компонент кадру класу розпізнавання

$X_1^o$ :  $a$  – червона складова;  $b$  – зелена складова;  $v$  – синя складова

Алгоритм інформаційно-екстремального машинного навчання БСР з оптимізацією системи контрольних допусків на ознаки розпізнавання так само реалізовано у вигляді двохциклічної процедури (3.1) пошуку глобального максимуму інформаційного критерію в робочій області визначення його функції. Як інформаційний критерій оптимізації параметрів машинного навчання розглядався модифікований ентропійний критерій (3.3). Отримані на етапі екзамену результати порівнювалися з результатами ідентифікації аналогічних вище наведених кадрів, які оброблялися в декартовій системі координат. Наприклад, при обробленні цих зображень у полярній системі координат за формулою (3.9) повна ймовірність правильної ідентифікації кадру класу  $X_3^o$  (фрагмент автомобільної дороги), обчислена за результатами екзамену, дорівнювала  $P_t = 0,92$  проти ймовірності  $P_t = 0,73$ , отриманої при обробленні цих же зображень у декартовій системі координат. Водночас достовірності ідентифікації кадрів інших класів розпізнавання практично не відрізнялися, оскільки їх зображення відносяться до типу “текстура”, тобто вони є стаціонарними за яскравістю.

Таким чином, алгоритм машинного навчання БСР за навчальними матрицями, сформованими при обробленні кадрів у полярній системі координат, дозволяє забезпечити інваріантність вирішальних правил при ідентифікації зображень кадрів, сформованих за довільних початкових умов. Водночас оброблення зображень наземних об’єктів у полярній системі

координат надає ознакам розпізнавання властивість інваріантності до довільного положення наземного об'єкту в кадрі зони інтересу.

### 3.2 Інформаційно-екстремальне машинне навчання бортової системи розпізнавання наземних малогабаритних об'єктів

Однією з надскладних функціональних задач автономного БПЛА є розпізнавання малогабаритних наземних об'єктів, у тому числі транспортних засобів, що рухаються на автомагістралі. Основним шляхом підвищення функціональної ефективності БСР є її інформаційний синтезу на основі машинного навчання та розпізнавання образів. Водночас функціональна ефективність машинного навчання БСР у значній мірі залежить від методу оброблення зображення наземного транспортного засобу. Крім того, побудовані в процесі машинного навчання вирішальні правила повинні бути інваріантними до положення об'єкту розпізнавання в зоні кадру інтересу.

Розглянемо метод оброблення зображення наземного транспортного засобу та проаналізуємо вплив сформованого за цим методом вхідного математичного опису на функціональну ефективність інформаційно-екстремального машинного навчання БСР автономного БПЛА.

Вхідними даними алгоритму інформаційно-екстремального машинного навчання БСР є навчальна матриця яскравості пікселів рецепторного поля зображень транспортних засобів. З метою забезпечення інваріантності побудованих за результатами машинного навчання вирішальних правил до зсуву і повороту об'єктів у рамках кадрів зони інтересу формування вхідної навчальної матриці здійснювалося шляхом оброблення зображень у полярній системі координат. При цьому усереднена яскравість пікселів, які входять у коло зчитування  $r$ -го радіусу, побудованого навколо центру полярної системи координат, обчислювалася за формулою (3.9). На рисунку 3.8 схематично показано оброблення зображення об'єкту розпізнавання в полярних координатах за формулою (3.9).

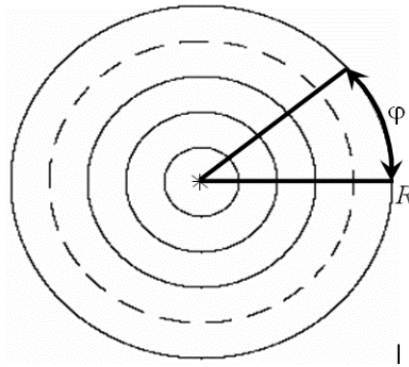


Рисунок 3.8 – Схема оброблення зображення

Отримані за формулою (3.8) усереднені яскравості пікселів всіх кіл зчитування утворюють структуровану реалізацію вхідної навчальної матриці відповідного класу розпізнавання.

Оброблення зображення в полярній системі координат потребує визначення на рухомому об'єкті центру системи координат. Як приклад розглянемо машинне навчання автономного БПЛА для розпізнавання автомобілів, які знаходяться на автомагістралі та займають довільне положення в кадрі зони інтересу (рис. 3.9). З метою перевірки релевантності методу та функціональної ефективності інформаційно-екстремального машинного навчання БСР автомобілі спеціально підібрані однотоновими за кольором та з приблизно однаковими контурами і габаритами.



Рисунок 3.9 – Зображення автомобілів: *а* – клас розпізнавання  $X_1^o$ ;

*б* – клас розпізнавання  $X_2^o$ ; *в* – клас розпізнавання  $X_3^o$

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

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

2) здійснюється квантування яскравостей пікселів кадру зони інтересу за правилом

3)

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

де  $\eta_n$  – яскравість  $n$ -го пікселя кадру;

$\eta$  – рівень квантування яскравості, який задається або може безпосередньо оптимізуватися в процесі машинного навчання з урахуванням освітленості, пори доби та погодних умов;

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

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

$$\bar{n}_c = \frac{1}{b_{\Sigma}^{(1)}} \sum_{n=1}^{b_{\Sigma}^{(1)}} b_n^{(1)} \quad (3.10)$$

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

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

7) координати пікселів в області з радіусом  $R$  перетворюються в координати полярної системи відносно її центру  $(x_c, y_c)$ ;

8) формуються масиви пікселів, координати яких мають однакові радіуси  $R_r, r = \overline{0, R}$ ;

9) для кожної  $RGB$ -складової зображення об'єкту обчислюється за формулою (3.9) усереднена яскравість  $\Theta_r$  пікселів, які входять у масив  $r$ -го радіусу;

10) формується структурована реалізація вхідної навчальної матриці, в якій ознаками розпізнавання є значення яскравості  $\Theta_r, r = \overline{0, R}$  для всіх  $RGB$ -компонент зображення.

Отже, сформована вхідна навчальна матриця є інваріантною до положення транспортного засобу в кадрі зони інтересу, оскільки усереднене значення яскравості пікселів кола зчитування є постійним при довільній орієнтації автомобіля в кадрі зони інтересу. Для визначення центру полярної системи координат на автомобілі було розроблено комп'ютерну програму Class SelectedObject, на яку автором отримано свідоцтво на реєстрацію авторського права [16]. Крім того, ця програма обробляє зображення об'єкту в полярній системі координат і формує вхідну навчальну матрицю БСР.

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

Інформаційно-екстремальне машинне навчання бортової системи БПЛА для розпізнавання автомобілів (рис. 3.9) здійснювалося спочатку з

паралельною оптимізацією контрольних допусків, а потім з метою покращення результату було збільшено рівень глибини машинного навчання шляхом реалізації послідовної оптимізації контрольних допусків.

Як критерій оптимізації параметрів машинного навчання розглядалася модифікована в працях [62, 161] інформаційна міра Кульбака-Леблера (далі в тексті міру будемо називати за прізвищем першого автора). Експериментально доведено, що модифіковані міра Кульбака і ентропійний критерій Кузьміна (3.3) дають однакові результати оптимізації параметрів машинного навчання. Виразимо для двохальтернативних рішень і апріорно рівноймовірних гіпотез модифікований критерій Кульбака, який обчислюється на  $k$ -му кроці машинного навчання розпізнавати реалізації класу розпізнавання  $X_m^o$ , як функціонал від першої достовірності і помилки другого роду:

$$E[m, k] = \{D1[m, k] - \beta[m, k]\} \log_2 \left\{ \frac{1 + D1[m, k] - \beta[m, k] + 10^{-\lambda}}{1 - D1[m, k] + \beta[m, k] + 10^{-\lambda}} \right\}, \quad (3.11)$$

де  $10^{-\lambda}$  – достатньо мале число, яке введено для уникнення поділу на нуль. Оскільки інформаційний критерій (3.11) є функціоналом від точнісних характеристик, то за репрезентативного обсягу навчальної вибірки необхідно користуватися оцінками першої достовірності та помилки другого роду:

$$D[m, k] = \frac{K1[m, k]}{n_{\min}}; \quad \beta[m, k] = \frac{K3[m, k]}{n_{\min}}. \quad (3.12)$$

Після підстановки оцінок (3.11) у формулу (3.10) робоча формула для обчислення модифікованого критерію Кульбака :приймає вигляду

$$E[m, k] = \frac{1}{n_{\min}} \{K1[m, k] - K3[m, k]\} \log_2 \left\{ \frac{n_{\min} + K1[m, k] - K3[m, k] + 10^{-\lambda}}{n_{\min} - K1[m, k] + K3[m, k] + 10^{-\lambda}} \right\}. \quad (3.13)$$

Нормована форма критерію (3.13) представляється у вигляді

$$E_K[m,k] = \frac{E[m,k]}{E[m,k]_{\max}}, \quad (3.14)$$

де  $E[m,k]_{\max}$  – максимальне значення інформаційного критерію при підстановці в формулу (3.13) значень коефіцієнтів  $K1[m,k] = n_{\min}$  і  $K3[m,k] = 0$ , тобто приймається, що  $D1[m,k] = 1$  і  $\beta[m,k] = 0$ .

Вхідна навчальна матриця розміром 50x50 пікселів формувалася шляхом рядкового зчитування яскравості в декартовій системі координат. Спочатку машинне навчання БСР здійснювалося з паралельною оптимізацією контрольних допусків, при якій на кожному кроці машинного навчання контрольні допуски змінювалися одночасно для всіх ознак розпізнавання. Інформаційний критерій (3.13) обчислювався при  $n_{\min} = 40$  і  $\lambda = 2$ . На рисунку 3.10 показано графік залежності усередненого за алфавітом класів розпізнавання нормованого критерію (3.14) від параметра поля контрольних допусків  $\delta$ , отриманий у процесі машинного навчання за процедурою (3.1).

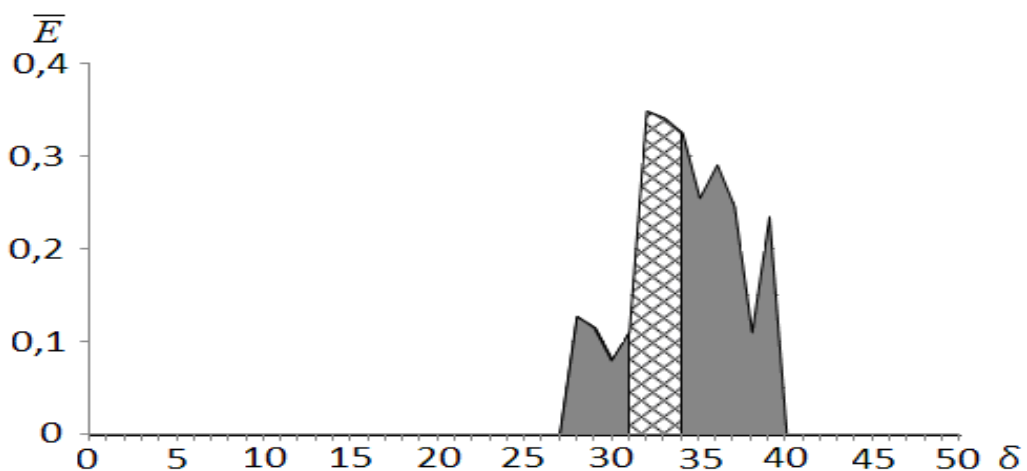


Рисунок 3.10 – Графік залежності інформаційного критерію (3.14) від параметра поля контрольних допусків на ознаки розпізнавання



Аналіз рисунку 3.10 показує, що максимальне значення критерію дорівнює  $\bar{E}^* = 0,37$ . Водночас оптимальне значення параметра поля контрольних допусків на ознаки розпізнавання дорівнює  $\delta^* = 33$  градацій яскравості.

Для побудови вирішальних правил (3.5) необхідно знати оптимальні геометричні параметри контейнерів класів розпізнавання. На рисунку 3.11 показано графіки залежності інформаційного критерію (3.14) від радіусів контейнерів класів розпізнавання, отримані в процесі оптимізації контрольних допусків на ознаки розпізнавання.

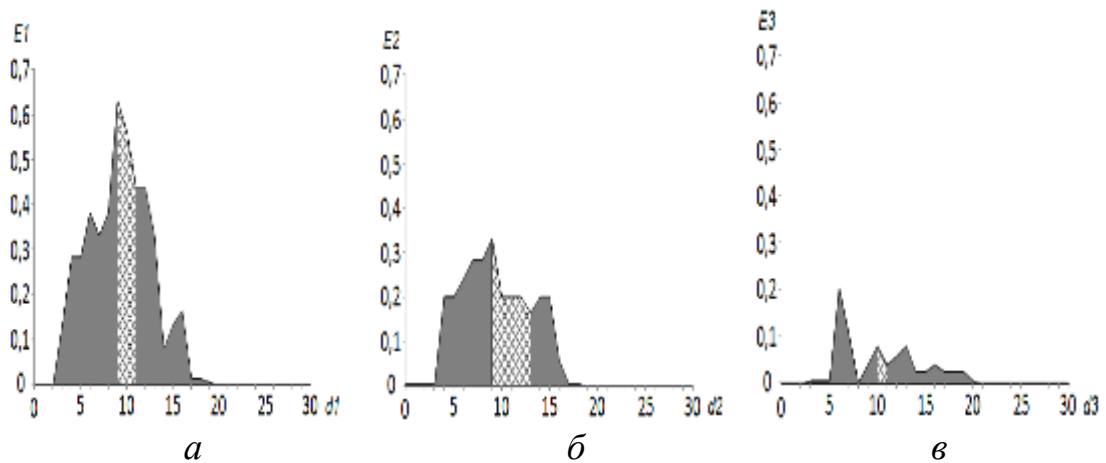


Рисунок 3.11 – Графіки залежності інформаційного критерію від радіусів контейнерів: *a* – клас розпізнавання  $X_1^o$ ; *б* – клас розпізнавання  $X_2$ ; *в* – клас розпізнавання  $X_3^o$

Аналіз рисунку 3.11 показує, що оптимальне значення радіусу контейнера класу розпізнавання  $X_1^o$  дорівнює  $d_1^* = 10$  (тут і далі в кодових одиницях бінарного простору Хеммінга), для класу розпізнавання  $X_2$  –  $d_2^* = 9$  і для класу розпізнавання  $X_3^o$  –  $d_3^* = 11$ .

Результати комп'ютерного моделювання функціонування БСР у режимі екзамени показали, що повна ймовірність правильної класифікації

екзаменаційної реалізації класу розпізнавання  $X_1$  дорівнює  $P_t = 0,84$ , класу розпізнавання  $X_2 - P_t = 0,80$  і класу розпізнавання  $X_3 - P_t = 0,78$ .

Таким чином, інформаційно-екстремальне машинне навчання БСР другого рівня глибини за процедурою (3.1) не забезпечує високу функціональну ефективність. Тому згідно з принципом відкладених рішень Івахненка О. Г. було збільшено глибину машинного навчання БСР з оптимізацією рівня квантування яскравості пікселів кадру зони інтересу згідно із заданим вектором параметрів оптимізації (2.10).

Розглянемо алгоритм інформаційно-екстремального машинного навчання БСР, у процесі якого відбувається відновлення гіперсферичних контейнерів класів розпізнавання шляхом оптимізації координат вектора параметрів машинного навчання (2.10). Вхідними даними є масив вхідної навчальної матриці яскравості, ознаки розпізнавання якої обчислені за формулою (3.9). Крім того задано параметр  $\delta_H$ , який дорівнює половині симетричного нормованого поля допусків на ознаки розпізнавання і визначає область значень параметра оптимізації  $\delta$ .

Згідно з категорійною моделлю (рис. 2.7) алгоритм інформаційно-екстремального машинного навчання БСР автономного БПЛА представимо у вигляді ітераційної процедури максимізації інформаційного критерію оптимізації параметрів машинного навчання

$$\eta^* = \arg \max_{G_\eta} \{ \max_{G_\delta} \{ \max_{G_E \cap \{k\}} \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M E_m^{(k)} \} \}, \quad (3.15)$$

де  $G_\eta$  – область допустимих значень рівня  $\eta$  квантування яскравості пікселів зображення кадру зони інтересу;

$G_\delta$  – допустима область значень параметра  $\delta$  поля контрольних допусків на ознаки розпізнавання.

Внутрішній цикл процедури (3.15) обчислює на кожному кроці машинного навчання інформаційний критерій оптимізації, здійснює пошук його максимального значення в робочій області  $G_E$  і визначає оптимальні геометричні параметри гіперсферичного контейнера класу розпізнавання. Середній цикл оптимізує систему контрольних допусків на ознаки розпізнавання, а зовнішній цикл – рівень квантування яскравості пікселів кадру зони інтересу. Машинне навчання з паралельною оптимізацією контрольних допусків характеризується високою оперативністю, але недостатньо високою повною ймовірністю прийняття правильних класифікаційних рішень. Тому для підвищення функціональної ефективності доцільно при машинному навчанні додатково реалізувати алгоритм послідовної оптимізації контрольних допусків на ознаки розпізнавання. Водночас з метою підвищення оперативності машинного навчання отримане за результатами паралельної оптимізації по суті квазіоптимальне значення параметра поля контрольних допусків приймалося як стартове для алгоритму послідовної оптимізації. Схематично алгоритм інформаційно-екстремального машинного навчання з послідовною оптимізацією контрольних допусків на ознаки розпізнавання представимо у вигляді модифікованої автором процедури [62]

$$\{\delta_i^*\} = \arg \otimes_{l=1}^L \left\{ \max_{G_{\delta_i}} \left[ \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \max_{G_{E_m} \cap \{i_L\}} E_{m,i_L}^{(l)} \right] \right\}, i = \overline{1, N}, \quad (3.16)$$

де  $E_{m,i_L}^{(l)}$  – обчислене на  $l$ -му прогоні процедури (3.16) значення

інформаційного критерію (3.14);

$\otimes$  – символ операції повторення процедури (3.16);

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

$\{i_L\}$  – впорядкована множина ітерацій пошуку глобального максимуму інформаційного критерію оптимізації на  $L$  прогонах процедури (3.16).

Таким чином, інформаційно-екстремальне машинне навчання БСР полягає в реалізації процедури пошуку глобального максимуму функції інформаційного критерію в робочій області її визначення та ітераційного наближення цього максимуму до його граничного максимального значення. Оскільки вирішальні правила розглядаються як функції належності вектору, що розпізнається, одному з класів із заданого алфавіту, то інформаційно-екстремальне машинне навчання можна розглядати як процес дефазифікації апріорно нечіткого розбиття простору ознак на класи розпізнавання.

За результатами інформаційно-екстремального машинного навчання БСР за процедурою (3.15) було визначено оптимальне значення рівня квантування яскравості зображення кадру з транспортним засобом, який дорівнював  $\eta^* = 50$  градацій яскравості.

На рисунку 3.12 показано результат програми Class SelectedObject, на якому хрестиком позначено центри полярної системи координат на автомобілі класу розпізнавання  $X_3^o$  (рис.3.9в) при різних рівнях квантування яскравості пікселів кадру зони інтересу.

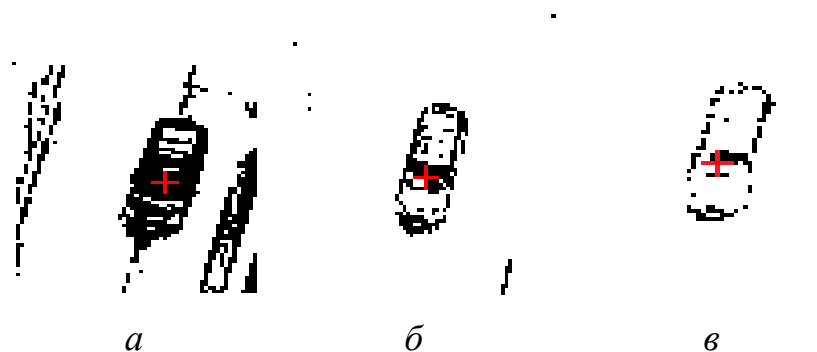


Рисунок 3.12 – Результати програми центрування автомобіля при різних рівнях квантування яскравості (в градаціях яскравості):  $a - \eta = 25$ ;  $b - \eta = 50$ ;

$$в - \eta = 75$$

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

На рисунку 3.13 показано результати програми RecognClass [16], яка для знайдених на автомобілях центрів полярної системи координат згідно з формулою (3.9) обчислює середню яскравість у колах зчитування.

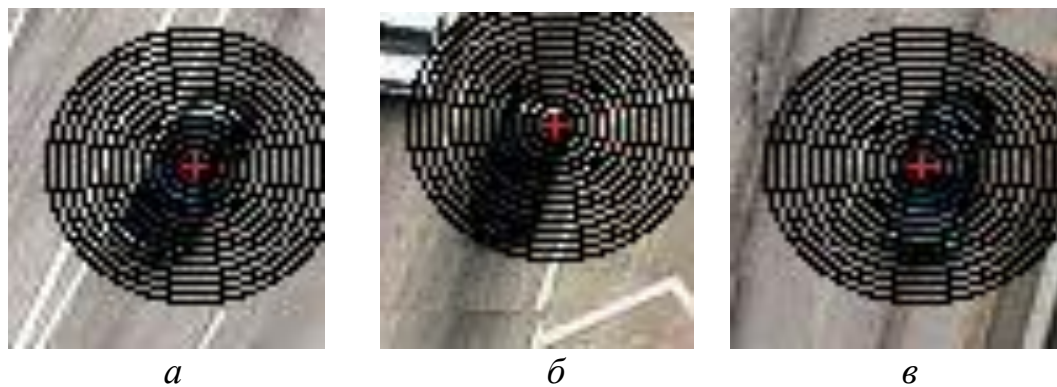


Рисунок 3.13 – Результат визначення центрів системи полярних координат на автомобілях: *а* – клас розпізнавання  $X_1^0$ ; *б* – клас розпізнавання  $X_2^0$ ; *в* – клас розпізнавання  $X_3^0$

На рисунку 3.14 показано графік залежності усередненого за алфавітом класів розпізнавання нормованого інформаційного критерію (3.14) від параметра  $\delta$  поля контрольних допусків на ознаки розпізнавання, отриманий в процесі інформаційно-екстремального машинного навчання з паралельною оптимізацією контрольних допусків при оптимальному рівні квантування яскравості зображення  $\eta^* = 50$ .

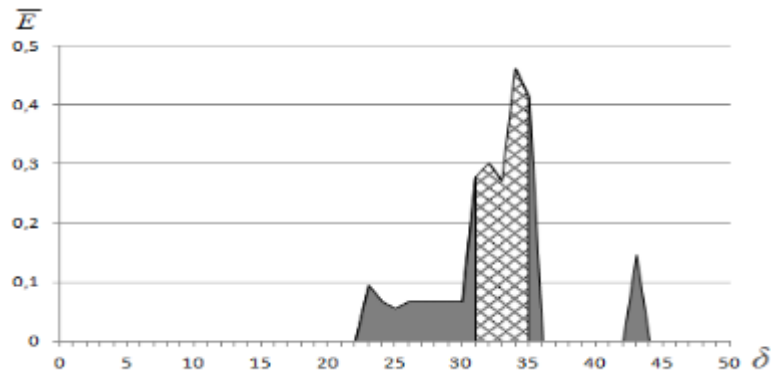


Рисунок 3.14 – Графік залежності інформаційного критерію від параметра  $\delta$  поля контрольних допусків

Аналіз рисунка 3.14 показує, що максимальне значення інформаційного критерію (3.13) у робочій області визначення його функції, отримане при оптимальному рівні квантування яскравості рецепторного поля зображення  $\eta^* = 50$ , дорівнює  $\bar{E}^* = 0,46$  (проти 0,37 при обробленні зображень у декартовій системі координат). Водночас оптимальне значення параметра поля контрольних допусків на ознаки розпізнавання дорівнює  $\delta^* = 33$  градацій яскравості.

Результати машинного навчання за алгоритмом (3.1) при оптимальних значеннях параметра  $\delta^*$  поля контрольних допусків і рівня квантування яскравості забезпечують розділимість класів розпізнавання. Але водночас існує суттєвий перетин класів розпізнавання, що підтверджується невисоким значенням інформаційного критерію оптимізації параметрів машинного навчання. З метою підвищення функціональної ефективності БСР було реалізовано алгоритм (3.16) машинного навчання з послідовною оптимізацією контрольних допусків на ознаки розпізнавання, у процесі якого контрольні допуски послідовно змінювалися для кожної ознаки розпізнавання.

На рисунку 3.15 показано графік зміни усередненого за алфавітом класів розпізнавання нормованого інформаційного критерію (3.14) при послідовній оптимізації контрольних допусків на ознаки розпізнавання. Водночас як

стартові було прийнято контрольні допуски на ознаки розпізнавання, отримані при їх паралельній оптимізації.

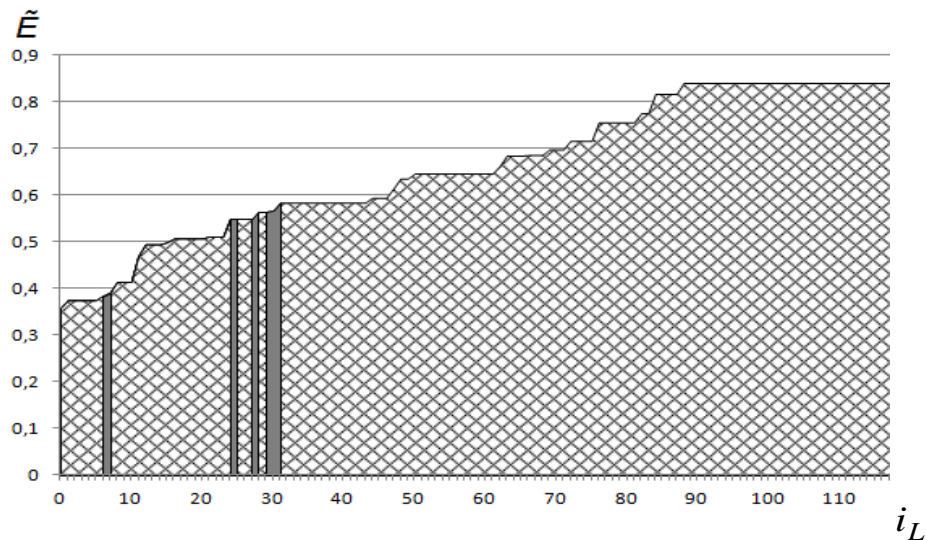


Рисунок 3.15 – Графік зміни інформаційного критерію при послідовній оптимізації контрольних допусків на ознаки розпізнавання

Аналіз рисунка 3.15 показує, що на третьому прогоні алгоритму послідовної оптимізації отримано максимальне значення інформаційного критерію оптимізації  $\bar{E}^* = 0,85$ , яке суттєво перевершує отримане значення при машинному навчанні з паралельною оптимізацією контрольних допусків на ознаки розпізнавання. Кожний прогін процедури (3.15) складався з 30 кроків машинного навчання, що відповідало кількості ознак розпізнавання напівтонового зображення наземного об'єкту при радіусі поляризації  $R = 30$ .

На рисунку 3.16 показано графіки залежності інформаційного критерію (3.13) від величини радіусів контейнерів класів розпізнавання, отримані в процесі паралельно-послідовної оптимізації контрольних допусків на ознаки розпізнавання.

Аналіз рисунка 3.16 показує, що оптимальне значення радіусу контейнера класу розпізнавання  $X_1^o$  дорівнює  $d_1^* = 8$  (тут і далі в кодкових одиницях), для класу  $X_2$  –  $d_2^* = 7$  і для класу  $X_3^o$  –  $d_3^* = 6$ .

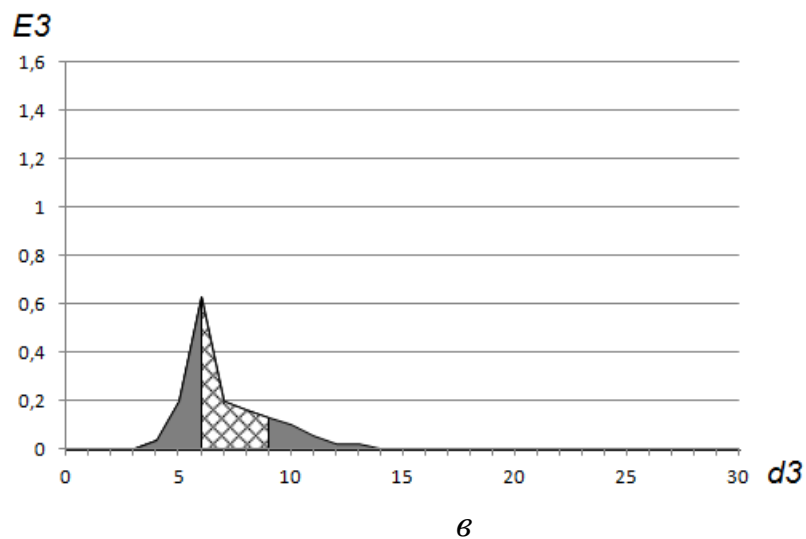
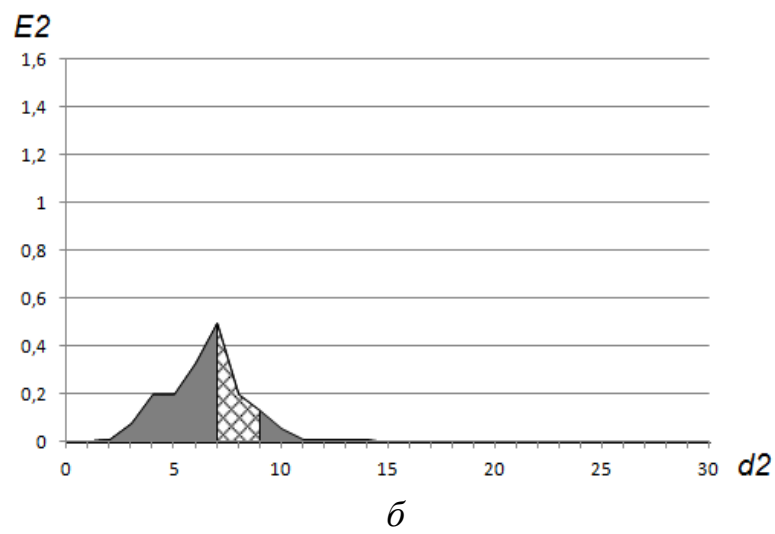
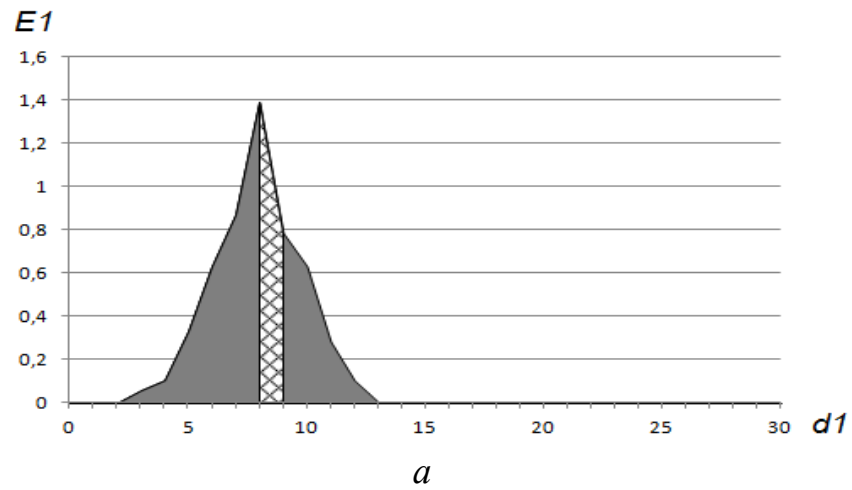


Рисунок 3.16 – Графіки залежності інформаційного критерію від радіусів контейнерів:  $a$  – клас розпізнавання  $X_1^o$ ;  $b$  – клас розпізнавання  $X_2$ ;  $v$  – клас розпізнавання  $X_3^o$



Результати комп'ютерного моделювання БСР у режимі екзамену показали, що повна ймовірність правильного розпізнавання реалізацій класу  $X_1^o$  дорівнює  $P_i = 0,89$ , класу  $X_2^o - P_i = 0,82$  і класу  $X_3^o - P_i = 0,83$ , що є згідно з класифікацією точності машинного навчання [162] достатньо високими показниками функціональної ефективності машинного навчання схожих (близьких у метричному просторі ознак) наземних об'єктів.

Таким чином, оброблення зображень наземних об'єктів у полярній системі координат дозволяє забезпечити інваріантність вирішальних правил до довільних початкових умов формування вхідної навчальної матриці, що підвищує інформативність ознак розпізнавання. Водночас запропонований метод інформаційно-екстремального машинного навчання БСР з оптимізацією рівня квантування яскравості пікселів цифрового зображення дозволяє визначити на наземному об'єкті центр полярної систем координат шляхом фільтрації ознак розпізнавання узбіччя автомобільної дороги та інших транспортних засобів з відмінним пофарбуванням, У разі появи в кадрі зони інтересу фрагменту схожого за кольором автомобіля доцільно здійснювати регуляцію, наприклад, за вище наведеною схемою.

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

Згідно з категорійною моделлю (рис. 2.8) алгоритм інформаційно-екстремального машинного навчання БСР з оптимізацією розміру кадрів цифрового зображення регіону представимо у вигляді ітераційної трьохциклічної процедури пошуку глобального максимуму усередненого за алфавітом класів розпізнавання інформаційного критерію оптимізації в робочій (допустимій) області визначення його функції

$$p^* = \arg \max_{G_p} \{ \max_{G_\delta} \{ \max_{|G_E \cap \{k\}} \bar{E}^{(k)} \} \}, \quad (3.17)$$

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

$\bar{E}^{(k)}$  – обчислений на  $k$ -му кроці машинного навчання усереднений за алфавітом класів розпізнавання інформаційний критерій оптимізації параметрів машинного навчання, заданих структурою (2.13);

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

$G_\delta$  – допустима область значень параметра  $\delta$  поля контрольних допусків на ознаки розпізнавання.

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

Основними етапами інформаційно-екстремального машинного навчання БСР є:

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

2) оптимізація за інформаційним критерієм (2.14) параметрів машинного навчання БСР, які входять у структуру (2.13);

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

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

Визначення базового класу розпізнавання  $X_1^o$  здійснюється за схемою:

- 1) обнулюється лічильник базових класів розпізнавання:  $b := 0$ ;
- 2) ініціалізується лічильник базових класів розпізнавання:  $b := b + 1$ ;
- 3) обнулюється лічильник класів розпізнавання:  $m := 0$ ;
- 4)  $m := m + 1$ ;
- 5) обнулюється лічильник кроків зміни радіусів контейнерів класів розпізнавання:  $k := 0$ ;
- 6) визначається для масиву  $\{y_{m,i}^{(j)}\}$  усереднений вектор  $y_m$ ;
- 7) якщо  $b = b + 1$  і  $m = m + 1$ , то  $y_m := y_b$ , тобто вектор  $y_m$  приймається за базовий і виконується пункт 8, інакше – пункт 9;
- 8) обчислюються для кожної  $i$ -ї ознаки вектора  $y_b$  нижній  $A_{HK,i}[b]$  і верхній  $A_{BK,i}[b]$  контрольні допуски за формулами

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

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

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

$$x_{m,i}^{(j)} = \begin{cases} 1, & \text{якщо } A_{HK,i}[b] < y_{m,i}^j < A_{BK,i}[b]; \\ 0, & \text{якщо інакше.} \end{cases} \quad (3.18)$$

- 10) для масиву  $\{x_{m,i}^{(j)}\}$  визначається двійковий вектор  $x_m$ ;
- 11) якщо  $m \leq M$ , то виконується пункт 4, інакше – пункт 12;
- 12) для множини векторів  $\{x_m\}$  будується матриця кодових відстаней і за нею визначаються пари найближчих сусідів, для яких у процесі машинного

навчання відновлюються гіперсферичні контейнери класів розпізнавання;

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

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

15) обчислюється інформаційний критерій (3.14) оптимізації параметрів машинного навчання;

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

17) визначається у робочій області  $G_E$  максимальне значення  $E_m^{*(k)}$  інформаційного критерію (3.14);

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

19) обчислюється усереднене максимальне значення  $\bar{E}^*$  критерію (3.14);

20) за базовий приймається клас розпізнавання, для якого значення критерію (3.14) є максимальним;

21) ЗУПИН.

Після визначення базового класу запускається процедура (3.17) машинного навчання БСР з оптимізацією системи контрольних допусків на ознаки розпізнавання і розміру кадрів.

Вхідними даними для реалізації процедури (3.17) є алфавіт класів розпізнавання  $\{X_m^o\}$ , в якому клас  $X_1^o$  є базовим; відповідний трьохвимірний масив навчальної матриці  $\{y_{m,i}^{(j)}\}$ ; параметр  $\delta_H$ , який визначає систему нормованих допусків на ознаки розпізнавання і максимальний допустимий розмір  $r_{\max}$  сторони квадратних кадрів цифрового зображення регіону.

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

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

2)  $m := m + 1$ ;

3) обнулення лічильника кроків зміни розміру кадрів зображення

регіону:  $p := 0$ ;

4)  $p := p + 1$ ;

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

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

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

$$A_{H,i} = y_{1,i} - \delta; \quad A_{B,i} = y_{1,i} + \delta, \quad (3.19)$$

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

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

9)  $k := k + 1$ ;

10) формується тривимірний масив бінарної навчальної матриці, елементи якої обчислюються за правилом (3.18);

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

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

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

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

13) обчислюється інформаційний критерій (3.14);

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

- 15) якщо  $\delta < \delta_H$ , то виконується пункт 6, інакше – пункт 16;
- 16) визначається максимальне значення критерію в робочій області визначення його функції, де перша і друга достовірності більше 0,5;
- 17) якщо  $m < M - 1$ , то пункт 2, інакше – пункт 16;
- 18) якщо  $r \leq r_{\max}$ , то виконується пункт 4, інакше – пункт 19
- 19) визначається глобальний максимум усередненого інформаційного критерію  $\bar{E}^*$  в робочій області визначення його функції;
- 20) визначається оптимальне значення параметра  $\delta^*$ , обчислюються за формулою (3.18) оптимальні нижні  $A_{H,i}^*$  і верхні  $A_{B,i}^*$  контрольні допуски на всі ознаки розпізнавання і оптимальний розмір параметра  $r^*$ , який характеризує розмір кадру цифрового зображення місцевості;
- 21) ЗУПИН.

Отримані в процесі паралельної оптимізації екстремальні значення параметрів машинного навчання є квазіоптимальними, оскільки вони змінювалися на кожному кроці навчання на однакову величину для всіх ознак одночасно. Для підвищення функціональної ефективності БСР доцільно реалізувати алгоритм машинного навчання з послідовною оптимізацією контрольних допусків. Водночас отримані на етапі паралельної оптимізації контрольні допуски приймалися як стартові при послідовній оптимізації, яка може здійснюватися, наприклад, за ітераційною трьохциклічною процедурою пошуку глобального максимуму інформаційного критерію

$$p^* = \arg \otimes_{l=1}^L \left\{ \max_{G_r} \left\{ \max_{G_\delta} \left\{ \max_{G_{Em} \cap \{i_L\}} \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M E_{m,i_L}^{(l)} \right\} \right\} \right\}, \quad (3.20)$$

де  $E_{m,i_L}^{(l)}$  – обчислене на  $i_L$ -й ітерації  $l$ -го прогону процедури (3.20) значення інформаційного критерію оптимізації параметрів машинного навчання;

$\{i_L\}$  – множина ітерацій.

Машинне навчання БСР із паралельно-послідовною оптимізацією контрольних допусків дозволяє підвищити достовірність класифікаційних рішень і при цьому суттєво підвищується оперативність машинного навчання, оскільки пошук глобального максимуму критерію здійснюється тільки в робочій області визначення його функції. За отриманими в процесі машинного навчання оптимальними геометричними параметрами контейнерів класів розпізнавання було побудовано продукційні вирішальні правила (3.5).

Алгоритм інформаційно-екстремального машинного навчання БСР було реалізовано з метою оптимізації в інформаційному розумінні розміру кадрів зображення регіону на прикладі отриманого за результатами аерозйомки зображення місцевості [162], показано на рисунку 3.17. Як класи розпізнавання було обрано кадри ділянок показано на рисунку 3.17 зображення: клас розпізнавання  $X_1^o$  – автомобільна дорога; клас розпізнавання  $X_2^o$  – рідкий ліс; клас розпізнавання  $X_3^o$  – зоране поле; клас розпізнавання  $X_4^o$  – засіяне поле.



Рисунок 3.17 – Зображення регіону

Обрані кадри показано на рисунку 3.18.



Рисунок 3.18 – Зображення кадрів зон інтересу:  $a$  – клас розпізнавання  $X_1^o$ ;  
 $б$  – клас розпізнавання  $X_2^o$ ;  $в$  – клас розпізнавання  $X_3^o$ ;  $г$  – клас  
розпізнавання  $X_4^o$

Зображення кадрів, показаних на рисунках 3.18б – 3.18г, відносяться до типу «текстура», тобто є стаціонарними за яскравістю пікселів рецепторного поля зображення. Цей клас зображень характеризується інваріантністю статистичних характеристик, наприклад, таких як математичне сподівання та дисперсія, до перестановки стовбців та рядків навчальної матриці яскравості зображень, що дозволяє формувати навчальну матрицю шляхом зчитування яскравості пікселів у декартовій системі координат. Водночас зображення кадру автомобільної дороги (рис. 3.18а) є нестаціонарним за яскравістю. Крім того, дорога може займати довільне положення в різних кадрах. Тому з метою забезпечення інваріантності вирішальних правил до зсуву і повороту об'єкту в кадрі формування вхідної навчальної матриці здійснювалося шляхом оброблення зображень у полярній системі координат за формулою (3.9). Водночас за центр полярної системи координат приймався геометричний центр квадратного кадру цифрового зображення регіону. У результаті забезпечувалася інваріантність ознак розпізнавання до довільних умов формування вхідної навчальної матриці.

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

У процесі машинного навчання БСР згідно з процедурою (3.17) значення параметра  $r$  змінювалося від нуля до 71 пікселів рецепторного поля. На



рисунку 3.19 показано графік залежності усередненого за алфавітом класів розпізнавання нормованого інформаційного критерію (3.14) від параметра  $r$ .

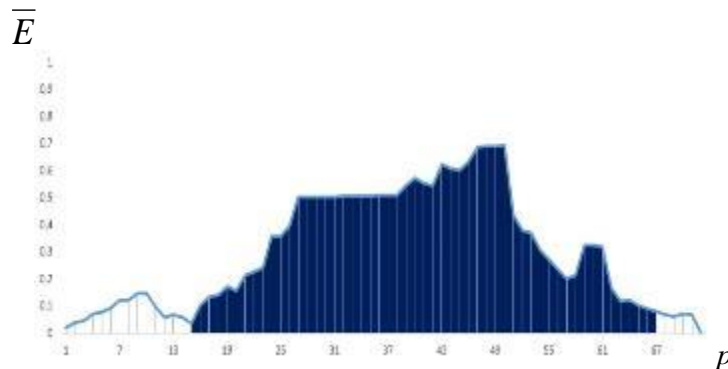


Рисунок 3.19 – Скріншот графіку залежності інформаційного критерію від розміру кадрів зображення

На рисунку 3.19 темною ділянкою на графіку позначено робочу (допустиму) область визначення функції нормованого інформаційного критерію оптимізації (3.14), в якій перша і друга достовірності класифікаційних рішень перевершують відповідно помилки першого і другого роду. Аналіз рисунку 3.19 показує, що оптимальний розмір кадрів зображення дорівнює  $p^* = 50$  пікселів при максимальному значенні інформаційного критерію  $\bar{E}^* = 0,7$ .

Оскільки максимальні значення інформаційного критерію (3.14) на графіку знаходяться на ділянці типу “плато”, то вибір оптимального розміру кадру здійснювався за мінімальним значенням відношення, яке поєднує мінімально-дистанційний і максимально-дистанційний принципи теорії розпізнавання. Згідно з мінімально-дистанційним принципом необхідною умовою отримання високодостовірних класифікаційних рішень, побудованих за результатами інформаційно-екстремального машинного навчання, є мінімізація радіусів контейнерів класів розпізнавання. Згідно з максимально-дистанційним принципом виконання такої умови полягає в максимізації усередненої за алфавітом класів розпізнавання міжкласової відстані. Отже, відношення, яке задовольняє цим принципам, представимо у вигляді

$$\eta = \frac{\bar{d}}{d_c} \rightarrow \min_{\{m\}}, \quad (3.21)$$

де  $\bar{d}$  – усереднене значення радіусів контейнерів класів розпізнавання із заданого алфавіту;  
 $\bar{d}_c$  – усереднене значення міжцентрової відстані класів розпізнавання із заданого алфавіту;  
 $\{m\}$  – множина класів розпізнавання.

У таблиці 3.1 показано фрагмент результатів інформаційно-екстремального машинного навчання БСР за процедурою (3.17), який включають у тому числі значення параметрів машинного навчання, отримані при максимальних значеннях усередненого інформаційного критерію (3.14) на ділянці типу «плато». У таблиці 3.1 прийнято такі позначення:  $\bar{D}_1$  – усереднена за алфавітом класів розпізнавання перша достовірність класифікаційних рішень;  $\bar{\beta}$  – усереднена за алфавітом класів розпізнавання помилка другого роду класифікаційних рішень.

Таблиця 3.1 – Результати оптимізації розміру кадрів

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

Аналіз таблиці 3.1 показує, що на графіку (рис. 3.19) ділянка максимальних значень функції критерію (3.14) знаходиться в інтервалі від 47 до 50 пікселів розміру сторони квадратних кадрів зображення, показаних на рисунку 3.18. Водночас відношення (3.21) мінімізується при оптимальному значенні параметра  $p^* = 50$  пікселів і максимальному значенні інформаційного критерію  $\bar{E}_{\max} = 0,69$ .

У таблиці 3.2 наведено результати інформаційно-екстремального машинного навчання БСР при оптимальному розмірі кадрів зображення.

Таблиця 3.2 – Результати машинного навчання

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

Аналіз таблиці 3.2 показує, що оптимальні значення радіусів контейнерів класів розпізнавання відповідно дорівнюють:  $d_1^* = 35$  (тут і далі в тексті в кодових одиницях),  $d_2^* = 48$ ,  $d_3^* = 69$  і  $d_4^* = 82$ .

На рисунку 3.20 показано оцифроване зображення регіону (рис. 3.17), отримане за вирішальними правилами (3.5), побудованими за оптимальними геометричними параметрами контейнерів класів розпізнавання, приведеними в таблиці 3.2. Візуальний аналіз рисунка 3.20 показує, що кадри автомобільної дороги ідентифікуються з максимально наближеною до одиниці достовірністю. З високою достовірністю ідентифікується рідкий ліс. Але оскільки вирішальні правила є не безпомилковими за навчальною матрицею, то для підвищення функціональної ефективності інформаційно-екстремального машинного навчання БСР необхідно збільшити його рівень

глибини шляхом оптимізації інших параметрів функціонування БСР, включаючи параметри формування вхідного математичного опису.

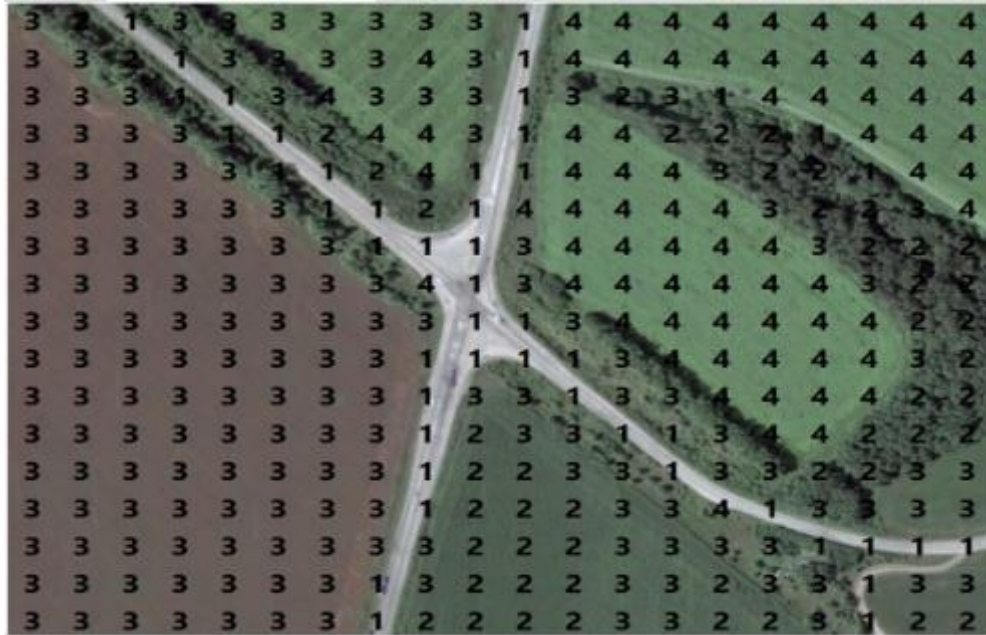


Рисунок 3.20 – Результат ідентифікації кадрів

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

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

Накопичений досвід застосування методів інформаційно-екстремального машинного навчання систем розпізнавання різного

призначення показав, що при формуванні навчальної матриці необхідно враховувати специфічність вхідних даних. У працях [163, 164] показано, що встановлення обмежень на яскравості *RGB*-компонент кольорового зображення збільшує достовірність розпізнавання образів. У праці [165] запропоновано алгоритм оброблення кольорових зображень, отриманих камерою *RGB-D*, який дозволяє збільшити інформативність вхідних даних у задачах розпізнавання в робототехнічних системах. У праці [166] розглядається оптимізація вагових коефіцієнтів *RGB*-компонент зображень на основі генетичних алгоритмів. Недоліком такого підходу є невисока оперативність генетичних алгоритмів, що обмежує їх застосування для розроблення інформаційного забезпечення БСР автономних БПЛА.

Розглянемо підвищення достовірності розпізнавання бортовою системою автономного БПЛА наземних природних та інфраструктурних об'єктів шляхом оптимізації в процесі інформаційно-екстремального машинного навчання вагових коефіцієнтів *RGB*-компонент кадрів цифрового зображення регіону. Згідно з категорійною моделлю (рис. 2.9) алгоритм інформаційно-екстремального машинного навчання БСР з оптимізацією *RGB*-компонент кадрів цифрового зображення регіону представимо у вигляді ітераційної процедури пошуку глобального максимуму усередненого за алфавітом класів розпізнавання інформаційного критерію в робочій (допустимій) області визначення його функції

$$\{w_{RGB}^*\} = \arg \max_{G_{RGB}} \{ \max_{G_{\delta}} \{ \max_{G_E \cap \{k\}} \bar{E}^{(k)} \} \}, \quad (3.22)$$

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

$\bar{E}^{(k)}$  – обчислений на *k*-му кроці машинного навчання

інформаційний критерій оптимізації параметрів машинного навчання;

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

$G_\delta$  – область допустимих значень контрольних допусків.

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

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

Як критерій оптимізації параметрів машинного навчання будемо використовувати модифіковану інформаційну міру Кульбака (3.14).

Оптимізація параметра поля контрольних допусків здійснюється в середньому циклі процедури (3.22). Водночас спочатку здійснюється паралельна оптимізація, при якій контрольні допуски змінюються на заданий крок для всіх ознак розпізнавання одночасно. Отримані при паралельній оптимізації контрольні допуски використовуються як стартові при їх послідовній оптимізації, що дозволяє підвищити оперативність алгоритму інформаційно-екстремального машинного навчання БСР, оскільки пошук глобального максимуму інформаційного критерію оптимізації параметрів машинного навчання здійснюється тільки в робочій області визначення його функції. Процедура інформаційно-екстремального машинного навчання БСР, в якій реалізується послідовна оптимізація контрольних допусків на ознаки розпізнавання, має вигляд

$$\{w_{RGB}^*\} = \arg \otimes_{l=1}^L \left\{ \max_{G_w} \left\{ \max_{G_\delta} \left[ \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \max_{G_{E_m} \cap \{i_L\}} E_{m,i_L}^{(l)} \right] \right\} \right\}. \quad (3.23)$$

Зовнішні цикли процедур (3.22) і (3.23), в яких оптимізуються вагові коефіцієнти *RGB*-компонент кадрів цифрового зображення регіону, реалізуються з використанням методу градієнтного спуску для пошуку глобального максимуму усередненого критерію (3.14), який представимо у вигляді багатопараметричної функції

$$\bar{E} = f(w_R, w_G, w_B).$$

Розглянемо основні кроки алгоритму інформаційно-екстремального машинного навчання з оптимізацією *RGB*-компонент кадрів цифрового зображення регіону:

- 1) визначається величина  $\Delta$  зміни функції  $\bar{E}$  і крок градієнту  $h$ ;
- 2) встановлюються початкові значення для кожного з вагових коефіцієнтів *RGB*-компонент:  $w_R = w_G = w_B = 1$ ;
- 3) реалізується алгоритм інформаційно-екстремального машинного навчання з паралельно-послідовною оптимізацією контрольних допусків відповідно за процедурами (3.22) і (3.23) знаходяться згідно з формулою (3.11) оптимальні в інформаційному розумінні контрольні допуски;
- 4) обчислюються часткові похідні:

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

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

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

- 5) обчислюється значення градієнту

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

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

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

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

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

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

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

За отриманими в процесі машинного навчання оптимальними геометричними параметрами контейнерів класів розпізнавання побудовано вирішальні правила (3.5), які через незначну обчислювальну трудомісткість характеризуються високою оперативністю і практично інваріантні до багатовимірності словника ознак розпізнавання, що є важливою перевагою геометричного підходу при побудові вирішальних правил..

Реалізація алгоритму інформаційно-екстремального машинного навчання БСР здійснювалася на прикладі ідентифікації кадрів цифрового зображення регіону, показаного на рисунку 3.21 [162]. Як класи розпізнавання було обрано кадри розміром 50x50 пікселів показаного на рисунку 3.21 зображення: клас розпізнавання  $X_1^0$  – автомобільна дорога; клас розпізнавання



$X_2^o$  – рідкий ліс; клас розпізнавання  $X_3^o$  – зоране поле; клас розпізнавання  $X_4^o$  – трав'яний покрив.



Рисунок 3.21 – Зображення регіону

Обрані кадри показано на рисунку 3.22.

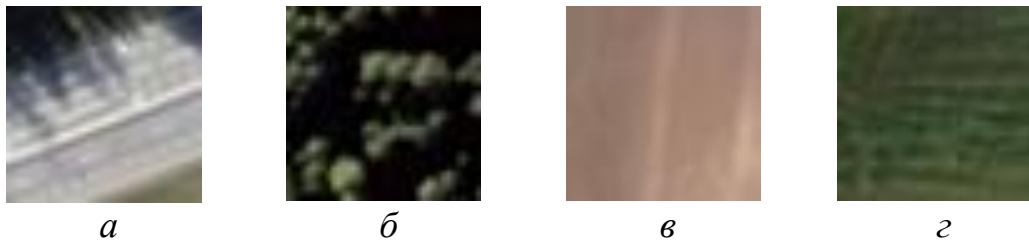


Рисунок 3.22 – Зображення кадрів:  $a$  – клас розпізнавання  $X_1^o$ ;  $б$  – клас розпізнавання  $X_2^o$ ;  $в$  – клас розпізнавання  $X_3^o$ ;  $г$  – клас розпізнавання  $X_4^o$

Вектор-реалізація класу розпізнавання складалася з 150 ознак розпізнавання при розмірі кадру 50x50 пікселів. Машинне навчання здійснювалося за процедурами (3.22) і (3.23), за якими оптимізувалися параметри машинного навчання (2.15) шляхом пошуку глобального максимуму інформаційного критерію (3.14) у робочій області визначення його функції. На рисунку 3.23 показано графік залежності усередненого нормованого інформаційного критерію (3.14) від параметра  $\delta$  поля

контрольних допусків на ознаки розпізнавання, отриманий за ітераційною процедурою (3.22) при початкових одиничних вагових коефіцієнтах  $RGB$ -компонент зображень кадрів (рис. 3.22).

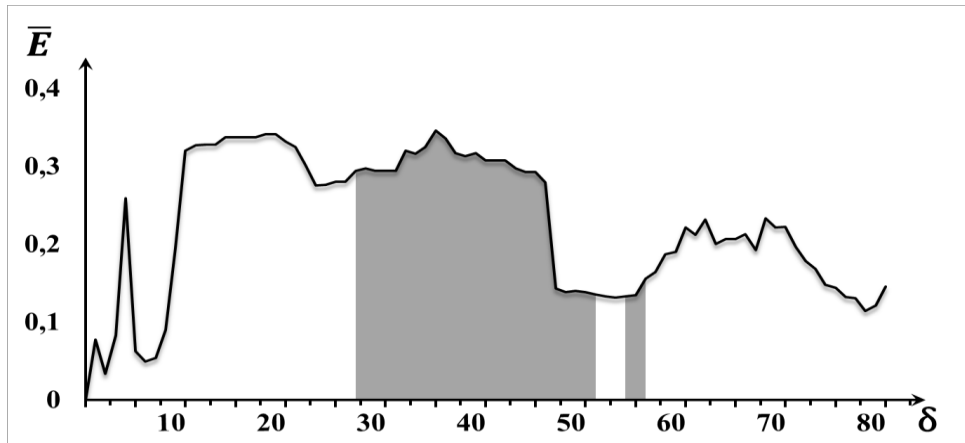


Рисунок 3.23 – Графік залежності інформаційного критерію від параметра поля контрольних допусків при початкових одиничних значеннях вагових коефіцієнтів  $RGB$ -компонент зображень

Аналіз рисунка 3.23 показує, що квазіоптимальне значення параметра поля контрольних допусків дорівнює  $\delta^* = 35$  градацій яскравості при максимальному значенні критерію оптимізації  $\bar{E}^* = 0,33$ .

З метою підвищення функціональної ефективності машинного навчання було реалізовано послідовну оптимізацію контрольних допусків на ознаки розпізнавання за процедурою (3.23). Водночас визначені при паралельній оптимізації квазіоптимальні контрольні допуски приймалися як стартові при послідовній оптимізації.

На рисунку 3.24 показано графік зміни усередненого нормованого інформаційного критерію (3.14) у процесі інформаційно-екстремального машинного навчання БСР із послідовною оптимізацією контрольних допусків на ознаки розпізнавання при одиничних вагових коефіцієнтах  $RGB$ -компонент зображень. Аналіз рисунка 3.24 показує, що інформаційний критерій за результатами машинного навчання з послідовною оптимізацією контрольних

допусків на ознаки розпізнавання збільшився в два рази і досягнув значення  $\bar{E}^* = 0,68$ .

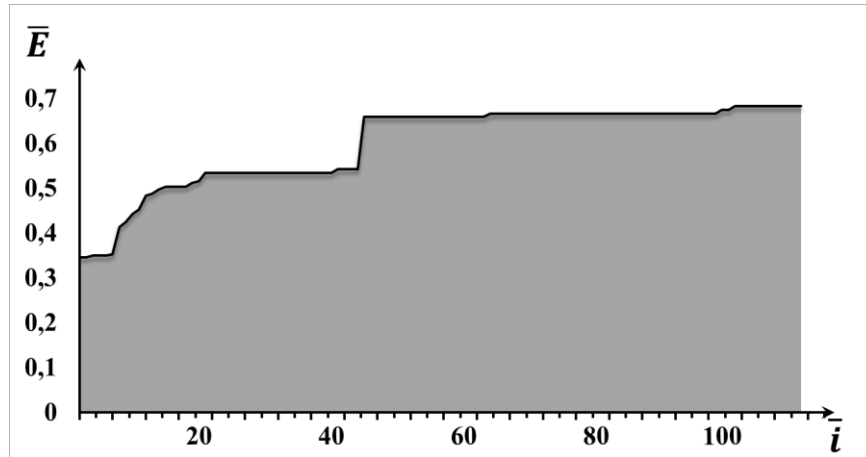


Рисунок 3.24 – Графік зміни інформаційного критерію в процесі послідовної оптимізації контрольних допусків при початкових значеннях вагових коефіцієнтів *RGB*-компонентів зображень

У таблиці 3.3 показано результати інформаційно-екстремального машинного навчання БСР при початкових (одиничних) вагових коефіцієнтах *RGB*-компонент зображень.

Таблиця 3.3 – Результати машинного навчання

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

Перевірка функціональної ефективності машинного навчання здійснювалась у режимі ідентифікації кадрів цифрового зображення регіону спостереження за вирішальними правилами (3.5).

На рисунку 3.25 показано результат ідентифікації кадрів зображення вище приведеного регіону.



Рисунок 3.25 – Результат ідентифікації кадрів зображення регіону при початкових значеннях вагових коефіцієнтів  $RGB$ -складових зображень

На рисунку 3.25 цифри відповідають порядковим номерам класів розпізнавання, а цифрою 0 позначено кадри, які система не навчалася розпізнавати.

Візуальний аналіз рисунку 3.25 показує, що автомобільна дорога та рідкий ліс розпізнавалися практично безпомилково, а інші кадри розпізнавалися з невисокою достовірністю.

За результатами реалізації інформаційно-екстремального машинного навчання БСР із паралельно-послідовною оптимізацією контрольних допусків на ознаки розпізнавання було визначено оптимальні вагові коефіцієнти  $RGB$ -компонент яскравості показаних на рисунку 3.23 кадрів зображення регіону, які дорівнювали відповідно  $w_R^* = 0,45$ ;  $w_G^* = 0,99$  і  $w_B^* = 0,3$ .

На рисунку 3.26 показано графік залежності усередненого нормованого інформаційного критерію (3.14) від параметра  $\delta$  поля контрольних допусків на ознаки розпізнавання, отриманий за ітераційною процедурою (3.22) при оптимальних вагових коефіцієнтах  $RGB$ -компонент зображень.

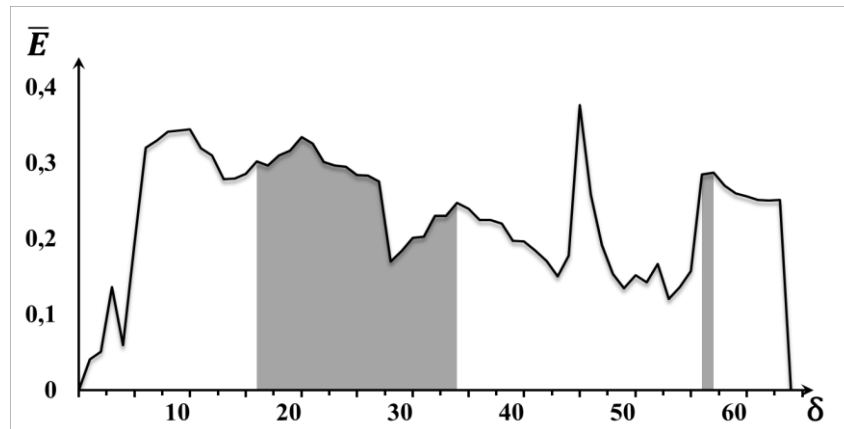


Рисунок 3.26 – Графік залежності інформаційного критерію від параметра поля контрольних допусків при оптимальних вагових коефіцієнтах  $RGB$ -компонент зображень

Аналіз рисунку 3.26 показує, що квазіоптимальне значення параметра поля контрольних допусків дорівнює  $\delta^* = 20$  градацій яскравості при максимальному значенні критерію оптимізації  $\bar{E}^* = 0,34$ .

З метою збільшення функціональної ефективності інформаційно-екстремального машинного навчання було реалізовано процедуру (3.23) з послідовною оптимізацією контрольних допусків, стартові значення яких обчислювалися при квазіоптимальному параметрі поля контрольних допусків  $\delta^* = 20$ , отриманому при паралельній їх оптимізації.

На рисунку 3.27 показано графік зміни усередненого нормованого інформаційного критерію (3.14) у процесі послідовної оптимізації контрольних допусків на ознаки розпізнавання при оптимальних вагових коефіцієнтах  $RGB$ -компонент. Аналіз результатів машинного навчання з паралельно-послідовною оптимізацією контрольних допусків на ознаки

розпізнавання показує, що після послідовної оптимізації максимальне значення усередненого нормованого інформаційного критерію (3.14) збільшилося з 0,68, як це показано на рисунку 3.27, до 0,80.

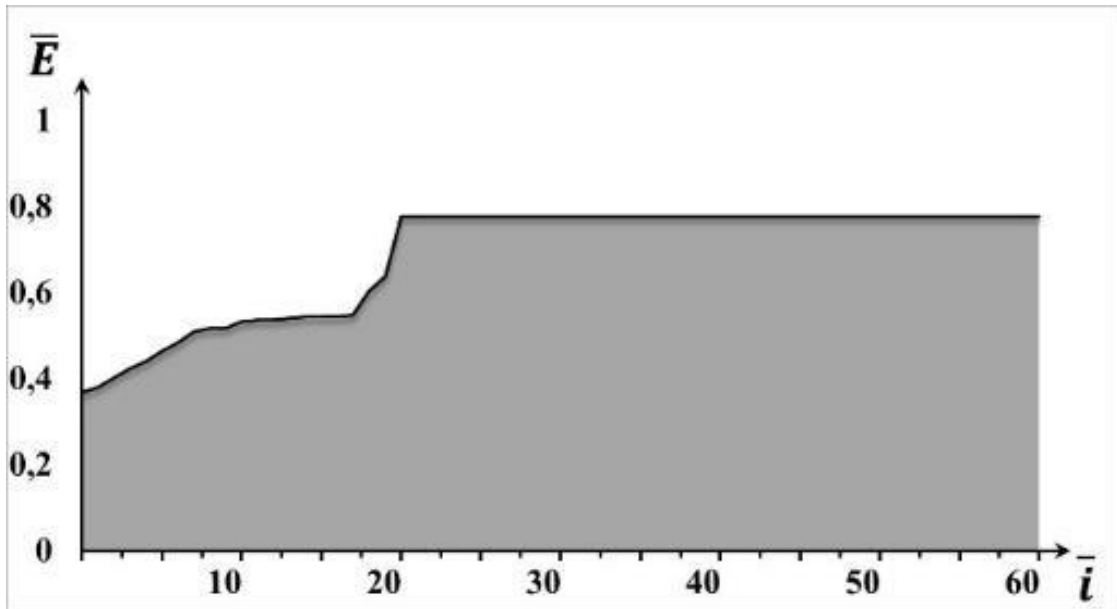


Рисунок 3.27 – Графік зміни інформаційного критерію в процесі послідовної оптимізації контрольних допусків при оптимальних вагових коефіцієнтах *RGB*-компонент зображень

У таблиці 3.4 показано результати інформаційно-екстремального машинного навчання БСР при оптимальних у інформаційному розумінні вагових коефіцієнтах *RGB*-компонент зображень.

Таблиця 3.4 – Результати машинного навчання

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



Аналіз таблиці 3.4 показує, що оптимальні значення радіусів контейнерів класів розпізнавання відповідно дорівнюють:  $d_1^* = 44$  (у кодових одиницях),  $d_2^* = 36$ ,  $d_3^* = 60$  і  $d_4^* = 74$ . Водночас для третього та четвертого класів розпізнавання залишилося нечітке розбиття, але збільшилися максимальні значення інформаційного критерію як міри роздільності цих класів. Крім того, зменшення значень оптимальних радіусів контейнерів для всіх класів розпізнавання згідно з мінімально-дистанційним принципом теорії розпізнавання забезпечує необхідні умови підвищення повної ймовірності прийняття правильних класифікаційних рішень.

За геометричними параметрами контейнерів класів розпізнавання, отриманими при оптимальних вагових коефіцієнтах *RGB*-компонент було побудовано вирішальні правила (3.5), за якими з метою семантичної сегментації здійснено ідентифікацію кадрів зображення регіону.

На рисунку 3.28 показано результат ідентифікації кадрів зображення (рис. 3.22) при оптимальних вагових коефіцієнтах *RGB*-компонент зображень.



Рисунок 3.28 – Результат ідентифікації кадрів зображення регіону при оптимальних вагових коефіцієнтах *RGB*-компонент зображень

Візуальний аналіз показує, що кадри зображення регіону (рис. 3.28), які відносяться до першого, та другого класів розпізнавання, ідентифікуються практично безпомилково. Водночас достовірність ідентифікації кадрів третього і четвертого класів розпізнавання збільшилася майже в два рази у порівнянні з неоптимальними ваговими коефіцієнтами *RGB*-компонентів зображення (табл. 3.3).

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

### 3.5 Ієрархічне інформаційно-екстремальне машинне навчання автономного безпілотного літального апарату

Інформаційно-екстремальне машинне навчання БСР здійснювалося за ієрархічною структурою даних у вигляді декурсивного бінарного дерева, у якому атрибут з вершини страти вищого ярусу передається в одну з вершин дочірньої страти нижнього ярусу. Як атрибут вершини розглядається навчальна матриця відповідного класу розпізнавання. Використання ієрархічної структури даних у вигляді декурсивного бінарного дерева дозволяє автоматично розбивати алфавіт класів розпізнавання великої потужності на пари найближчих сусідів. У результаті лінійне багатокласове інформаційно-екстремальне машинне навчання зводиться до двухкласового. У свою чергу, побудова безпомилкових за навчальною матрицею вирішальних правил досягається через збільшення глибини машинного навчання шляхом оптимізації додаткових параметрів функціонування БСР, включаючи



параметри формування вхідного математичного опису. Водночас виникає важлива задача визначення межі автоматичного переходу від лінійного до ієрархічного алгоритмів інформаційно-екстремального машинного навчання. Для дослідження цієї задачі приймалася наступна робоча гіпотеза. Оскільки через природу інформаційного критерію мінімальна кількість класів розпізнавання для машинного навчання не може бути менше двох, то обмежимося алфавітом із трьох класів розпізнавання. Далі для обраного алфавіту з трьох класів розпізнавання послідовно реалізуємо лінійний та ієрархічний алгоритми інформаційно-екстремального машинного навчання однакового рівня глибини і порівняємо результати експерименту. Якщо результати будуть однакові, то слід збільшити потужність початкового алфавіту на один клас розпізнавання і так доти поки значення усередненого за алфавітом інформаційного критерію оптимізації параметрів машинного навчання за ієрархічною структурою починає збільшуватися. Якщо при алфавіті з трьох класів розпізнавання значення усередненого інформаційного критерію, отримане за ієрархічною структурою, перевершує значення, отримане за лінійною структурою, то слід зробити висновок про доцільність при будь-якому алфавіті класів розпізнавання інформаційно-екстремальне машинне навчання БСР доцільно здійснювати за ієрархічною структурою у вигляді декурсивного бінарного дерева. На рисунку 3.29 показано три наземні об'єкти, які є елементами зображення регіону, представленою на рисунку 3.2.



Рисунок 3.29 – Зображення кадрів зон інтересу: *a* – ліс (клас розпізнавання  $X_1^o$ ); *b* – засіяне поле (клас розпізнавання  $X_2^o$ ); *v* – трав'яний покрив (клас розпізнавання  $X_3^o$ )

Оскільки показані на рисунку 3.30 зображення відносяться до типу «текстура», то формування вхідної навчальної матриці здійснювалося шляхом порядкового зчитування в декартовій системі координат значень яскравості пікселів рецепторного поля кожного кадру. Спочатку машинне навчання БСР здійснювалося за лінійним алгоритмом інформаційно-екстремального машинного навчання згідно з ітераційною процедурою (3.1) з паралельною оптимізацією контрольних допусків на ознаки розпізнавання. У процесі машинного навчання БСР попередньо за наведеним вище алгоритмом було визначено як базовий клас  $X_2^o$  (засіяне поле), відносно усередненого вектору ознак якого задавалася система контрольних допусків.

На рисунку 3.30 показано графік залежності нормованого інформаційного критерію (3.14) від параметра  $\delta$  поля контрольних допусків на ознаки розпізнавання, одержаний у процесі інформаційно-екстремального машинного навчання за лінійною процедурою (3.1).

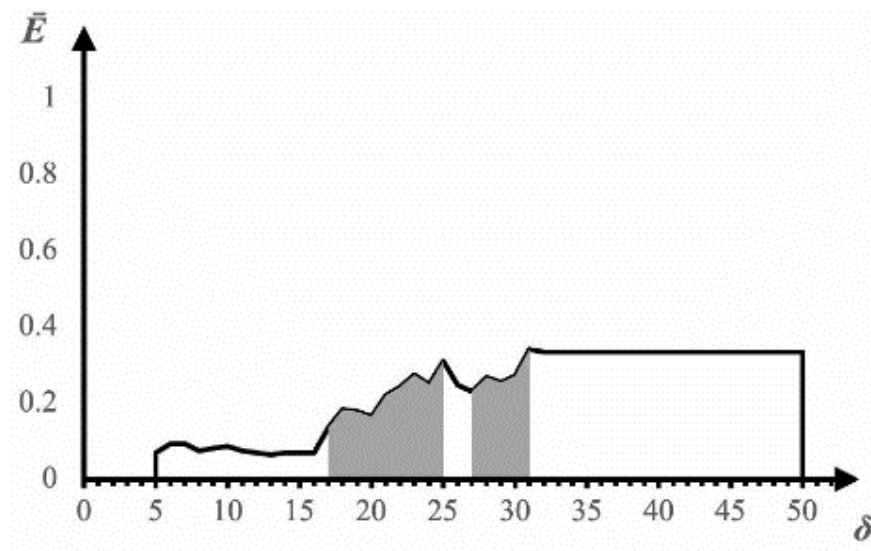


Рисунок 3.30 – Графік залежності інформаційного критерію оптимізації від параметра поля контрольних допусків

На рисунку 3.30 і далі за текстом темні ділянки графіку позначають робочу (допустиму) область визначення функції інформаційного критерію

(3.13), в якій виконуються умови:  $D_{1,m} > 0,5$  і  $D_{2,m} > 0,5$ , тобто перша і друга достовірності перевершують відповідно помилки першого і другого роду. Крім того, праві межі робочих областей визначаються за умови недопущення «поглинання» одним класом ядра найближчого сусіда:

$$d_m < d(x_m \oplus x_c). \quad (3.18)$$

Невиконання умови (3.18) виключає можливість побудови радіально-базисних функцій роздільних гіперповерхонь, що покладено в основу методів ІЕІ-технології.

Для реалізації ієрархічного алгоритму інформаційно-екстремального машинного навчання було побудовано варіаційний ряд зображень за збільшенням їх усередненої яскравості як це відповідає їх положенню на рисунку 3.27. Потім згідно з приведеним у підрозділі 2.6 алгоритмом побудови декурсивного бінарного дерева варіаційний ряд було поділено на дві групи, куди входили класи розпізнавання  $\{X_1^o; X_2^o\}$  і  $\{X_3^o\}$  відповідно. На рисунку 3.31 показано побудоване для заданого алфавіту класів розпізнавання декурсивне бінарне дерево.

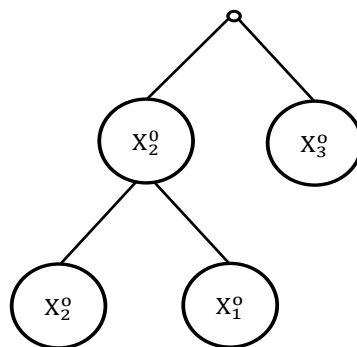


Рисунок 3.31 – Декурсивне бінарне дерево

На рисунку 3.32 показано графік залежності усередненого нормованого критерію (3.14) від параметра поля контрольних допусків на ознаки

розпізнавання для класів розпізнавання страти верхнього ярусу, отриманий у процесі двокласового інформаційно-екстремального машинного навчання БСР за лінійною ітераційною процедурою (3.1).

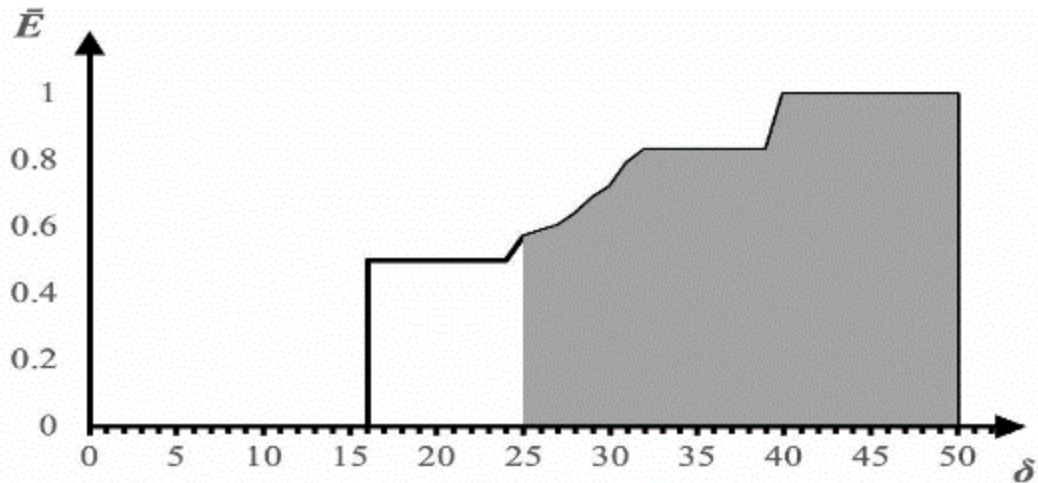


Рисунок 3.32 – Графік залежності інформаційного критерію (3.14) від параметра поля контрольних допусків на ознаки розпізнавання для страти верхнього ярусу

Аналіз рисунку 3.32 показує, що через наявність у робочій області ділянки типу «плато» визначення максимального значення інформаційного критерію (3.14) не є однозначним. Оскільки вибір параметра  $\delta$  поля контрольних допусків суттєво впливає на ступінь перетину класів розпізнавання, то для його визначення в цьому випадку слід мінімізувати коефіцієнт нечіткої компактності (3.11). За умови мінімального значення коефіцієнта (3.11) оптимальний параметр поля контрольних допусків на ознаки розпізнавання дорівнює  $\delta^* = 42$  градаціям яскравості пікселів рецепторного поля зображень. Водночас нормований усереднений за алфавітом класів розпізнавання критерій оптимізації дорівнює максимальному граничному значенню  $\bar{E}^* = 1$ .

Для побудови вирішальних правил (3.5) для верхньої страти необхідно знання геометричних параметрів контейнерів класів розпізнавання. На

рисунку 3.33 показано залежність інформаційного критерію (3.14) від радіуса контейнера класу розпізнавання  $X_2^o$ .

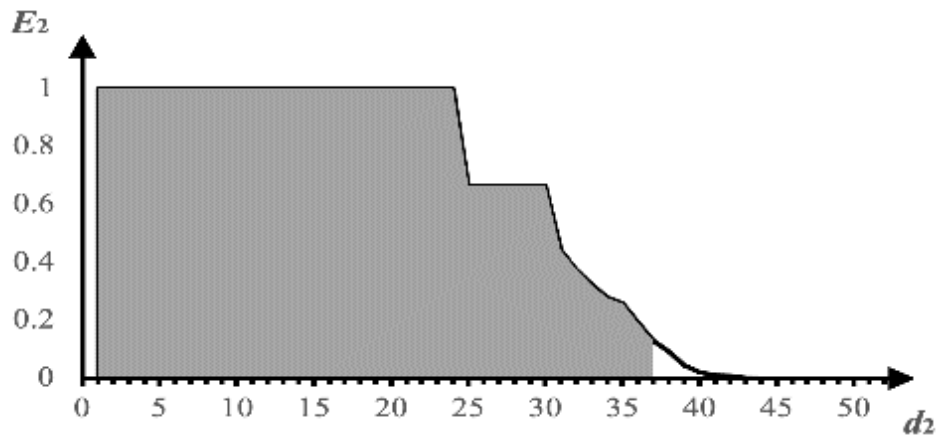


Рисунок 3.33 – Графік залежності нормованого критерію (3.14) від радіуса контейнера класу розпізнавання  $X_2^o$  для верхньої страти

Оскільки графік на рисунку 3.33 має для максимальних значень критерію оптимізації ділянку типу плато, то мінімальне значення відношення (3.11) досягає при оптимальному радіусі контейнера  $d_2^* = 19$ . На рисунку 3.34 показано залежність інформаційного критерію (3.14) від радіуса контейнера класу розпізнавання  $X_3^o$ .

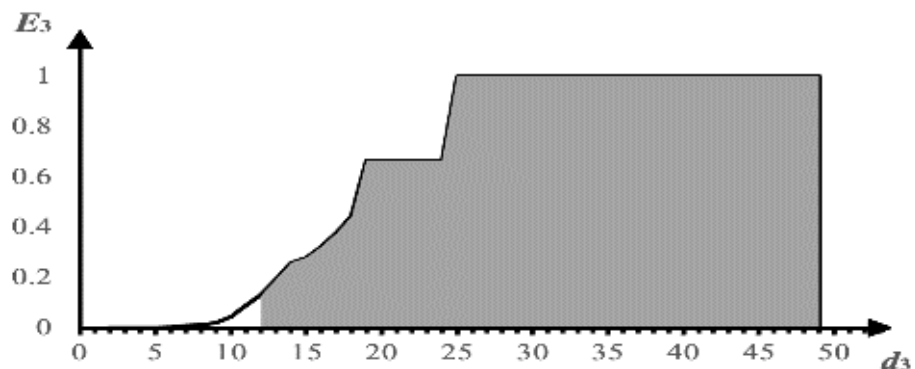


Рисунок 3.34 – Графік залежності нормованого критерію (3.14) від радіуса контейнера класу розпізнавання  $X_3^o$  для верхньої страти

Для графіку на рисунку 3.34 мінімальне значення коефіцієнт (3.19) приймає при оптимальному радіусі  $d_3^* = 32$  кодових одиниць. У даному випадку за оптимальне значення радіусу прийнято мінімальне значення з інтервалу  $\overline{32,36}$  однакових радіусів.

На рисунку 3.35 показано графік залежності усередненого критерію (3.14) від параметра поля контрольних допусків на ознаки розпізнавання для класів розпізнавання страти нижнього ярусу.

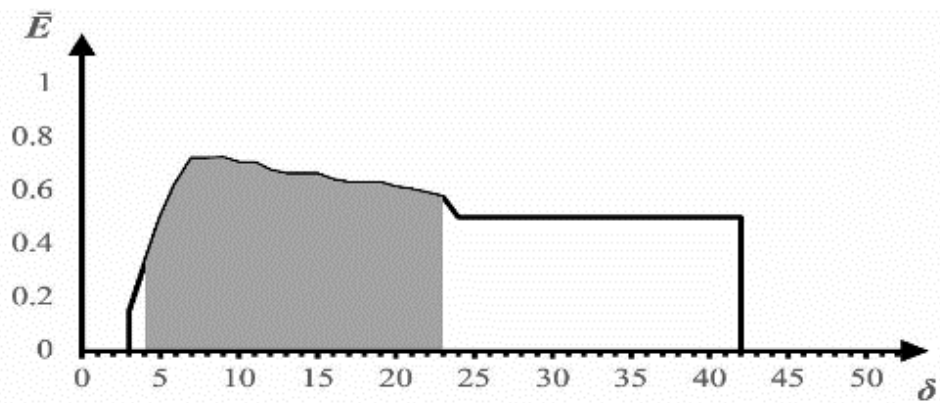


Рисунок 3.35 – Графік залежності критерію (3.14) від параметра поля контрольних допусків на ознаки розпізнавання для страти нижнього ярусу

Аналіз рисунку 3.35 показує, що інформаційний критерій оптимізації не досягає в процесі машинного навчання свого максимального граничного значення, що робить необхідним збільшення глибини машинного навчання. З цією метою було реалізовано для класів розпізнавання страти нижнього ярусу згідно зі структурою (2.9) алгоритм двохкласового машинного навчання з послідовною оптимізацією контрольних допусків за процедурою (3.16). Водночас як стартові приймалися контрольні допуски на ознаки розпізнавання, отримані за результатом паралельної оптимізації. Тобто екстремальне значення параметра поля контрольних допусків, отримане при інформаційно-екстремальному машинному навчанні з паралельною оптимізацією контрольних допусків, слід розглядати як квазіоптимальне.

На рисунку 3.36 показано графік зміни усередненого нормованого критерію (3.14) у процесі машинного навчання за послідовною оптимізацією контрольних допусків, при якій як стартові приймалися квазіоптимальні контрольні допуски, отримані в процесі їх паралельної оптимізації.

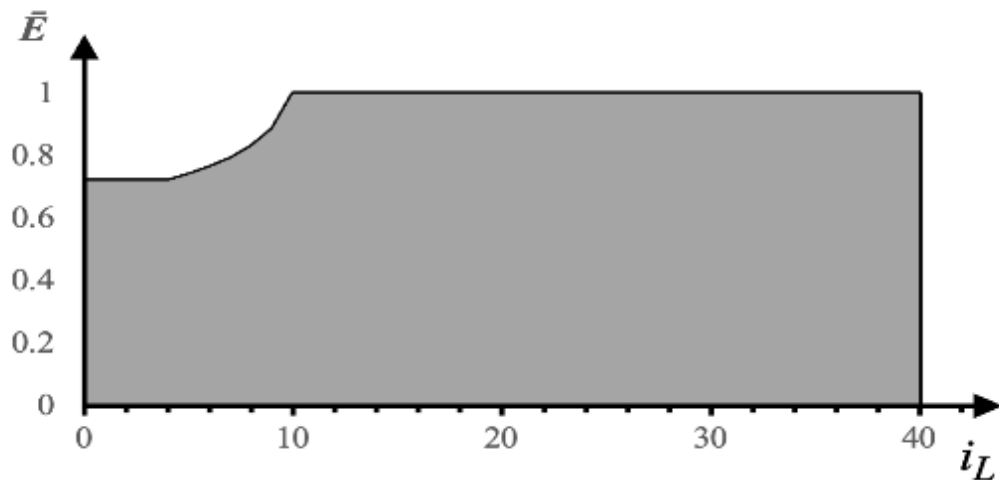
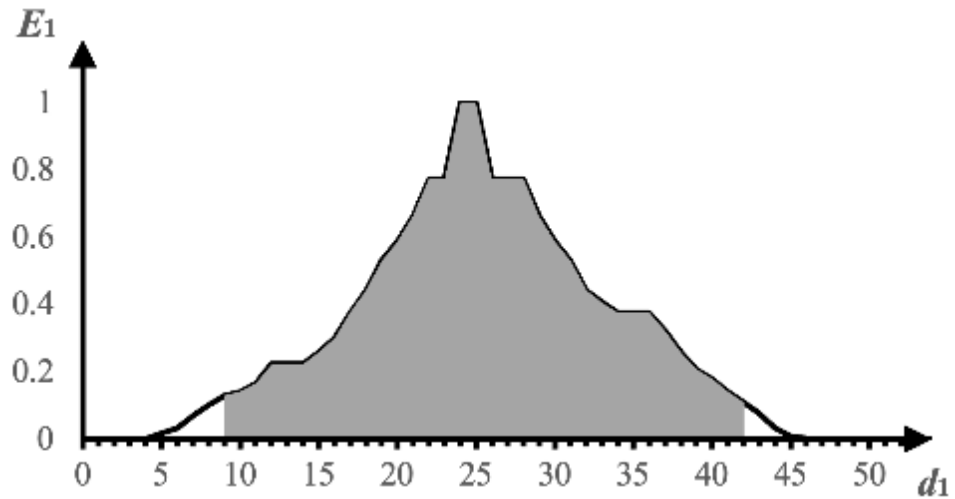


Рисунок 3.36 – Графік зміни інформаційного критерію в процесі послідовної оптимізації контрольних допусків на ознаки для класів розпізнавання страти нижнього ярусу

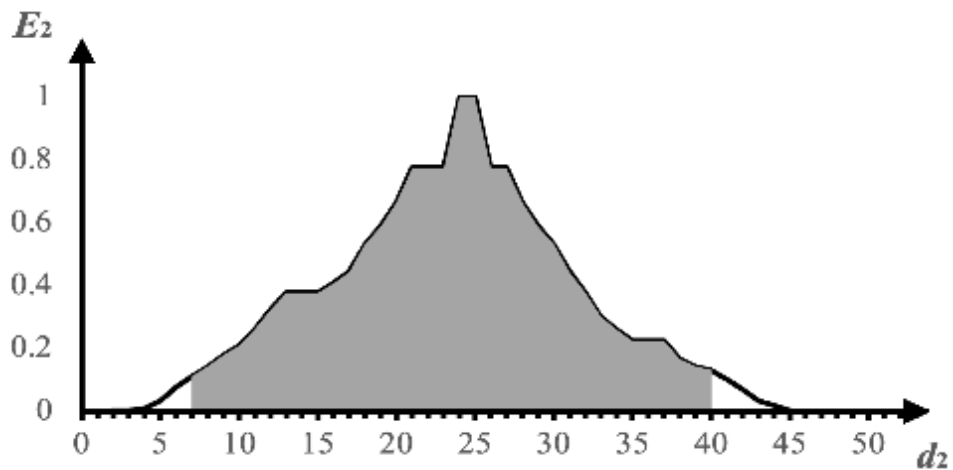
Аналіз рисунка 3.36 показує, що інформаційний критерій оптимізації досягнув свого максимального граничного значення  $\bar{E}^* = 1,00$  вже на першому прогоні, що дозволяє прийняти рішення про закінчення машинного навчання для класів розпізнавання страти нижнього ярусу.

На рисунку 3.37 показано отримані за результатами двохкласового інформаційно-екстремального машинного навчання з паралельно-послідовною оптимізацією контрольних допусків графіки залежності інформаційного критерію (3.14) від радіусів контейнерів класів розпізнавання страти нижнього ярусу.

Аналіз рисунку 3.37 показує, що при мінімальному співвідношенні (3.18) оптимальний радіус контейнера класу розпізнавання  $X_1^o$  дорівнює  $d_1^* = 25$  і оптимальний радіус контейнера класу розпізнавання  $X_2^o$  –  $d_2^* = 24$ .



*a*



*б*

Рисунок 3.37 – Графіки залежності нормованого критерію (3.14) від радіуса контейнерів класів розпізнавання страти нижнього ярусу: *a* – клас розпізнавання  $X_1^o$ ; *б* – клас розпізнавання  $X_2^o$

Порівняння результатів, отриманих при машинному навчанні класів розпізнавання страт верхнього та нижнього ярусів, показує, що оптимальні значення радіусів контейнера класу розпізнавання  $X_2^o$  відрізняються. Тому згідно з мінімально-дистанційним принципом при побудові вирішальних правил (3.5) для класу розпізнавання  $X_2^o$  необхідно взяти менше значення радіусу, тобто  $d_2^* = 19$  кодових одиниць Хеммінгової відстані.



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

### 3.6 Висновки до третього розділу

У третьому розділі розроблено та програмно реалізовано алгоритми інформаційно-екстремального машинного навчання БСР автономного БПЛА та досліджено вплив параметрів оптимізації на функціональну ефективність машинного навчання. Одержано такі наукові результати :

- 1) За результатами інформаційно-екстремального машинного навчання автономного БПЛА з другим рівнем глибини, при якому оптимізуються в інформаційному розумінні геометричні параметри контейнерів класів розпізнавання і контрольні допуски на ознаки розпізнавання, показано, що при

розпізнаванні наземних об'єктів оброблення кадрів зображень регіону в полярній системі координат, дозволяє забезпечити інваріантність вирішальних правил при ідентифікації зображень кадрів, сформованих за довільних початкових умов, що суттєво підвищує повну ймовірність прийняття правильних класифікаційних рішень.

2) Розроблено метод оброблення зображення наземного транспортного засобу, який полягає у визначенні на наземному об'єкті центру полярної системи координат. За сформованою в полярній системі координат вхідною навчальною матрицею реалізовано метод інформаційно-екстремального машинного навчання автономного БПЛА з третім рівнем глибини, на якому оптимізувався рівень квантування яскравості пікселів кадру зони інтересу, що дозволяє детектувати контур транспортного засобу. Запропонований метод дозволив за результатами інформаційно-екстремального машинного навчання БСР побудувати вирішальні правила, інваріантні до зсуву та повороту транспортного засобу в кадрі зони інтересу. Крім того, вдалося досягнути роздільності в просторі ознак розпізнавання трьох спеціально підібраних легкових автомобілів, схожих за конструкцією, контурами та пофарбуванням.

3) Розроблено новий метод інформаційно-екстремального машинного навчання БСР автономного БПЛА з оптимізацією розміру кадру зображення регіону, що дозволило підвищити функціональну ефективність інформаційно-екстремального машинного навчання БСР через зменшення впливу неінформативних та заважаючих ознак розпізнавання оточуючого середовища наземного об'єкту.

4) Розроблено новий метод інформаційно-екстремального машинного навчання БСР автономного БПЛА з оптимізацією вагових коефіцієнтів *RGB*-компонент зображень наземних об'єктів. За результатами комп'ютерного моделювання доведено доцільність оптимізації вагових коефіцієнтів *RGB*-компонент зображень, що дозволило суттєво підвищити повну ймовірність прийняття правильних класифікаційних рішень у порівнянні з початковими

одиничними значеннями вагових коефіцієнтів як це приймалося в наукових дослідженнях попередників.

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

Основні наукові результати, наведені в третьому розділі, опубліковано в працях автора [1, 4–18].

## РОЗДІЛ 4 АПАРАТНО-ПРОГРАМНИЙ ІНСТРУМЕНТАРІЙ ПРОЄКТУВАННЯ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОЇ СИСТЕМИ ПІДТРИМКИ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ ДЛЯ МАШИННОГО НАВЧАННЯ АВТОНОМНОГО БЕЗПІЛОТНОГО ЛІТАЛЬНОГО АПАРАТУ

### 4.1 Структура та основні функції інтелектуальної бортової системи автономного безпілотного літального апарату

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

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

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

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

інфрачервоного діапазонів, синтезоване зображення радара, дані цифрового зображення рельєфу регіону, що спостерігається, космічні знімки, а також так звані «сигнали природного походження»: вектор сили ваги, магнітне поле Землі, положення зірок тощо. Наприклад, компанія Rockwell Collins, виробляюча апаратуру навігації для БПЛА різних типів, оповістила про завершення розробки проекту Vision Augmented Inertial Navigation System (VAINS), в якому здійснюється корекція інерційної навігаційної системи (ІНС) за швидкістю та координатами наземних орієнтирів, що визначаються відеокамерою за відсутності сигналів супутникової навігаційної системи. На рисунку 4.1 показано узагальнену схему комплексної бортової системи автономного БПЛА, яка здатна розв'язувати задачі навігації за супутниковими даними, позиціонування, розпізнавання наземних, надводних і повітряних об'єктів та відеонавігації за наземними орієнтирами з відомими географічними координатами.

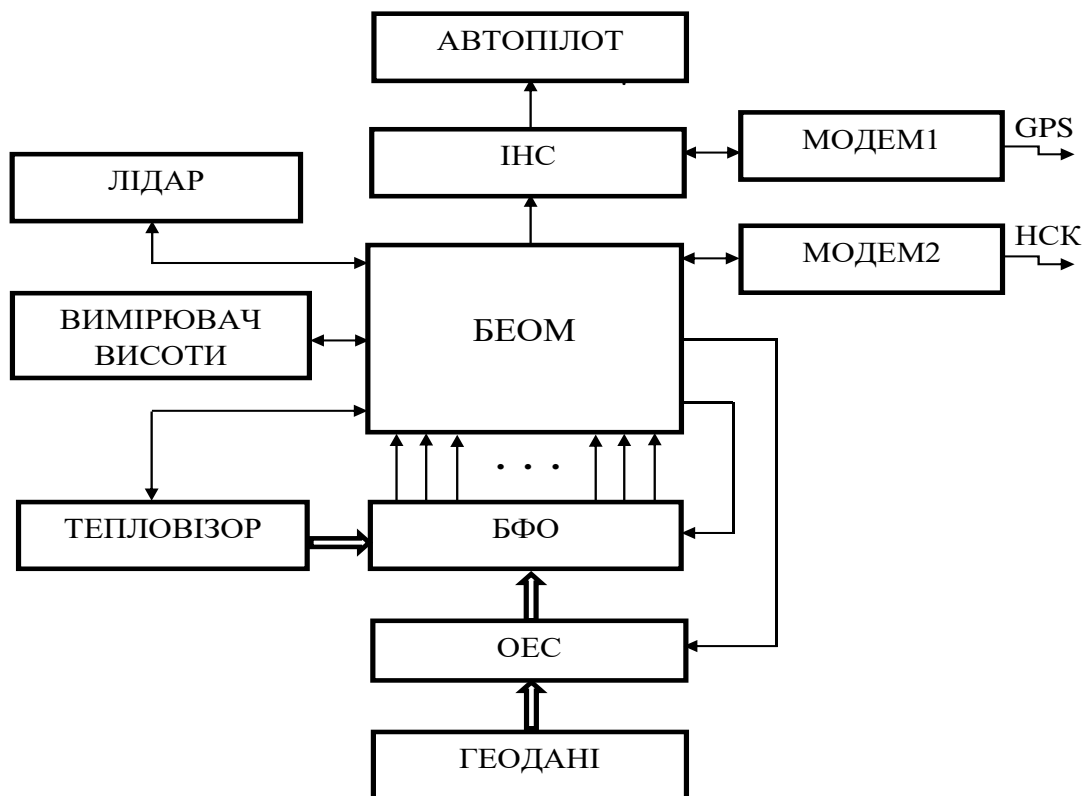


Рисунок 4.1 – Структурна схема типової бортової системи автономного БПЛА

На рисунку 4.1 роль концентратора комплексної бортової системи БПЛА відіграє бортова електронно-обчислювальна машина (БЕОМ), яка звичайно реалізується на платі Raspberry Pi. Геодані у вигляді зображення регіону, що спостерігається, обробляються оптико-електронною системою (ОЕС) спостереження і поступають у блок формування ознак (БФО), де здійснюється їх фільтрація, масштабування за висотою БПЛА, нормалізація, формування фреймів відеопотоку, кадрування зображень та інші допустимі перетворення. У результаті з виходу БФО на вхід БЕОМ поступають із заданим часовим інтервалом структуровані вектори ознак розпізнавання, які відбивають властивості наземних об'єктів і формують тривимірну навчальну матрицю. На другий вхід БФО поступають дані, отримані за інфрачервоним каналом спостереження, які можуть після відповідних допустимих перетворень аналізуватися як окремі ознаки розпізнавання, або бути приєднані до структурованого вектору відеоознак як додаткова інформація про відповідний об'єкт спостереження. Дані, отримані з лідара і вимірювача висоти використовуються для визначення місцезнаходження БПЛА в режимі відеонавігації. Приймально-передавальні пристрої «Модем 1» і «Модем 2» забезпечують зв'язок ІНС відповідно з мережею GPS і БПЛА з НСК. Поточні дані позиціонування БПЛА передаються з ІНС в автопілот, який визначає і усуває відхилення БПЛА від заданого маршруту.

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

#### 4.2 Концептуальні та функціональні моделі інтелектуальної системи підтримки прийняття рішень для оператора наземної станції керування автономним безпілотним літальним апаратом

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

на висоті 150 см від поверхні горизонтального монітору стенду-симулятора і вона має можливість переміщуватися по двом координатам, змінюючи ракурс спостереження наземного об'єкту. Фото загального вигляду створеного в лабораторії інтелектуальних систем Сумського державного університету стенду-симулятора для машинного навчання БСР автономного БПЛА приведено на рисунку 4.2.



Рисунок 4.2 – Фото стенду-симулятора для машинного навчання автономного БПЛА

Концептуальна модель СППР для оператора НСК, який здійснює машинне навчання та перенавчання БСР автономного БПЛА показана на рисунку 4.3. Для формування ознак розпізнавання ОЕС відображає на рецепторне поле відеокarti БЕОМ зображення рельєфу регіону, що досліджується, а також 3D-макети малогабаритних наземних об'єктів, отриманих за результатами аерофотозйомки та комп'ютерно інтегрованими на рельєф місцевості, що спостерігається. Шляхом зчитування яскравості пікселів цифрового зображення і оброблення його в полярній системі координат за наведеним у підрозділі 3.2 алгоритмом формується вхідна навчальна матриця.



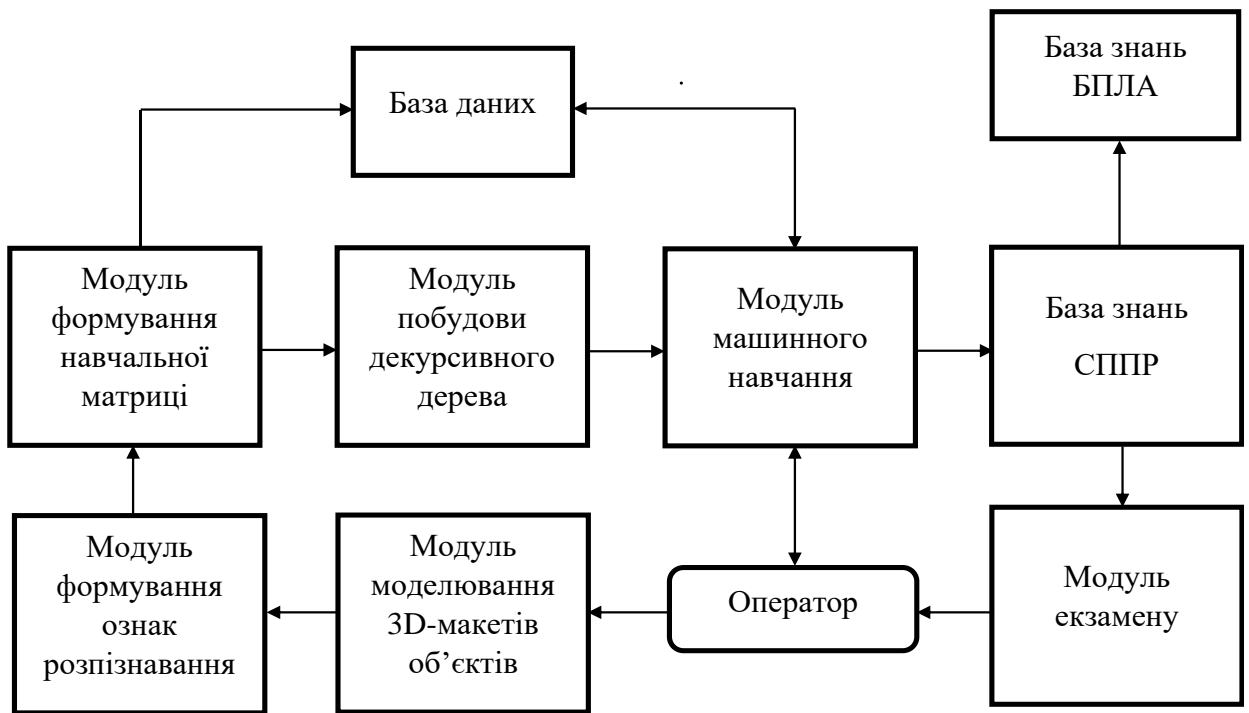


Рисунок 4.3 – Концептуальна модель СППР для оператора НСК

З метою зменшення впливу багатовимірності алфавіту класів розпізнавання згідно з наведеним у підрозділі 2.4 методом будується ієрархічна структура вхідних даних у вигляді декурсивного бінарного дерева, що дозволяє автоматично розбивати алфавіт класів розпізнавання на пари найближчих сусідів. Далі для кожної страти декурсивного дерева реалізується алгоритм двохкласового інформаційно-екстремального машинного навчання бортової системи з необхідним рівнем глибини. За отриманими результатами машинного навчання оптимальними геометричними параметрами контейнерів класів розпізнавання будуються вирішальні правила, які заносяться в базу знань. Оцінка функціональної ефективності машинного навчання за побудованими вирішальними правилами здійснюється при функціонуванні БСР у режимі екзамену. Результати машинного навчання і екзамену аналізуються оператором, який приймає рішення про продовження машинного навчання в разі його невисокої функціональної ефективності, або про його зупинення при задовільних результатах. Для підвищення повної ймовірності правильної класифікації наземних об'єктів оператор може

змінювати рівень глибини машинного навчання із заданого списку параметрів оптимізації. Крім того, оператор запускає модуль моделювання 3D-макета нового наземного об'єкту, виявленого за результатами аерофотозйомки, і дає команду на перенавчання БСР. При задовільних результатах екзамену вирішальні правила передаються в пам'ять бортової системи БПЛА для розпізнавання наземних об'єктів при виконанні польотного задання. Оскільки вирішальні правила будувалися в рамках геометричного підходу, то вони характеризуються високою оперативністю прийняття класифікаційних рішень. Структурна схема алгоритму функціонування БСР у режимі екзамену показана на рисунку 4.4. У структурній схемі алгоритму (рис. 4.4) вхідними даними є:

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

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

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

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

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

У блоці 6 (рис. 4.4) для кожної страти декурсивного дерева здійснюється кодування екзаменаційного вектору  $Y$  у двійковий вектор  $X = \{x[i]\}$  за правилом

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

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

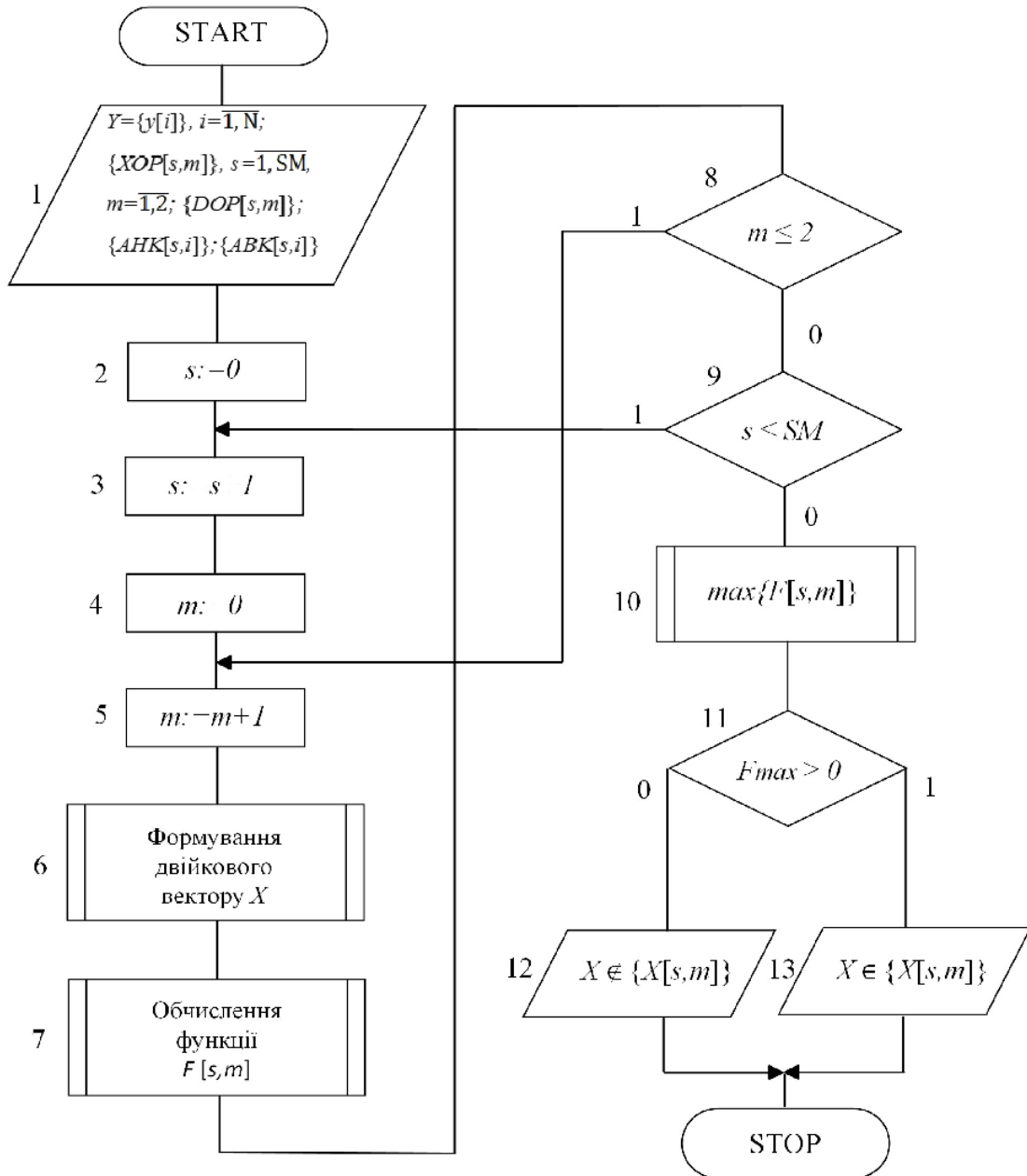


Рисунок 4.4 – Структурна схема алгоритму функціонування БСР у режимі  
екзамену

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

$$F[s, m] = 1 - \frac{d(X \oplus XOP[s, m])}{DOP[s, m]}, \quad (4.1)$$

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

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

Розглянутий алгоритм екзамену характеризується високою оперативністю прийняття класифікаційних рішень, оскільки вирішальні правила (3.5) побудовано в рамках геометричного підходу. Для прийняття рішень БСР необхідно тільки визначити за формулою (4.1) належність сформованого структурованого вектору об'єкту, що розпізнається, до відповідної області побудованого на етапі машинного навчання розбиття простору ознак на класи розпізнавання.

Аналіз концептуальної моделі (рис. 4.3) показує, що вона має три необхідні компоненти СППР: клієнтську та серверну складові, модель прийняття рішень та інформаційну складову, які приведено на рисунку 4.5. Показаний на рисунку 4.5 інтерфейс взаємодії бази знань з модулем підтримки прийняття рішень дозволяє оновлювати вирішальні правила та виконувати перенавчання системи. Інтелектуальний редактор бази знань дає можливість оператору формувати базу знань у діалоговому режимі, тобто встановлювати додаткові обмеження, змінювати параметри машинного навчання. Візуалізація результатів роботи основних модулів системи та керування ними відбувається на відповідних вкладках графічного інтерфейсу користувача, який у свою чергу є інтегрованим в інтерфейс оператора НСК безпілотним авіаційним комплексом.

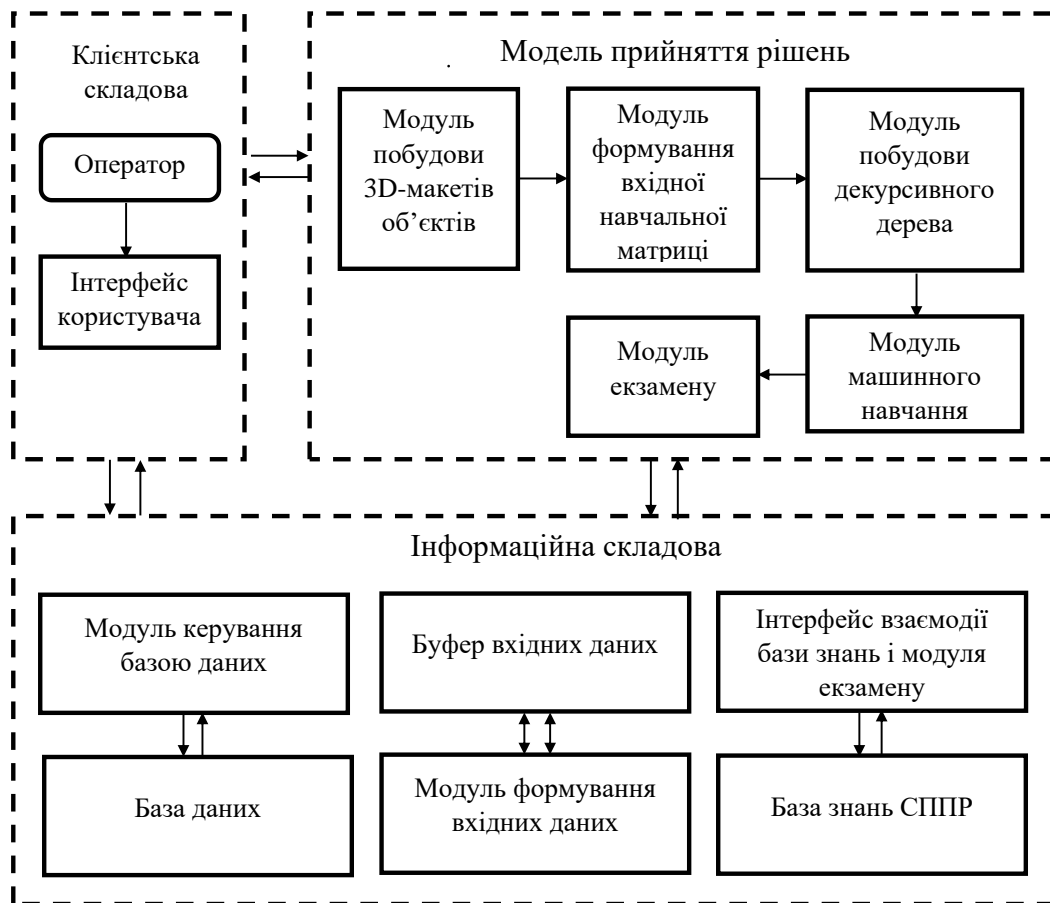


Рисунок 4.5 – Компоненти інтелектуальної СППР оператора НСК

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

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

На рисунку 4.6 показано ескіз інтерфейсу програми функціонування СППР у режимі «Дані», в якому формується вхідна навчальна матриця шляхом оброблення в полярній системі координат цифрових зображень імпантованих на стенді-симуляторі наземних об'єктів.

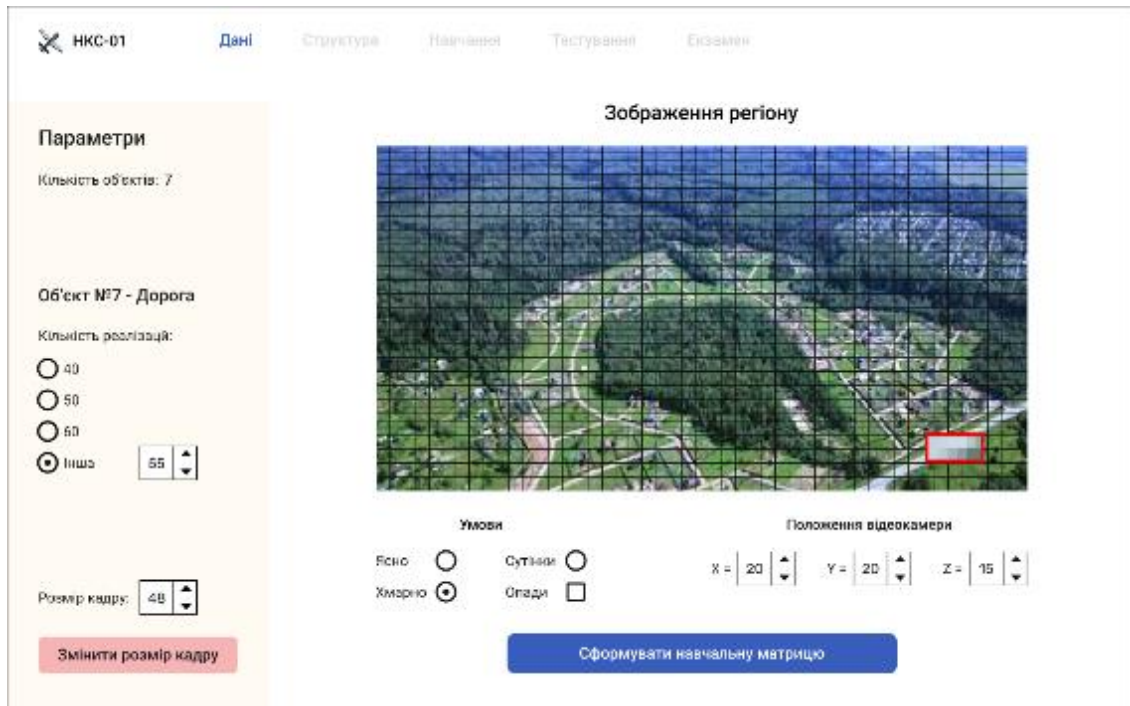


Рисунок 4.6 – Інтерфейс СППР оператора НСК для формування вхідної навчальної матриці

На рисунку 4.6 у розділі «Параметри» задається кількість класів розпізнавання, які утворюють алфавіт для машинного навчання, кількість реалізацій класів розпізнавання, які формують репрезентативну вхідну навчальну матрицю, і розмір кадрів зображення регіону з наземними об'єктами, що досліджуються. Об'єкт для машинного навчання обирається безпосередньо оператором НСК на закадрованому зображенні регіону спостереження. Водночас оператор має змогу змінювати розмір кадрів зображення з метою зменшення впливу оточуючого середовища на наземний об'єкт, що досліджується. Використання розробленого в Сумському державному університеті стенда-симулятора дозволяє розширювати алфавіт

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

На рисунках 4.7 і 4.8 показано початковий та випадуючий фінальний інтерфейси програми функціонування СППР у режимі «Структура», в якому здійснюється побудова ієрархічної структури даних у вигляді декурсивного бінарного дерева. У підрозділі 3.6 показано, що вже при кількості класів розпізнавання  $M > 2$  перехід до ієрархічної структури даних у вигляді декурсивного бінарного дерева підвищує функціональну ефективність інформаційно-екстремального машинного навчання в порівнянні з лінійним алгоритмом. Цей факт пояснюється тим, що при збільшенні потужності алфавіту класів розпізнавання при незмінному вимірі простору ознак розпізнавання збільшується ступінь перетину класів розпізнавання, який можна оцінювати відношенням

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

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



$\overline{D}_1^*$  – усереднена перша достовірність, обчислена при максимальному значенні усередненого за алфавітом класів розпізнавання інформаційного критерію оптимізації параметрів машинного навчання

На рисунку 4.7 показано початкові сторінки інтерфейсу програми функціонування СППР у режимі «Структура», в якому здійснюється побудова декурсивного бінарного дерева.

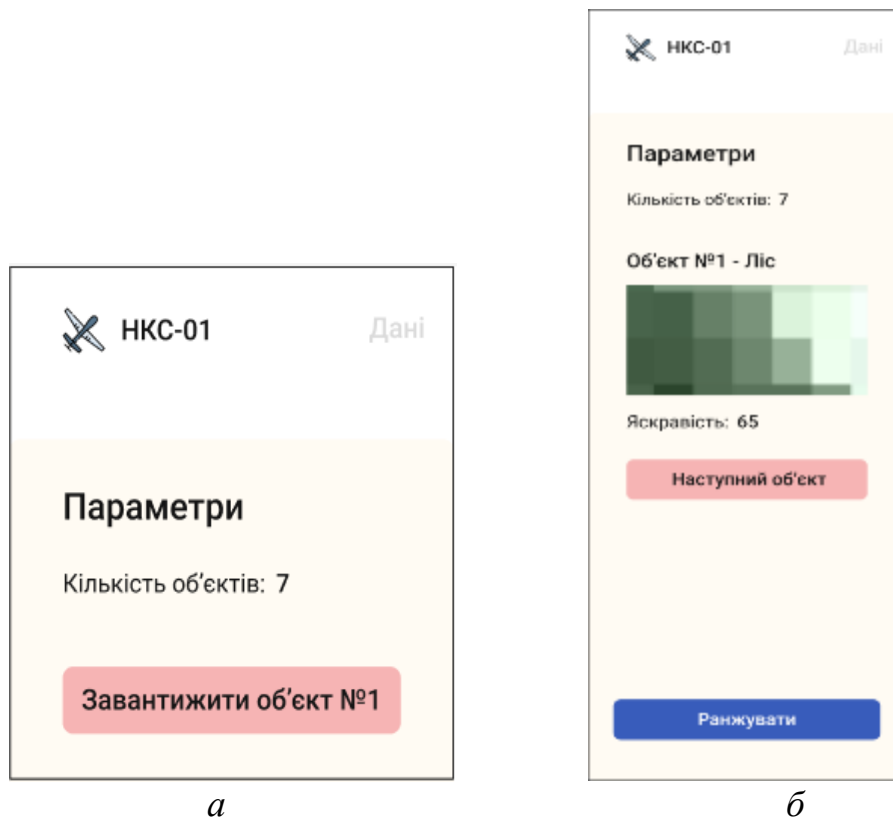


Рисунок 4.7 – Початковий вигляд інтерфейсу програми СППР у режимі «Структура»: *а* – перша сторінка; *б* – друга сторінка

На рисунку 4.7 у розділі «Параметри» показано кількість впорядкованих класів розпізнавання, для яких у режимі «Дані» сформовано вхідну навчальну матрицю. На другій сторінці з метою візуального контролю на екран монітору послідовно відображаються зображення наземних об'єктів з позначенням їх назви. Також на моніторі показується усереднена яскравість кожного зображення. Після оброблення всіх зображень наземних об'єктів шляхом

ініціалізації кнопки «Ранжування» формується варіаційний ряд за збільшенням усередненої яскравості зображень наземних об'єктів, як це показано на фінальній сторінці інтерфейсу (рис. 4.8).

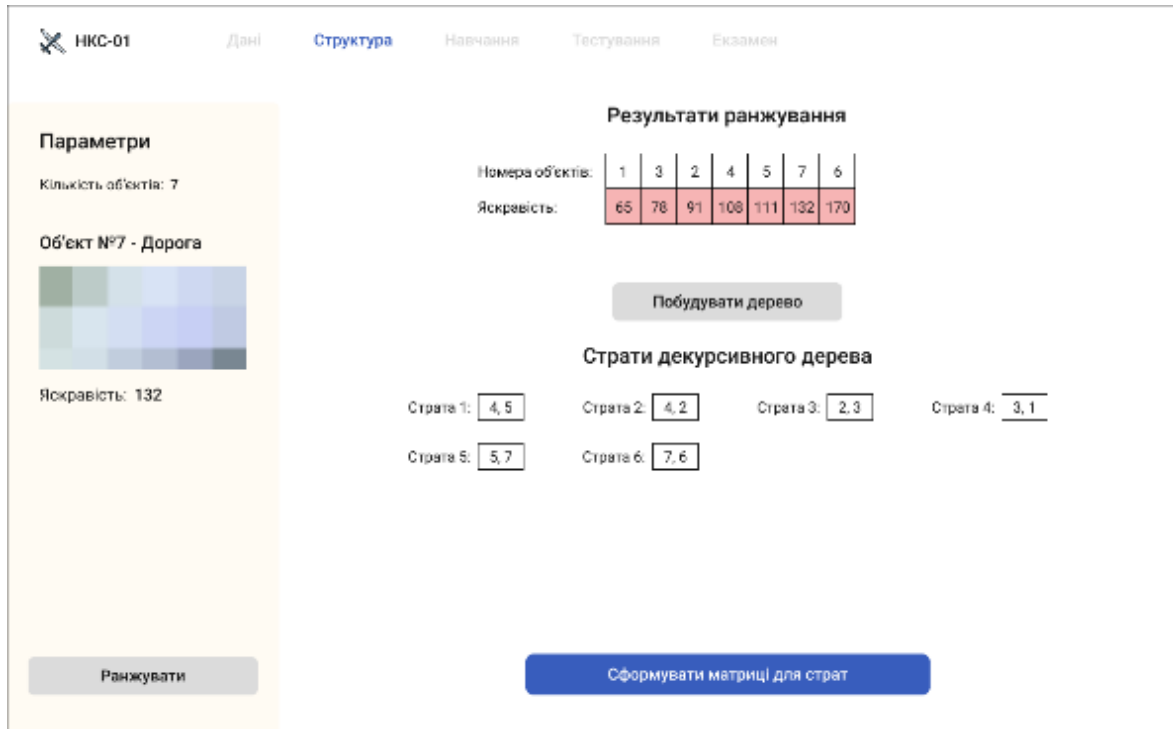


Рисунок 4.8 – Фінальний інтерфейс програми побудови ієрархічної структури вхідних даних у вигляді декурсивного бінарного дерева

На рисунку 4.8 результати ранжування подаються у вигляді таблиці. У першому рядку таблиці показано номери наземних об'єктів, вхідні навчальні матриці яких утворюють впорядковану послідовність за збільшенням усередненої їх яскравості як це показано в другому рядку. Одночасно за наведеним у підрозділі 2.5 алгоритмом будується декурсивне бінарне дерево, номери страт якого та номери класів розпізнавання показуються на сторінці інтерфейсу. Формування масивів вхідних евклідових навчальних матриць для всіх страт відбувається шляхом ініціалізації відповідної кнопки.

На рисунку 4.9 показано графічний інтерфейс програмної реалізації розробленого в розділі 3 алгоритму ієрархічного інформаційно-екстремального машинного навчання БСР автономного БПЛА. Після

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

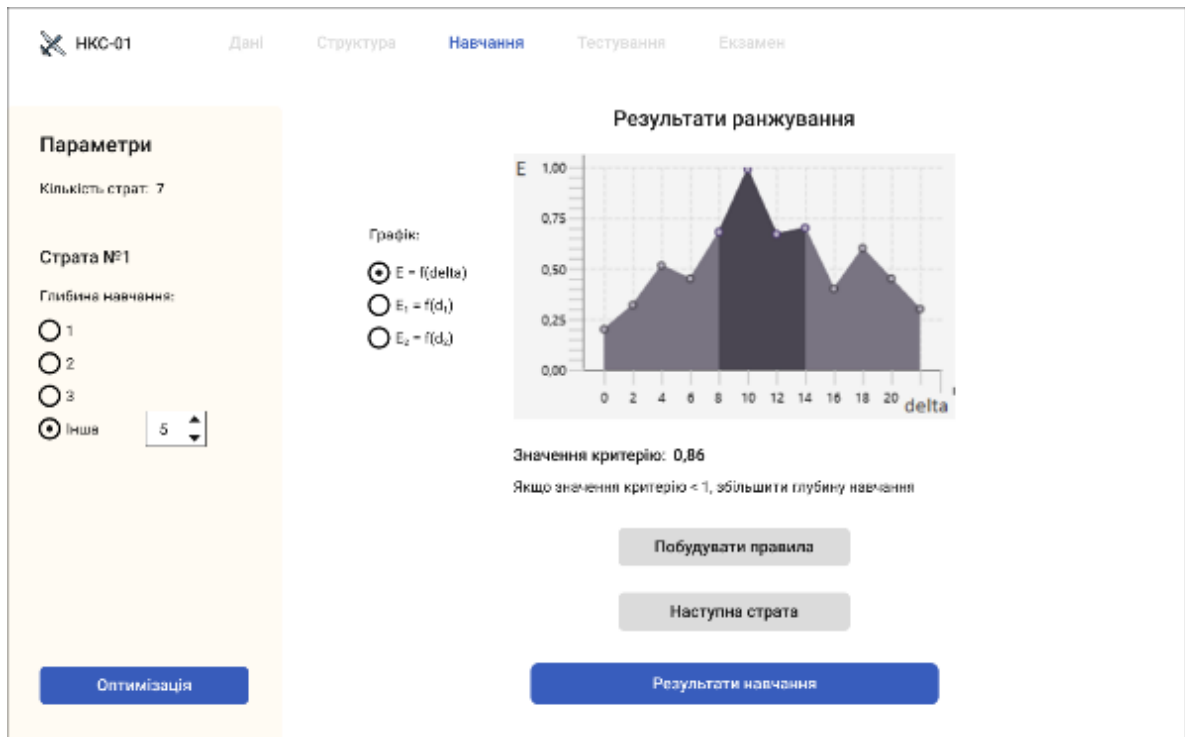


Рисунок 4.9 – Графічний інтерфейс користувача в режимі ієрархічного інформаційно-екстремального машинного навчання автономного БПЛА

Реалізація для кожної страти двохкласового інформаційно-екстремального машинного навчання починається після активації кнопки «Оптимізація». Оператор має можливість візуально аналізувати динаміку зміни інформаційного критерію оптимізації відповідних параметрів машинного навчання. З цією метою оператор послідовно аналізує графіки залежності усередненого за класами розпізнавання відповідної страти інформаційного критерію від параметра  $\delta$  (delta) поля контрольних допусків та графіки залежності інформаційного критерію (3.14) від радіусів контейнерів класів розпізнавання відповідної страти. Водночас на інтерфейсі показується максимальне значення інформаційного критерію оптимізації. Якщо значення нормованого критерію менше одиниці, то слід збільшити глибину машинного

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

На рисунку 4.10 показано графічний інтерфейс оператора НСК при взаємодії з модулем «Тестування».

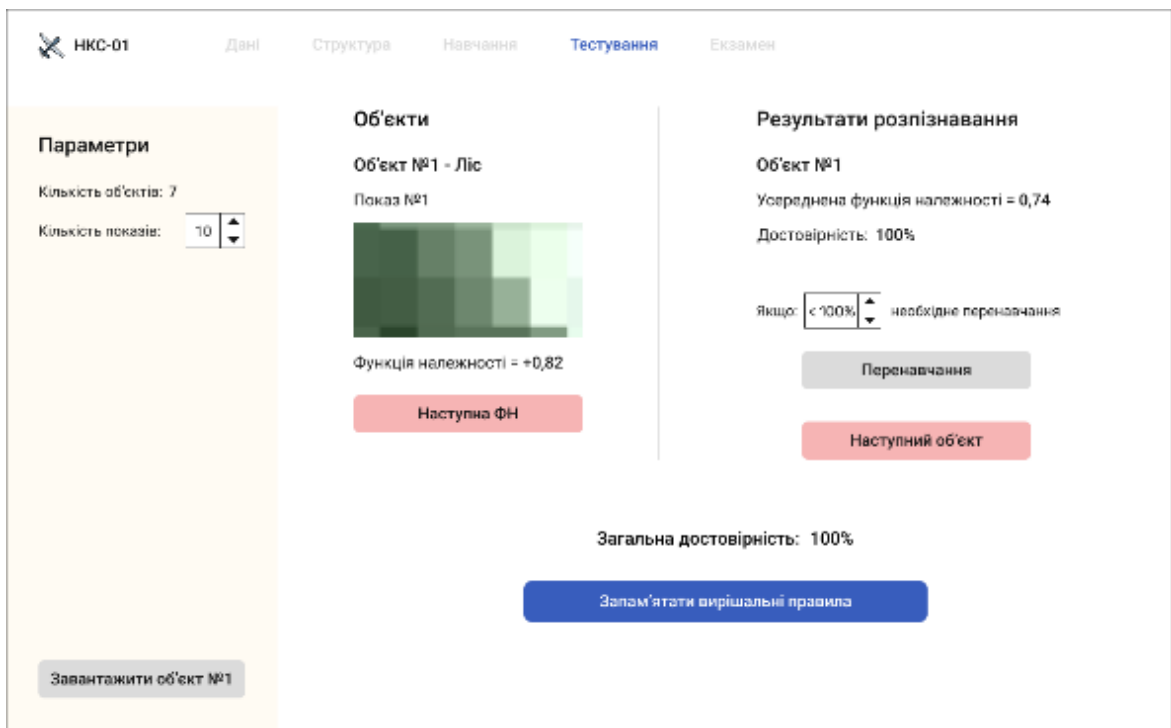


Рисунок 4.10 – Інтерфейс програми функціонування СППР у режимі тестування

Призначенням цього модулю є функціональне тестування з метою перевірки безпомилковості за навчальною матрицею вирішальних правил, побудованих за результатами ієрархічного інформаційно-екстремального машинного навчання БСР. Для досягнення цієї мети на інтерфейсі (рис. 4.10) у розділі «Параметри» оператором задаються умови реалізації такої перевірки:

кількість об'єктів, які бортова система навчена розпізнавати, і кількість показів кожного з цих об'єктів. Після активізації кнопки «Завантажити об'єкт №» висвітлюється порядковий номер об'єкту. У розділі «Об'єкти» послідовно відображаються зображення об'єктів, що розпізнаються. Водночас обчислюються відповідні для зображеного об'єкту вирішальні правила, побудовані на етапі «Навчання», і на інтерфейсі на кожному показі об'єкту відображаються на екрані значення функції належності (ФН), яка обчислюється за формулою (4.1). На рисунку 4.11 показано графічний інтерфейс програми функціонування БСР у режимі екзамену, в якому на відміну з попереднім етапом функціонального діагностування розпізнаються реалізації класів розпізнавання, кожна з яких сформована при нових початкових умовах формування зображення наземного об'єкту дослідження.

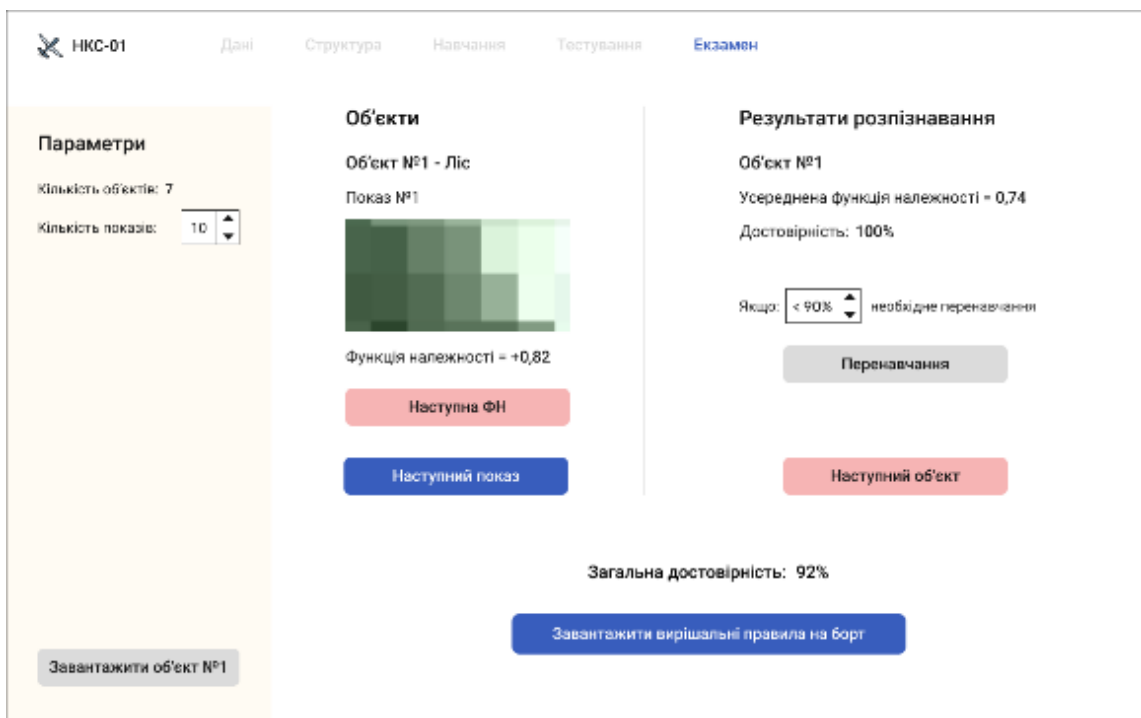


Рисунок 4.11 – Інтерфейс програми функціонування СПДР у режимі екзамену

Такими початковими умовами можуть бути при розв'язанні задачі сегментації новий кадр такого ж класу розпізнавання на зображенні регіону.

який обирається на етапі «Дані», або нова позиція на стенді-симуляторі 3D-макету, наприклад, наземного транспортного засобу тощо.

Після ініціалізації кнопки «Завантажити об'єкт №» (рис.4.11) на екрані з'являється зображення відповідного наземного об'єкту. У режимі екзамену на відміну від режиму «Тестування» при кожному показі об'єкту обчислюються в циклі функції належності (4.1) для всіх класів розпізнавання із заданого алфавіту. Водночас з метою візуального контролю здійснюється індикація значень кожної функції належності. У розділі «Результати розпізнавання» показано номер класифікованого об'єкту та усереднені за показами значення його функції належності та достовірності. Після перегляду всіх об'єктів розпізнавання на екран виводиться загальна (усереднена) достовірність у відсотках, яка пропорційна середній повній ймовірності прийняття правильних класифікаційних рішень для всіх класів розпізнавання із заданого алфавіту:

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

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

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

міркувань. У праці [167] надаються такі рекомендації для оцінювання точності машинного навчання, під якою розуміється повна ймовірність прийняття правильних класифікаційних рішень:

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

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

Представлені в третьому розділі результати комп'ютерного моделювання, отримані в процесі інформаційно-екстремального машинного навчання БСР за ієрархічною структурою даних у вигляді декурсивного бінарного дерева дозволили при заданому рівні глибини навчання побудувати безпомилкові за навчальною матрицею вирішальні правила. Водночас релевантність вхідних даних забезпечується інваріантністю ознак розпізнавання при довільних умовах формування цифрових зображень наземних об'єктів. Тому в дисертаційних дослідженнях було введено обмеження на відстань наземного об'єкту від центральної оптичної вісі відеокамери стенду-симулятора, що було обумовлено технічними та функціональними характеристиками стенду симулятора. Експериментальні дослідження показали, що при заданій висоті відеокамери 150 см від монітора стенду-симулятора розміром 160x80 см вирішальні правила, побудовані за

результатами інформаційно-екстремального машинного навчання за декурсивною структурою даних, забезпечували високу точність при знаходженні об'єкту від оптичної вісі під кутом не менше ніж  $15^\circ$ . Задача перевірки інваріантності вирішальних правил при великих відхиленнях наземного об'єкту від оптичної вісі відеокамери в дисертаційних дослідженнях не розглядалася. Це пов'язано з тим, що основним науковим завданням дисертаційного дослідження було не вирішення проблеми релевантності вхідного інформаційного опису БСР при довільному знаходженні наземного об'єкту в регіоні спостереження, що є предметом аналізу просторових сцен, а розроблення методів машинного навчання з високою функціональною ефективністю. Що стосується проблеми аналізу сцен, то для її вирішення в сучасних дослідженнях в основному розробляються методи визначення для наземних об'єктів проєкційних інваріантів [34, 63, 117].

Отримані в дисертаційній роботі наукові результати дозволяють розробити новий підхід до вирішення проблеми розпізнавання об'єктів, спотворених через збільшення їх відстані від оптичної вісі відеокамери автономного БПЛА. Ідея полягає в розбитті рецепторного поля цифрового зображення регіону спостереження на радіально розташовані сектори, як це показано на рисунку 4.12. У цих секторах довільно розміщується на стенді-симуляторі 3D-макет наземного об'єкту і формується для цього підкласу розпізнавання відповідна навчальна матриця шляхом оброблення зображення об'єкту в полярній системі координат. Зрозуміло, що в цьому випадку збільшується багатовимірність алфавіту класів розпізнавання, оскільки кожний клас розпізнавання може мати десятки або можливо більше підкласів, що для сучасних методів машинного навчання, включаючи ШНМ, викликає суттєві ускладнення.



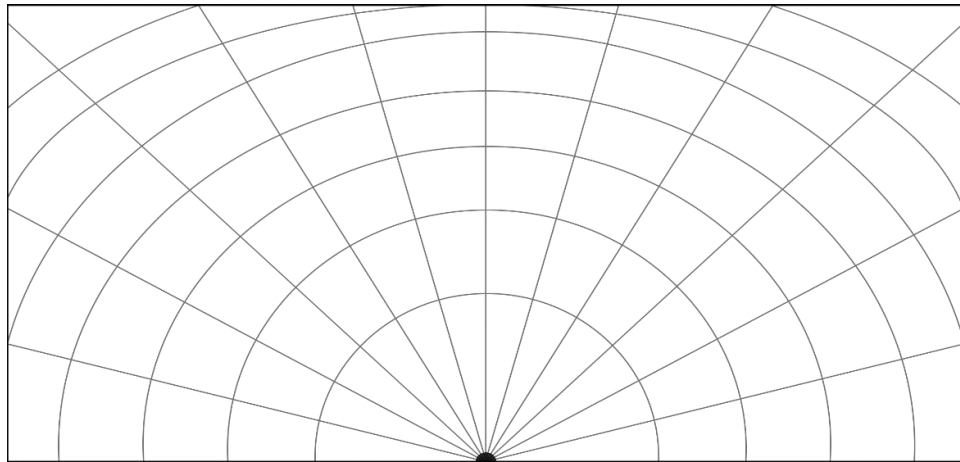


Рисунок 4.12 – Схема розбиття цифрового зображення регіону спостереження на сектори

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

Перевірку функціональної ефективності розробленого методу було здійснено на типовій багат шаровій нейронній мережі, машинне навчання якої здійснювалося за методом зворотного поширення помилки. З метою порівняння результатів на вхід ШНМ подавалася транспонована вхідна навчальна матриця яскравості зображень кадрів регіону (рис. 3.30). У процесі машинного навчання в інтерактивному режимі було побудовано 100

нейронних мереж, у яких у прихованому прошарку було згідно з рекомендацією для трьох зображень використано 6 нейронів. Тривалість машинного навчання дорівнювала трьом годинам.

На рисунку 4.13 показано графік точності кожної нейромережі, де значення 1 характеризує 100% розпізнавання всіх трьох зображень.

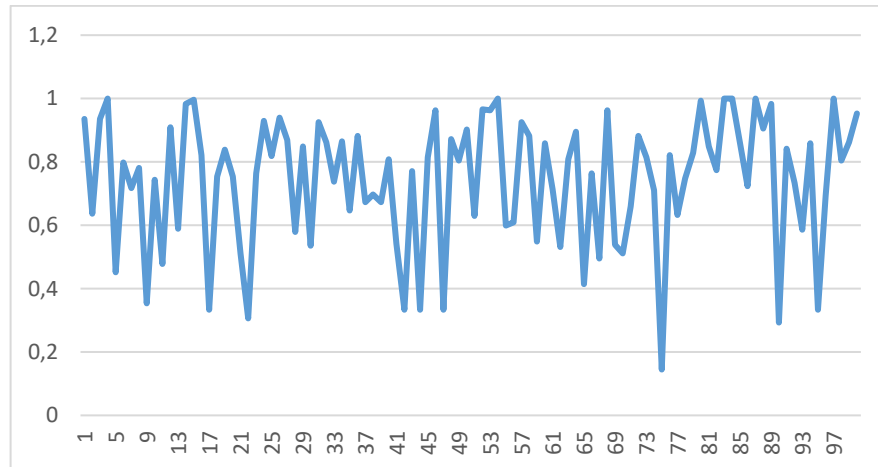


Рисунок 4.13 – Графік точності всіх нейромереж

Аналіз рисунка 4.13 показує, що середня точність побудованих нейронних мереж склала 74%.

На рисунку 4.14 показано як змінюється середньоквадратична помилка однієї з найкращих нейромереж. Кількість ітерацій, на яких випадково змінювалися вагові коефіцієнти синапсів нейронів у процесі машинного навчання дорівнювала 1000.

Аналіз рисунку 4.14 показує, що помилка розпізнавання векторів-реалізацій із навчальної матриці дорівнює 0.05 або 5%. Водночас при інформаційно-екстремальному машинному навчанні як це показано на рисунках 3.33 і 3.37 було побудовано безпомилкові за навчальною матрицею вирішальні правила. Також варто звернути увагу на те, що обрані зображення відносяться до типу «текстура» і, крім того, їх усереднені вектори-реалізації не перетинаються в просторі ознак розпізнавання. Вибір таких зображень

здійснювався з метою виключення можливості машинного навчання з великим рівнем глибини.

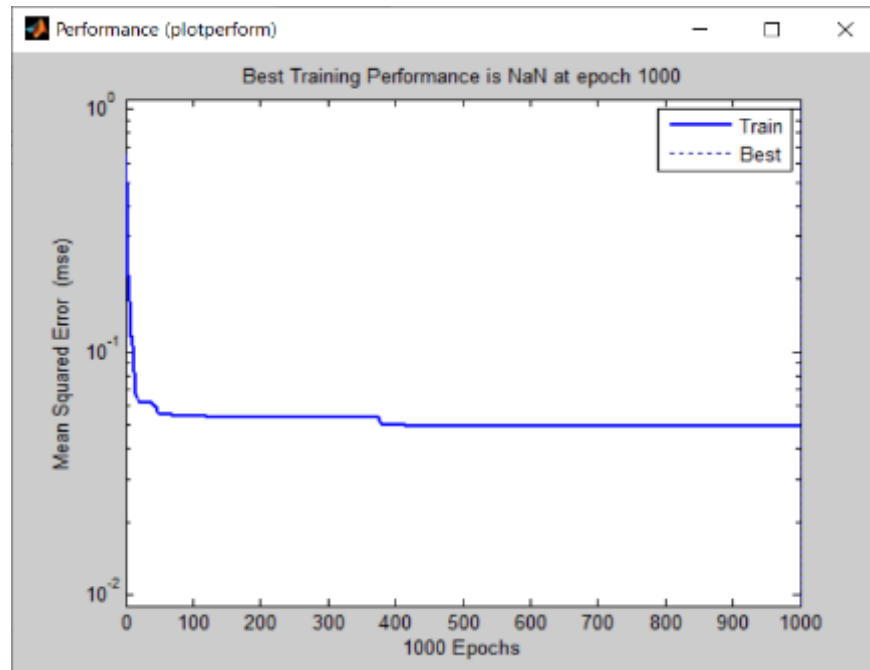


Рисунок 4.14 – Графік точності машинного навчання однієї нейромережі

У випадку суттєвого перетину класів розпізнавання в просторі ознак ШНМ принципово не може бути безпомилковою, оскільки не здійснює дефазифікацію нечіткого розбиття як це робиться в розроблених у роботі методах інформаційно-екстремального машинного навчання. Відомо, що високу точність машинного навчання забезпечують багатозгорткові ШНМ, але для їх застосування необхідна навчальна матриця мінімум на порядок більшого обсягу. Оскільки формування такої навчальної матриці для машинного навчання БСР пов'язано з великими часовими та матеріальними витратами, то експеримент з багатозгортковими ШНМ не проводився.

Одержані в роботі наукові результати обумовлюють суттєву зміну інфраструктури та функцій НСК інтелектуальними автономними БПЛА. Однією з нових функцій такої НСК є необхідність машинного навчання та перенавчання БСР у випадку виявлення нового об'єкту в регіоні спостереження. Для підвищення оперативності і економічності машинного

навчання БСР автономного БПЛА структура НСК повинна включати вище розглянутий стенд-симулятор, основним призначенням якого є створення умов формування вхідного інформаційного опису, максимально наближених до реальних.

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

Програмне забезпечення СППР для оператора машинного навчання розроблено в середовищі IntelliJ IDEA з використанням мови програмування Java. Для зберігання інформації використовувалась база даних, система керування якої створювалася на мові запитань MySQL. Для читання та зберігання даних у форматі XML використано компонент технології Java, а саме JAXP (Java API for XML Processing) [168]. Графічний інтерфейс реалізований з використанням JavaFX [169]. Фреймворк JavaFX являє інструментарій для створення кросплатформних графічних додатків на платформі Java та дозволяє створювати додатки з багатою насиченою графікою завдяки використанню апаратного прискорення графіки і можливостей GPU. Інтерфейс розроблено у векторному редакторі Figma. Figma – онлайн-редактор векторної графіки для розробки макетів сайтів, інтерфейсів, прототипування, ілюстрацій та мобільних додатків з можливістю організації спільної роботи в режимі реального часу. Перевагами Figma є: робота за принципом «намалював = зверстав» (елементи можна перенести на верстку), робота відбувається в хмарі, наявність десктоп-клієнта, велика кількість інтеграцій, повна кросплатформність, можливість використання сторонніх плагінів, підтримка анімації, підтримка дочірніх та батьківських компонентів. Діаграму класів розробленого програмного забезпечення показано на рисунку 4.15, на якому пунктиром позначено основні модулі.

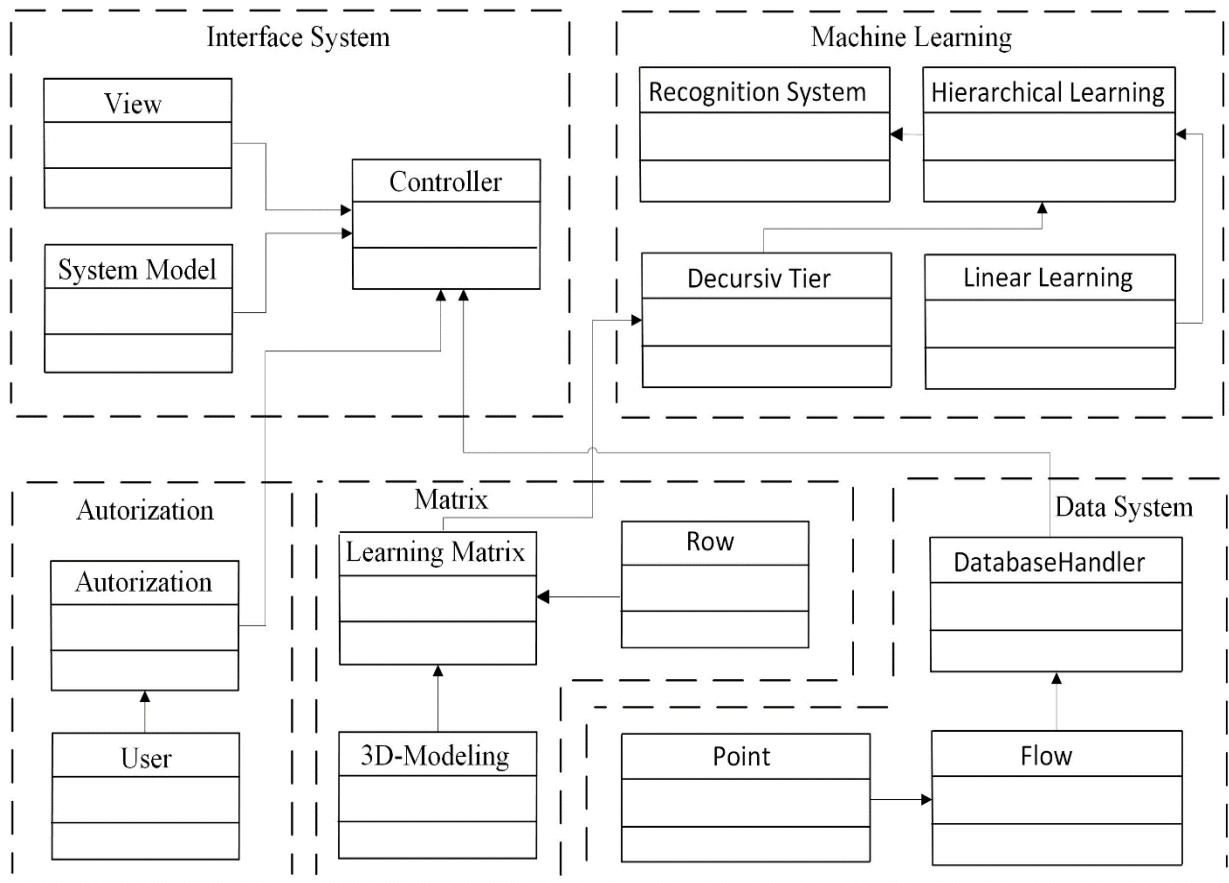


Рисунок 4.15 – Діаграма класів програмного комплексу інформаційно-екстремального машинного навчання БСР

На рисунку 4.15 модуль Machine Learning об'єднує такі класи:

- клас DekursivTier відображає внутрішню структуру програми побудови декурсивного бінарного дерева;
- клас LinearLearning відображає внутрішню структуру програми двохкласового інформаційно-екстремального машинного навчання;
- клас HierarchicalLearning відображає внутрішню структуру програми інформаційно-екстремального машинного навчання за ієрархічною структурою даних у вигляді декурсивного бінарного дерева;
- клас RecognitionSystem відображає внутрішню структуру програми перевірки функціональної ефективності машинного навчання БСР автономного БПЛА в режимах функціонального тестування й екзамену. Класи модуля Matrix (рис. 4.15) відображають структуру програми формування

вхідної навчальної матриці, яка відбиває властивості 3D-макетів наземних об'єктів. Клас DatabaseHandler відображає структуру програмного комплексу побудови бази даних.

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

#### 4.4 Висновки до четвертого розділу

У четвертому розділі розроблено апаратно-програмний інструментарій проектування СППР для машинного навчання БСР автономного БПЛА для відеомоніторингу регіону спостереження. У результаті проведених досліджень одержано такі результати:

Розроблено концептуальну, структурну та функціональну схеми СППР для оператора НСК, яка призначена для машинного навчання БСР автономного БПЛА з використанням стенда-симулятора 3D-макетів наземних об'єктів, який дозволяє оперативно розробляти інформаційне та програмне забезпечення інтелектуального БАК.

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

3. Створений програмний інструментарій з використанням шаблонів проектування та мови програмування Java забезпечує для бортової системи автономного БПЛА для розпізнавання наземних об'єктів за оптико-електронним каналом спостереження кросплатформність, зменшення витрат на розробку, налагодження, верифікацію інформаційного та програмного забезпечення, супроводження та функціональне масштабування.

Основні наукові результати, наведені в четвертому розділі, опубліковано в технічних звітах держбюджетних науково-технічних робіт (ДР № 0117U002248, ДР № 0122U000786) та в працях автора [2, 4, 15–17].

## ВИСНОВКИ

У дисертаційній роботі розв'язано важливе науково-практичне завдання розроблення інформаційної інтелектуальної технології машинного навчання бортової системи автономного БПЛА для відеомоніторингу місцевості за умови неповної визначеності даних в рамках функціонального підходу до моделювання когнітивних процесів природнього інтелекту. У результаті проведених досліджень одержано такі результати:

1. Проаналізовано сучасний стан розвитку інформаційних технологій відеомоніторингу місцевості БПЛА й установлено, що основні ускладнення інформаційного синтезу таких систем пов'язані з недоліками сучасних інтелектуальних інформаційних технологій аналізу даних, обумовленими довільними початковими умовами формування зображень наземних об'єктів, перетином класів розпізнавання в просторі ознак, великим обсягом даних і впливом неконтрольованих факторів, які призводять до спотворення зображень. За результатами аналізу обґрунтовано вибір методу досліджень у рамках функціонального підходу до моделювання когнітивних процесів природнього інтелекту, що дозволяє розробляти методи інформаційно-екстремального машинного навчання автономного БПЛА для розпізнавання наземних об'єктів з властивостями адаптивності до довільних умов формування зображень і гнучкості при перенавчанні в разі збільшення кількості класів розпізнавання..

2. Вперше розроблено метод інформаційно-екстремального машинного навчання автономного БПЛА для розпізнавання наземного транспортного засобу з оптимізацією рівня квантування яскравості пікселів кадру зони інтересу, що дозволяє детектувати контур транспортного засобу з метою визначення на ньому центру полярної системи координат для формування навчальної матриці та побудувати в процесі інформаційно-екстремального машинного навчання автономного БПЛА вирішальні правила, інваріантні до зсуву та повороту наземного об'єкту в кадрі зони інтересу.



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

4. Вперше розроблено метод інформаційно-екстремального машинного навчання автономного БПЛА для семантичної сегментації зображення регіону шляхом оптимізації за інформаційним критерієм вагових коефіцієнтів *RGB*-компонент зображень наземних об'єктів, що дозволяє підвищити повну ймовірність прийняття правильних класифікаційних рішень у порівнянні з початковими одиничними значеннями вагових коефіцієнтів як це приймалося в наукових дослідженнях попередників.

5. Удосконалено метод інформаційно-екстремального машинного навчання автономного БПЛА для відеомоніторингу місцевості за ієрархічною структурою даних у вигляді декурсивного бінарного дерева, що дозволяє побудувати в процесі машинного навчання із заданою глибиною безпомилкові за навчальною матрицею вирішальні правила. Доведено доцільність реалізації інформаційно-екстремального машинного навчання за ієрархічною структурою даних у вигляді декурсивного бінарного дерева при кількості класів розпізнавання більше двох.

6. Набув подальшого розвитку метод автономної відеонавігації за наземними природними та інфраструктурними орієнтирами з відомими географічними координатами, що дозволяє визначати місцезнаходження автономного БПЛА без використання глобальної мережі позиціонування GPS і цим підвищити інформаційну та/або кіберзахищеність літального апарату/

7. Розроблено засоби інформаційної технології інформаційно-екстремального машинного навчання автономного БПЛА для відеомоніторингу місцевості з використанням стенду-симулятора 3D-макетів

наземних об'єктів, що дозволяє зменшити витрати на розробку, налагодження та верифікацію інформаційного та програмного забезпечення.

Результати досліджень упроваджено у вигляді розробленого інформаційного та програмного забезпечення при модернізації тренажеру операторів керування БПЛА в Науково-дослідному центрі ракетних військ і артилерії Збройних сил України (акт впровадження від 09.06.2023) та в навчальний процес кафедри комп'ютерних наук Сумського державного університету (акт впровадження від 30.05.2023).

## ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ІНФОРМАЦІЇ

[1] О. С. Куценко, Б. Л. Кащєєв та М. І. Мироненко, “Геоінформаційна система ідентифікації кадрів при реконструюванні місцевості”, *Вісник НТУ «ХПІ». Серія: Системний аналіз, управління та інформаційні технології*, Харків: НТУ «ХПІ», №46(1218), с. 53–61, 2017.

[2] О. В. Шматко та М. І. Мироненко, “Інформаційна технологія відслідковування помилок програмного забезпечення”, *Збірник наукових праць Харківського національного університету Повітряних Сил*, №2, с. 120–125, 2018.

[3] В. І. Зимовець, О. С. Приходченко та М. І. Мироненко, “Інформаційно-екстремальний кластер-аналіз вхідних даних при функціональному діагностуванні”, *Радіоелектронні і комп’ютерні системи*, №4, с. 105–114, 2019. DOI: 10.32620/reks.2019.4.12.

[4] О. А. Шкуропат, І. В. Шелехов та М. І. Мироненко, “Інтелектуальна система технічного зору для безпілотних літальних апаратів”, *Artificial Intelligence*, №4, с. 53–58, 2020.

[5] A. S. Dovbysh, M. M. Budnyk, V. Yu. Piatachenko and M. I. Myronenko, “Information-Extreme Machine Learning of On-Board Vehicle Recognition System”, *Cybernetics and Systems Analysis*, vol. 56, is. 4, pp. 534–543, 2020. DOI: 10.1007/s10559-020-00269-y.

[6] Ihor Naumenko, Mykyta Myronenko and Taras Savchenko, “Information-extreme machine training of on-board recognition system with optimization of RGB-component digital images”, *Radioelectronic and Computer Systems*, vol. 98, is. 4, pp. 59–70, 2021. DOI: 10.32620/reks.2021.4.05.

[7] Л. Б. Кащєєв та М. І. Мироненко “Інтелектуальна геоінформаційна система визначення зони інтересу на місцевості”, *Матеріали 23-ї міжнародної наукової конференції з автоматичного керування (Автоматика – 2016), 22–23 вересня 2016 р., Суми*, с. 195–196, 2016.

8. О. В. Шматко та М. І. Мироненко, “Вхідний математичний опис геоінформаційної системи розпізнавання об’єктів на місцевості”, *Четверта міжнародна наукова конференція «Вимірювання, контроль та діагностика в технічних системах», 31 жовтня – 2 листопада 2017 р. Збірник тез доповідей*, Вінниця: ПП «ГД «Едельвейс і К», с. 165–166, 2017.

[9] Juliy Simonovskiy, Vladislav Piatachenko and Mykyta Myronenko, “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*, pp. 115–118, 2018.

[10] I. Naumenko, M. Myronenko and V. Piatachenko, “Information-Extreme Learning of On-Board System for Recognition of Ground Vehicles”. *Proceedings of the Second International Workshop on Computer Modeling and Intelligent Systems (CMIS-2019), Zaporizhzhia, Ukraine, April 15-19, 2019*,. pp. 121-132, 2019.

[11] А. С. Довбиш, М. І. Мироненко та Т. В. Савченко, “Інформаційно-екстремальна ідентифікація кадрів зображення місцевості”, *Матеріали VI Міжнародної науково-технічної Internet-конференції «Сучасні методи, інформаційне, програмне та технічне забезпечення систем керування організаційно-технічними та технологічними комплексами», 20 листопада 2019 р., м. Київ, Київ, НУХТ*, с. 119–120, 2019.

[12] A. Dovbysh, I. Naumenko, M. Myronenko and T. Savchenko, “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; from 27 April 2020 to 1 May 2020, CEUR Workshop Proceedings*, vol. 2608, pp. 913–925, 2020.

[13] O. Protsenko, T. Savchenko, M. Myronenko and O. Prykhodchenko, “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*, pp. 213–218, 2020.

[14] I. Naumenko, V. Piatachenko, M. Myronenko and T. Savchenko, “Information-Extreme Machine Learning of an On-board Ground Object Recognition System with a Choice of a Base Recognition Class”, *CEUR Workshop Proceedings of 6th International Conference on Computational Linguistics and Intelligent Systems (COLINS-2022)*, Gliwice, Poland, May 12-13, 2022, pp. 1139–1148, 2022.

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

[16] Свідоцтво про реєстрацію авторського права на твір №88975. 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. Авторські майнові права належать Сумському державному університету.

[17] Свідоцтво про реєстрацію авторського права на твір № 104081. Комп’ютерна програма «Ідентифікація кадрів цифрового зображення регіону». Автори: Довбиш А. С., Науменко І. В., Мироненко М. І., Савченко Т. Р. Дата реєстрації: 15.04.2021 р.

[18] 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.

[19] “Hermes 450 – Tactical Long Endurance UAS”, *Elbit Systems Australia*, Retrieved 2020-09-13. Access mode: <https://www.elbitsystems.com.au/uas-hermes-450-tactical-long-endurance-uas/>.

[20] A. Bereznyi, A. Trystan and O. Lavrov, “Information technology of automatic detection and identification of stationary objects with unmanned aerial vehicles”, *Сучасні інформаційні системи*, вип. 4, № 1, с. 5–10, 2020. DOI: 10.20998/2522-9052.2020.

[21] V. Gorokhovatsky and S. Gadetska, “Spatial and statistical analysis and processing of fragments ensemble of image structural description in recognition of visual objects”, *Telecommunications and Radio Engineering*, vol. 78, is. 14, pp. 1263–1274, 2019. DOI: 10.1615/TelecomRadEng.v78.i14.40.

[22] А. О. Бережний, І. М. Крижанівський та О. В. Барабаш, “Метод автоматизованого планування маршрутів безпілотних літальних апаратів з урахуванням виявлення стаціонарних об’єктів”, *Телекомунікаційні та інформаційні технології*, Київ, вип. 4, № 65, с. 90–98, 2019. DOI: 10.31673/2412-4338.2019.049098.

[23] І. Н. Єпіфанов, “Проблематика використання безпілотних літальних апаратів (дронів) в логістиці”. [Електронний ресурс]. Режим доступу: <https://scientificarticle.ru/images/PDF/2016/9/problematika-ispolzovaniya-bespilotnykh.pdf>.

[24] Ю. П. Стародуб та П. П. Урсуляк, *Інформаційні технології в комп’ютерному моделюванні еколого-геофізичних процесів*, Львів, ЛДУ БЖД, 2013.

[25] Mladen Jurišić, Dorijan Radočaj, Ante Šiljeg, Oleg Antonić and Tihomir Živić, “Current status and perspective of remote sensing application in crop management”, *Journal of Central European Agriculture*, vol. 22, is. 1, 2021. DOI: <https://doi.org/10.5513/JCEA01/22.1.3042>.

[26] X. Liu, S. Zhang, J. Tian, and L. Liu, “An onboard vision-based system for autonomous landing of a low-cost quadrotor on a novel landing pad”, *Sensors (Switzerland)*, vol. 19, no. 21, 2019. DOI: 10.3390/s19.

[27] Fasano, Giancarmine; Accardo, Domenico; Tirri, Anna Elena; Moccia, Antonio and Ettore De Lellis, "Radar/electro-optical data fusion for non-cooperative UAS sense and avoid", *Aerospace Science and Technology*, vol. 46, pp.436–450, 2015.

[28] Object Recognition from Local Scale-Invariant Features. Access mode: <https://www.cs.ubc.ca/~lowe/papers/iccv99.pdf>.

[29] Yong Zhou, Xuning Liu, Jiaqi Zhao, Ding Ma, Rui Yao, Bing Liu and Yi Zheng, "Remote sensing scene classification based on rotation-invariant feature learning and joint decision making". *Eurasip Journal on Image and Video Processing*, article number: 3, published: 07 January 2019.

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

[31] Aomei Li, Wanli Jiang, Weihua Yuan, Dehui Dai, Siyu Zhang, Zhe Wei, "An Improved FAST+SURF Fast Matching Algorithm", *Procedia Computer Science*, vol. 107, pp. 306–312, 2017.

[32] S. Kachikian and M. Emadi, "A Review of detector descriptors' on Object Tracking", *International Journal of Advanced Research in Electrical, Electronics and Instrumentation Engineering*, vol. 5, is. 7, pp. 5815–5828, 2016.

[33] V. Moskalenko, A. Dovbysh, I. Naumenko, A. Moskalenko and A. Korobov, "Improving the effectiveness of training the on-board object detection system for a compact unmanned aerial vehicle", *Eastern-European Journal of Enterprise Technologies*, vol. 94, is. 4/9, pp. 19–26, 2018. DOI: 10.15587/1729-4061.2018.139923.

[34] П. О. Приставка, В. І. Сорокопуд та А. В. Чирков, "Експериментальний зразок автоматизованої системи пошуку підозрілих об'єктів на відео з безпілотного повітряного судна", *Системи озброєння і військова техніка*, №2(50), с. 26–32, 2017.

[35] P. Gao, Y. Zhang, L. Zhang, R. Noguchi, and T. Ahamed, "Article

development of a recognition system for spraying areas from unmanned aerial vehicles using a machine learning approach,” *Sensors (Switzerland)*, vol. 19, is. 2, 2019. DOI: 10.3390/s19020313.

[36] N. Wang, Y. Wang, and M. J. Er, “Review on deep learning techniques for marine object recognition: Architectures and algorithms”, *Control Eng. Pract.*, 2020. DOI: 10.1016/j.conengprac.2020.104458.

[37] J. Chen, Y. Fang, and Y. K. Cho, “Performance evaluation of 3D descriptors for object recognition in construction applications,” *Autom. Constr.*, vol. 86, 2018. DOI: 10.1016/j.autcon.2017.10.033.

[38] Yanguo, Song; Huanjin, Wang, “Design of Flight Control System for a Small Unmanned Tilt Rotor Aircraft”, *Chinese Journal of Aeronautics*, vol. 22, is. 3, pp. 250–256, 2021.

[39] BAYKAR Unmanned Aerial Vehicle Systems. Access mode: <https://baykardefence.com/uav-15.html>.

[40] A. Konert and T. Balcerzak, “Military autonomous drones (UAVs) – from fantasy to reality. Legal and Ethical implications”, *Transportation Research Procedia*, vol. 59, pp. 292–299, 2022. DOI: 10.1016/j.trpro.2021.11.121.

[41] А. С. Довбиш, Ю. В. Симоновський, О. В. Коробченко та М. А. Летюга, “Інформаційно-екстремальний алгоритм машинного навчання системи розпізнавання транспортних засобів”, *Вісник НТУ «ХПІ»*, № 45 (1217), с. 17–22, 2017.

[42] Свідоцтво про реєстрацію авторського права на твір № 110378. Комп’ютерна програма «Визначення швидкості рухомого наземного об’єкту». Автори: А. С. Довбиш, І. В. Шелехов, Т. Р. Савченко. Дата реєстрації: 16 грудня 2021 р.

[43] Свідоцтво про реєстрацію авторського права на твір № 110377. Комп’ютерна програма «Ідентифікація наземних об’єктів через оптико-електронну систему спостереження». Автори: А. С. Довбиш, І. В. Науменко, Т. Р. Савченко. Дата реєстрації: 16 грудня 2021 р.

[44] G. Xu, Y. Zong and Y. Z Yang, *Applied Data Mining*, CRC Press, 2013.



[45] Kanupriya Verma, Sahil Bhardwaj, Resham Arya, Mir Salim Ul Islam, Megha Bhushan, Ashok Kumar and Piyush Samant, “Latest tools for data mining and machine learning”, *International Journal of Innovative Technology and Exploring Engineering*, volume 8, issue 9S, pp. 18–23, 2019.

[46] Bruce Ratner, *Statistical and machine-learning data mining: Techniques for better predictive modeling and analysis of big data, third edition*, New York, Chapman and Hall/CRC, 2017.

[47] Honglin, “A Network Traffic Classification Method Using Support Vector Machine with Feature Weighted-degree”, *Journal of Digital Information Management*, vol. 15, is. 2, pp. 76–83, 2017.

[48] H. Ammour, A. Alhichri, Y. Bazi, B. Benjdira and N. Ammour, “Deep Learning Approach for Car Detection in UAV Imagery”, *Remote Sens*, vol. 9, is. 4, pp. 1–15, 2017.

[49] Bernhard Scholkopf, Francesco Locatello, Stefan Bauer, Nan Rosemary Ke, Nal Kalchbrenner, Anirudh Goyal and Yoshua Bengio, “Toward Causal Representation Learning”, *Proceedings of the IEEE*, volume 109, issue 5, 2021.

[50] Efstratios Kakaletsis, Charalampos Symeonidis, Maria Tzelepi, Ioannis Mademlis, Anastasios Tefas, Nikos Nikolaidis and Ioannis Pitas, “Computer Vision for Autonomous UAV Flight Safety: An Overview and a Vision-based Safe Landing Pipeline Example”, *ACM Computing Surveys*, volume 54, issue 9, article no. 181, pp. 1–37, 2022. DOI: <https://doi.org/10.1145/3472288>.

[51] Xiaoming Zhang and Mohsin Ali, “A Beem Optimization-Based Cooperation Method for Target Searching by Swarm UAVs in Unknown Environments”, *IEEE access*, vol. 8, pp. 43850–43862, 2020. DOI: 10.1109/ACCESS.2020.2977499.

[52] Palacios E. Sepulveda and H. Smith, “Impact of mission requirements on the design of low observable UCAV configurations”, *Aircraft Engineering and Aerospace Technology*, vol. 91, is. 10, pp. 1295–1307, 2019.

[53] R. Lutz, P. Frederick, P. Walsh, K. Wasson and N. Fenlason, “Integration of unmanned aircraft systems into complex airspace environments”, *Johns Hopkins APL Technical Digest (Applied Physics Laboratory)*, vol. 33, is. 4, pp. 291–302, 2017.

[54] A. Suleiman, Z. Zhang and L. Carlone, “Navion: A 2-mW Fully Integrated Real-Time Visual-Inertial Odometry Accelerator for Autonomous Navigation of Nano Drones”, *IEEE Journal of Solid-State Circuits*, vol, 54, is.4, pp. 1106–1119, 2019.

[55] Daniel Hoadley and Nathan Lucas, “Artificial Intelligence and National Security”, 2018, Access mode: <https://www.a51.nl/sites/default/files/pdf/R45178.pdf>.

[56] Joint Artificial Intelligence Center. Access mode: <https://www.ai.mil/> Retrieved: Jan, 2022.

[57] A. Konert and T. Balcerzak, “Military autonomous drones (UAVs) – from fantasy to reality. Legal and Ethical implications”, *Transportation Research Procedia*, vol. 59, pp. 292–299, 2021. DOI: 10.1016/j.trpro.2021.11.121.

[58] Yuncheng Lu, Zhucun Xue, Gui Song Xia and Liangpei Zhang, “A survey on vision-based UAV navigation”, *Geo-Spatial Information Science*, pp. 21–32, published online: 12 Jan 2018. DOI: 10.1080/10095020.2017.1420509.

[59] A. S. Dovbysh, V. V. Moskalenko, S. V. Pimonenko and A. G. 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*, vol. 89, no. 5/2, pp. 26–33, 2017.

[60] A. G. Korobov and V. V. Moskalenko, “Information-extreme algorithm of the system for recognition of objects on the terrain with optimization parameter feature extraction”, *Radio Electronics, Computer Science, Control*, no 2, pp. 38–45, 2017.

[61] Jeremy Watt, Reza Borhani, Aggelos K. Katsaggelos, *Machine learning refined: Foundations, algorithms, and applications*, Cambridge University Press, 2016.

[62] А. С Довбиш, *Основи проектування інтелектуальних систем: Навчальний посібник*, Суми, Видавництво Сумського державного університету, 2009.

[63] R. Duda, P. Hart and D. Stork, *Pattern Classification*, New York: John Wiley, Section, 2001.

[64] Annalisa Crannell, Marc Frantz and Fumiko Futamura, *Perspective and Projective Geometry*, Princeton University Press, 2019. DOI: 10.2307/j.ctvfjd017.

[65] Повітряний кодекс України від 19.05.2011 № 3393-VI (Редакція від 12.04.2017).

[66] Правила виконання польотів безпілотними авіаційними комплексами державної авіації України затверджені Наказом Міністерства оборони України від 08.12.2016 № 661.

[67] Y. Sung-Joo and T. Kim, “Development of Stereo Visual Odometry Based on Photogrammetric Feature Optimization”, *Remote Sensing*, vol. 11, pp. 1–17, 2019.

[68] Dragon\_Eye\_AV\_datasheet.pdf/. Access mode: <https://www.avinc.com/downloads>.

[69] Jonathan Amos, “Skynet military launch is delayed”. BBC News. Retrieved 13 May 2010. Access mode: <http://news.bbc.co.uk/2/hi/science/nature/7087910.stm>.

[70] Richard F. Lyon, “The Optical Mouse: Early Biomimetic Embedded Vision”, *Advances in Embedded Computer Vision*, Springer, vol. 3, pp. 3-22, 2014.

[71] Giancarmine Fasano, Domenico Accardo, Anna Elena Tirri, Antonio Moccia and Ettore De Lellis, "Radar/electro-optical data fusion for non-cooperative UAS sense and avoid", *Aerospace Science and Technology*, vol. 46, pp. 436–450, 2019.

[72] Eric R. Fossum and D. B. Hondongwa, “A Review of the Pinned Photodiode for CCD and CMOS Image Sensors”, *IEEE Journal of the Electron Devices Society*, vol. 2, is. 3, pp. 33–43, 2014. DOI:10.1109/JEDS.2014.2306412/

[73] Meroli Stefano, “CMOS vs CCD sensor. Who is the clear winner?”. Access mode: meroli.web.cern.ch. Retrieved 28 March 2020.

[74] Hubert Cecotti, “Extreme Machine Learning Architectures Based on Correlation”, *Pattern Recognition, 14th Mexican Conference, MCP R 2022, Ciudad Juárez, Mexico, June 22–25, 2022*, pp. 137–146, 2022. DOI: 10.1007/978-3-031-07750-0\_13.

[75] Tajeddine Benbarrad, Marouane Salhaoui, Soukaina Bakhat Kenitar and Mounir Arioua, “Intelligent machine vision model for defective product inspection based on machine learning”, *Journal of Sensor and Actuator Networks*, vol. 10, is. 1, 7, 2021. DOI: <https://doi.org/10.3390/jsan10010007>.

[76] Efthimia Mavridou, Eleni Vrochidou, George A. Papakostas, Theodore Pachidis, Vassilis G. Kaburlasos, “Machine vision systems in precision agriculture for crop farming”, *Journal of Imaging*, vol. 5, is. 12, 89, 2019. DOI: <https://doi.org/10.3390/jimaging5120089>.

[77] В. М. Теслюк та М. І. Андрійчук, *Конспект лекцій з курсу «Методи синтезу та оптимізації» для студентів базового напрямку «Комп’ютерні науки», Ч.1*, Львів, 2005.

[78] В. М. Теслюк, *Градiєнтні методи розв’язання оптимізаційних задач: Ч.3. Конспект лекцій з курсу “Методи синтезу та оптимізації” для студентів базового напрямку “Комп’ютерні науки”, Львів: Самвидав кафедри САП Національного університету “Львівська політехніка”, 2013.*

[79] Mykola Medykovskyy, Vasyl Teslyuk and Oleh Shunevych, “The Gomory method applying for wind farm structure determination”, *Proc. of the VI-th Intern. Conf. of Computer Science & Information Technologies (CSIT 2011)*, Lviv, pp. 290 – 291, 2011.

[80] M. V. Valueva, N. N. Nagornov, P. A. Lyakhov, G. V. Valuev and N. I. Chervyakov, “Application of the residue number system to reduce hardware

costs of the convolutional neural network implementation”, *Mathematics and Computers in Simulation*, Elsevier BV, vol. 177, pp. 232–243, 2020.

[81] Zhang, Wei, “Parallel distributed processing model with local space-invariant interconnections and its optical architecture”, *Applied Optics*, vol. 29, is. 32, pp. 4790–4797, 1990. DOI: 10.1364/AO.29.004790.

[82] І. С. Творошенко, *Конспект лекцій з дисципліни «Цифрова обробка зображень» (для студентів 5 курсу денної та заочної форм навчання спеціальності 7.08010105 – Геоінформаційні системи та технології)*, Харків, ХНУМГ ім. О. М. Бекетова, 2015.

[83] Б. В. Перелигін, Т. Б. Ткач та С. А. Гор’єв, *Спектрально-часовий аналіз даних моніторинга: навчальний посібник*, Одеський державний екологічний університет, Одеса: ТЕС, 2017.

[84] І. О. Сушко, Н. О. Лащевська, А. В. Мовчанюк та Р. В. Антипенко, *Конспект лекцій до кредитного модулю «Спеціальні розділи оброблення сигналів 2» для магістрів радіотехнічного факультету, спеціальності 172 Телекомунікації та радіотехніка, спеціалізації «Радіозв’язок та оброблення сигналів»*, Київ, КПІ ім. Ігоря Сікорського, 2017.

[85] G. Mountrakis, J. Im and C. Ogole, “Support vector machines in remote sensing: a review”, *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, vol. 66, is. 3, pp. 247–259, 2011.

[86] Z. Zhen and G. Wang, “Learning discriminative hierarchical features for object recognition”, *IEEE Signal Process. Lett.*, vol. 21, no. 9, pp. 1159–1163, 2014.

[87] F. Pedregosa, G. Varoquaux, A. Gramfort et al, “Scikit-learn: Machine learning in Python”, *The Journal of Machine Learning Research*, no. 12, pp. 2825–2830, 2011.

[88] J. Long, E. Shelhamer, and T. Darrell, “Fully convolutional networks for semantic segmentation”, *IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, pp. 115–127, 2015.

[89] Abhishek Sharma, Chathuranga Basnayaka, M. Wijerathna and Dushantha Nalin K. Jayakody, “Communication and networking technologies for

UAVs: A survey”, *Journal of Network and Computer Applications*, vol. 168, 102739, May 2020.

[90] J. Goldberger, S. Roweis, G. Hinton and R. Salakhutdinov, *Neighbourhood Components Analysis, in Neural Information Processing Systems (NIPS)*, Montreal, Canada, 2014.

[91] Andrej Karpathy et al. “Large-scale video classification with convolutional neural networks”, *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2014.

[92] A. Krizhevsky, I. Sutskever and G. E. Hinton, “Imagenet classification with deep convolutional neural networks”, *Advances in neural information processing systems*, pp. 1097–1105, 2012.

[93] O. Vinyals, C. Blundell, T. Lillicrap, K. Kavukcuoglu and D. Wierstra “Matching Networks for One Shot Learning”, *Advances in Neural Information Processing Systems*, vol. 29, pp. 3630–3638, 2016.

[94] D. Yi, S. Ji and S. Bu, “An Enhanced Optimization Scheme Based on Gradient Descent Methods for Machine Learning”, *Symmetry*, vol. 11, is. 7, pp. 942–949, 2019.

[95] Andrew Blance and Michael Spannowsky “Quantum machine learning for particle physics using a variational quantum classifier”, *Journal of High Energy Physics*, volume 2021, article number: 212, 2021.

[96] D. Ciresan, U. Meier and J. Schmidhuber, “Multi-column deep neural networks for image classification”, *Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, pp. 3642–3649, 2012.

[97] Y. Bengio, A. Courville and P. Vincent, “Representation learning: A review and new perspectives”, *Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 35, is. 8, pp. 1798–1828, 2013.

[98] Hinton G., Deng L. and Yu D. “Deep Neural Networks for Acoustic Modeling in Speech Recognition: The Shared Views of Four Research Groups”, *IEEE Signal Processing Magazine*, vol. 29, is. 6, pp. 82–97, 2012. DOI: 10.1109/MSP.2012.2205597.

[99] Jiuxiang Gu, Zhenhua Wang, Jason Kuen and et. al., “Recent advances in convolutional neural networks”, *Pattern Recognition*, vol. 77, pp. 354–377, May 2018. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.patcog.2017.10.013>.

[100] M. A. H. Akhand, Shuvendu Roy, N. Siddique, M. A.S. Kamal, T. Shimamura, “Facial emotion recognition using transfer learning in the deep CNN”, *Electronics (Switzerland)*, vol. 10, is. 9, 1036, 2021. DOI: <https://doi.org/10.3390/electronics10091036>.

[101] W. Hu, Y. Huang, L. Wei, F. Zhang and H. Li, “Deep convolutional neural networks for hyperspectral image classification”, *Journal of Sensors*, vol. 2015, 258619, 2015.

[102] R. Girshick, J. Donahue, T. Darrell, and J. Malik, “Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation”, *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR '14)*, pp. 580–587, June 2014. DOI: [10.1109/CVPR.2014.81](https://doi.org/10.1109/CVPR.2014.81).

[103] Z. Zhen and G. Wang. “Learning discriminative hierarchical features for object recognition”, *IEEE Signal Process. Lett.*, vol. 21, is. 9, pp. 1159–1163, 2014.

[104] Tankred Ott and Ulrich Lautenschlager, “GinJinn2: Object detection and segmentation for ecology and evolution”, *Methods in Ecology and Evolution*, vol. 13, is. 3, pp. 603–610, 2022. DOI: <https://doi.org/10.1111/2041-210X.13787>.

[105] L. Mou, P. Ghamisi, and X. Zhu, “Deep recurrent neural networks for hyperspectral image classification”, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 55, no. 7, pp. 3639–3655, 2017.

[106] Alessandro Matese and Salvatore Filippo Di Gennaro, “Practical applications of a multisensor UAV platform based on multispectral, thermal and RGB high resolution images in precision viticulture”, *Agriculture (Switzerland)*, vol. 8, is. 6, 116, 2018. DOI: <https://doi.org/10.3390/agriculture8070116>.

[107]. J. Long, E. Shelhamer, and T. Darrell, “Fully convolutional networks for semantic segmentation”, *IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2015.

[108] A. Santara, K. Mani, P. Hatwar, A. Singh, A. Garg, K. Padia, and P. Mitra, “Bass net: Band-adaptive spectral-spatial feature learning neural network for hyperspectral image classification”, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 55, is. 9, pp. 5293–5301, 2017.

[109] Fernando Vanegas, Dmitry Bratanov, Kevin Powell, John Weiss and Felipe Gonzalez, “A novel methodology for improving plant pest surveillance in vineyards and crops using UAV-based hyperspectral and spatial data”, *Sensors (Switzerland)*, vol. 18, is. 1, 260, 2018. DOI: <https://doi.org/10.3390/s18010260>.

[110] Shijie Hao, Yuan Zhou, Yanrong Guo, “A Brief Survey on Semantic Segmentation with Deep Learning”, *Neurocomputing*, vol. 406, pp. 302-321, 17 September 2020. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2019.11.118>.

[111] Z. L. Langford, J. Kumar, and F.M. Hoffman, “Convolutional Neural Network Approach for Mapping Arctic Vegetation using Multi-Sensor Remote Sensing Fusion”. *IEEE International Conference on Data Mining Workshops*, 2017. DOI: 10.1109/ICDMW.2017.48.

[112] Kaiming He, Xiangyu Zhang, Shaoqing Ren, and Jian Sun, “Deep Residual Learning for Image Recognition”, *Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2016. DOI: 10.1109/CVPR.2016.90.

[113] Hüttenrauch, Maximilian, Sosic Adrian, and Gerhard Neumann. “Deep reinforcement learning for warm systems”. *Journal of Machine Learning Research*, vol. 20, no. 54, pp. 1–31, 2019.

[114] Yoshua Bengio, “Learning deep architectures for ai”, *Foundations and Trends in Machine Learning*, vol. 2, is. 1, pp. 1–127, 2009.

[115] Harshvardhan Gupta, *One Shot Learning with Siamese Networks in PyTorch*, Published in HackerNoon.com, 2017.

[116] Gregory R. Koch, *Siamese Neural Networks for One-Shot Image Recognition*, Computer Science ArXiv, 2017.

[117] [118] П. О. Приставка, “Пошук особливих точок цифрового зображення та розпізнавання об’єктів на основі сплайн-моделі”, *Актуальні*



*проблеми автоматизації та інформаційних технологій: Зб. Наук.праць*, Дніпро: ЛІРА, т. 20, с. 65–77, 2016.

[118] Y. Sung-Joo, and T. Kim, “Development of Stereo Visual Odometry Based on Photogrammetric Feature Optimization”, *Remote Sensing*, vol. 11, is. 1, pp. 1–17, 2019. DOI: 10.3390/rs11010067,

[119] В. Я. Кутковецький, *Розпізнавання образів: навчальний посібник*, Миколаїв: Вид-во ЧНУ ім. Петра Могили, 2017.

[120] J. E. (Hans) Korteling, G. C. van de Boer-Visschedijk, R. A. M. Blankendaal, R. C. Boonekamp and A. R. Eikelboom, “Human- versus Artificial Intelligence”, *Frontiers in Artificial Intelligence*, vol. 4, 2021. DOI: <https://doi.org/10.3389/frai.2021.622364>.

[121] А. В. Анісімов, М. М. Глибовець, О. О. Марченко та В. К. Кисенко, “Метод обчислення семантичної близькості для слів природної мови”, *Наукові записки Наукма*, т. 125, *Комп’ютерні науки*, Київ: НАУКМА, с. 8–13, 2011.

[122] Richard M. Golden, *Statistical Pattern Recognition, in International Encyclopedia of the Social & Behavioral Sciences: Second Edition*, pp 41–417, 2015.

[123] T. Hastie, R. Tibshirami and J. Eridman, *The Elements of Statistical Learning: data Mining, Inference and Production: 2<sup>nd</sup> ed.*, Springer Verlag, 2009.

[124] M. Fraire, “Statistical methods for exploratory multidimensional data analysis on time use”, *Statistica*, vol. 69, pp. 317–341, 2009.

[125] Rémi Flamarly, Marco Cuturi, Nicolas Courty, and Alain Rakotomamonjy, “Wasserstein discriminant analysis”, *Machine Learning*, vol. 107, is. 12, pp. 1923–1945, 2018.

[126] D. Hu, F. Nie, and X. Li, “Deep linear discriminant analysis hashing”, *Scientia Sinica Informationis*, vol. 51, is. 2, pp. 279–293, 2021. DOI: <https://doi.org/10.1360/SSI-2019-0175>.

[127] L. Clemmensen, T. Hastie, D. Witten, and B. Ersboll, “Sparse discriminant analysis”, *Technometrics*, vol. 53, is. 4, pp. 406–413, 2011.

[128] M. Mozina, J. Demsar, M. Kattan, and B. Zupan, “Nomograms for Visualization of Naive Bayesian Classifier”, *In Proc. of PKDD*, pp. 337–348, 2004.

[129] Kevin B. Korb, Ann E. Nicholson, *Bayesian Artificial Intelligence*, Chapman & Hall (CRC Press), 2010.

[130] П. І. Бідюк, О. М. Терентьев, М. М. Коновалюк, “Байєсівські мережі в технологіях інтелектуального аналізу даних ”, *Штучний інтелект*, № 2, с. 104–113, 2010.

[131] А. О. Олійник, С. О. Субботін та О. О. Олійник, *Еволюційні обчислення та програмування: навчальний посібник*, Запоріжжя: ЗНТУ, 2010.

[132] В. І. Дубровін та С. О. Субботін, *Методи оптимізації та їх застосування в задачах навчання нейронних мереж*, Запоріжжя: ЗНТУ, 2003.

[133] R. Haupt and S. Yauprt, *Practical genetic algorithms*, New Jersey John Willey&Sons, 2004.

[134] A. G. Ivakhnenko, V. G. Lapa, *Cybernetics and forecasting techniques*, New York: Elsevir Publishing Company, Inc., 1967.

[135] Xueting Zhao, “Building a model of vertical movement of the aircraft carrier deck based on the method of group consideration of arguments”, *Politechnical student journal*, is. 8(49), 2020. DOI: DOI: 10.18698/2541-8009-2020-8-635.

[136] А. Г. Івахненко, *Модельовання складних систем*, К.: Вища школа, 1987.

[137] Siranush Sargsyan and Anna Hovakimyan, “Recognition of Geometric Images by Linguistic Method”, *Transactions on Machine Learning and Artificial Intelligence*, vol. 10, is. 3, pp. 25–28, 2022. DOI: <https://doi.org/10.14738/tmlai.103.12228>.

[138] Г. Е. Копча-Горячкіна, *Теорія розпізнавання образів. Частина I: Навчально-методичний посібник для студентів факультету інформаційних*

технологій напрямів „Комп’ютерні науки” та „Програмна інженерія”, Ужгород: Видавництво ДВНЗ «Ужгородського національного університету», 2016.

[139] В. М. Заяць та Р. М. Камінський, *Методи розпізнавання образів: Навч. посіб. для студ.* Нац. ун-т “Львів. Політехніка”, Львів, 2004.

[140] Tanzeel U. Rehman, Md Sultan Mahmud, Young K. Chang, Jian Jin, Jaemyung Shin, “Current and future applications of statistical machine learning algorithms for agricultural machine vision systems”, *Computers and Electronics in Agriculture*, vol. 156, pp. 585–605, 2019. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.compag.2018.12.006>.

[141] Florian Nigsch, Andreas Bender, Bernd van Buuren, Jos Tissen, Eduard Nigsch, and John B. O. Mitchell, “Melting point prediction employing k-nearest neighbor algorithms and genetic parameter optimization”, *Journal of Chemical Information and Modeling*, vol. 46, is. 6, pp. 2412–2422, 2006.

[142] Richard J Samworth, “Optimal weighted nearest neighbour classifiers”, *Annals of Statistics*, vol 40, is. 5, pp. 2733–2763, 2012.

[143] Kachikian and M. Emadi, “A Review of detector descriptors’ on Object Tracking”, *International Journal of Advanced Research in Electrical, Electronics and Instrumentation Engineering*, т. 5, № 7, pp. 5815–828, 2016.

[144] K. Alhamzi, A. Survey, M. Elmogy and S. Barakat, “3D Object Recognition Based on Image Features”, *International Journal of Computer and Information Technology*, vol. 3, no. 3, pp. 651–660, 2014.

[145] Yulan Guo, Mohammed Bennamoun, Ferdous Sohel, Min Lu, Jianwei Wan and Ngai Ming Kwok, “A Comprehensive Performance Evaluation of 3D Local Feature Descriptors”, *International Journal of Computer Vision*, vol. 116, pp. 66-99, 2016. DOI: <https://doi.org/10.1007/s11263-015-0824-y>.

[146] А. Я. Білецький та П. О. Приставка, “Застосування поліноміального сплайну трьох змінних на основі В-сплайнів при опрацюванні результатів спостережень”, *Вісн. НАУ, К.: НАУ*, №3(10), с. 153–155, 2001.

[147] А. Я. Білецький та П. О. Приставка, “Наближення функцій двох змінних поліноміальним сплайном на основі В-сплайнів третього порядку”, *Вісн. НАУ, К.: НАУ, №1 (12)*, с. 64–69, 2002.

[148] А. Я. Білецький та П. О. Приставка, “Побудова просторових моделей в системі моніторингу за даними спостережень на місцевості”, *Вісн. НАУ, К.: НАУ, №2 (13)*. с. 133–137, 2002.

[140] Serdar Selim, Namik Kemal Sonmez, Mesut Coslu and Isin Onur, “Semi-automatic Tree Detection from Images of Unmanned Aerial Vehicle Using Object-Based Image Analysis Method”, *Journal of the Indian Society of Remote Sensing*, vol. 47, is. 2, pp 193–200, 2019.

[150] V. Stojnić, V. Risojević, M. Muštra, V. Jovanović et al., “A Method for Detection of Small Moving Objects in UAV Videos”, *Remote Sens*, vol. 13 (4), pp. 1–19, 2021.

[151] M. M. Mukhedkar and S. B. Powalkar, “Fast face recognition based on Wavelet Transform on PCA”, *International Conference on Energy Systems and Applications, ICESA 2015*, 2016. DOI: 10.1109/ICESA.2015.7503452.

[152] E. O. Brigham, *The Fast Fourier Transform*, New York: Prentice, 2002.

[153] А. С. Довбиш, А. В. Васильєв та В. О. Любчак, *Інтелектуальні інформаційні технології в електронному навчанні*, Суми: СумДУ, 2013.

[154] A. S. Dovbysh, V. V. Moskalenand ko and A. S. Rizhova, “Information-Extreme Method for Classification of Observations with Categorical Attributes”, *Cibernetics and Systems Analysis*, 2016, vol. 52, no 2, pp. 45–52. DOI: 10.1007/s10559-016-9818-1.

[155] Anatoliy Dovbysh, Volodymyr Lubchak, Igor Shelehov, Julius Simonovskiy and Alona Tenytska, “Information-extreme mashine learning of a ciber attack detection system”, *Radioelektronic and C 2022omputer Systems*, no. 3(103), pp. 121–131, 2022. DOI: 10.3262/recs,2022.3.09

[156] A. Dovbysh and V. Piatachenko, “Hierarchical Clustering Approach for Information-Extreme Machine Learning of Hand Brush Prosthesis”, *Proceedings of*

*the 5th International Conference on Computational Linguistics and Intelligent Systems (COLINS 2021)*, pp. 1706-1715? 2021.

[157] Anatoliy Dovbysh, Ihor Shelehov, Anatolii Romaniuk, Roman Moskalenko and Taras Savchenko, “Decision-making support system for diagnosis of oncopathologies by histological images”, *Journal of Pathology Informatics*, 100193, 2023. <https://doi.org/10.1016/j.jpi.2023.100193>

[158] О. Г. Івахненко and G.O. Ivakhnenko, “The Review of Problems Solvable by Algorithms of the Group Method of Data Handling (GMDH)”, *Pattern Recognition and Image Analysis*, vol.5, 4, pp. 527-535, 1995.

[159] Laser Works LW -1000 SP1 (07107) [Електронний ресурс] Режим доступу: [https://profoptica.com.ua/image/cache/import\\_files/77/77b3a6ac-109d-11ec-9d7d-402cf4eab7ca\\_77b3a6ae-109d-11ec-9d7d-402cf4eab7ca-700x700-product\\_popup.jpeg](https://profoptica.com.ua/image/cache/import_files/77/77b3a6ac-109d-11ec-9d7d-402cf4eab7ca_77b3a6ae-109d-11ec-9d7d-402cf4eab7ca-700x700-product_popup.jpeg).

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

[161] В. В. Москаленко та А.С. Довбиш, “Вступ до інформаційного аналізу і синтезу інфокомунікаційних систем : навч. посіб.” Суми : Сумський державний університет, 2016.

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

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

[164] R. Jaroensri, C. Biscarra, M. Aittala and F. Durand, “Generating Training Data for Denoising Real RGB Images via Camera Pipeline Simulation, 2019. Access mode: <https://www.researchgate.net/publication/332522579>. (Accessed 27.07.2021).

[165] Li Shipeng, Li Di, Zhang Chunhua, Wan Jiafu and Xie Mingyou, “RGB-

D Image Processing Algorithm for Target Recognition and Pose Estimation of Visual Servo System”. *Sensors*, 2020, no 20, Article number: 430. DOI:10.3390/s20020430.

[166] A. Güneş, H. Kalkan and E. Durmuş, “Optimizing the color-to-grayscale conversion for image classification”. *SIViP*, 2016, no 10, pp. 853–860. DOI: 10.1007/s11760-015-0828-7.

[167] F. E. Harrell, *Regression Modeling Strategies with Applications to Linear Models, Logistic Regression and Survival Analysis*, Springer, New York, 2001.

[168] M. Ogiwara, *Fundamentals of Java Programming*, Springer International Publishing, 2018, DOI: 10.1007/978-3-319-89491-1.

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

[170] R. Mastrodomenico, *The Python Book*, Wiley, 2022, DOI: 10.1002/9781119573364.

ДОДАТОК А ІНСТРУКЦІЯ ТА КОМП'ЮТЕРНА ПРОГРАМА  
«ВИЗНАЧЕННЯ МІСЦЕЗНАХОДЖЕННЯ БПЛА ЗА НАЗЕМНИМИ  
ОРІЄНТИРАМИ»

Задача мінімізації функції (2.19) розв'язувалася з використанням мови програмування Python [170]. Функція сумарної квадратичної помилки представлялася у вигляді

$$F = \min[\sum_{m=1}^M (x_m - x)^2 + (y_m - y)^2 - r_m^2]^2, \quad (A1)$$

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

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

Для реалізації програми було імпортовано необхідні бібліотеки:

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

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

A1 Лістинг програми мінімізації функції (A1) для двох наземних об'єктів

```
# імпортуємо бібліотеки
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
import scienceplots
from ipywidgets import interact, interactive, fixed, interact_manual
import ipywidgets as widgets
```

```
font = {'family': 'DejaVu Sans', 'weight': 'bold', 'size': 18}
```

```
plt.rc('font', **font)
```

### Згенеруємо тестові значення:

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

Визначення функції градієнтного спуску: **def** gradient(params, data):

```
    x, y = params[0], params[1]
    gradient_x = 0
    gradient_y = 0
    for point in data:
        xm, ym, rm = point[0], point[1], point[2]
        error = ((xm - x) ** 2 + (ym - y) ** 2 - rm ** 2) ** 2
        gradient_x += 4 * (x - xm) * error
        gradient_y += 4 * (y - ym) * error
    return np.array([gradient_x, gradient_y])
```

### Визначення функції розрахунку помилки:

*# Define the gradient descent function*

```
def minimize_SSE(data, init_x, init_y, learning_rate=1e-6, max_iterations=10000):
    params = np.array([init_x, init_y], dtype=np.float64)
    param_history = [params.copy()]
    for i in range(max_iterations):
        grad = gradient(params, data)
        params -= learning_rate * grad
        # Enforce constraint: point should be within the intersection of
        for point in data:
            xm, ym, rm = point[0], point[1], point[2]
            dx = params[0] - xm
            dy = params[1] - ym
            dist = np.sqrt(dx ** 2 + dy ** 2)
            if dist > rm:
                params[0] = xm + dx * rm / dist
                params[1] = ym + dy * rm / dist
        param_history.append(params.copy())
    return params, np.array(param_history)
```



## Виконання градієнтного спуску та виведення результату:

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

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

Після оптимізації маємо такі значення x та y:

Перші кінцеві оптимізовані значення x та y. x = 5.200921998322263 та y = 7

.158893602013007

Другі кінцеві оптимізовані значення x та y. x = 5.538122729304204 та y = 3

.7360698204611493

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

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

```
xm1 = data1[:, 0]
ym1 = data1[:, 1]
rm1 = data1[:, 2]
x_values1 = param_history1[:, 0]
y_values1 = param_history1[:, 1]

plt.figure(figsize=(10, 10))
plt.axis('equal')
plt.style.use(['science', 'high-vis'])
plt.scatter(xm1, ym1, color='black', alpha=0.5)

plt.plot(x_values1, y_values1, color='black', linestyle='dashed', linewidth=2)

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

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

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

plt.title('BPLA Model Training and Optimization Process (Set 1) \n', fontweight='bold')
ax = plt.gca()

ax.tick_params(which='both', direction='inout', top=False, right=False, lax.spines['right'].set_color('none'))
```

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

```
plt.show()
```

На рисунку А1 показано скріншот результату визначення місцезнаходження БПЛА за двома наземними орієнтирами.

BPLA Model Training and Optimization Process (Set 1)

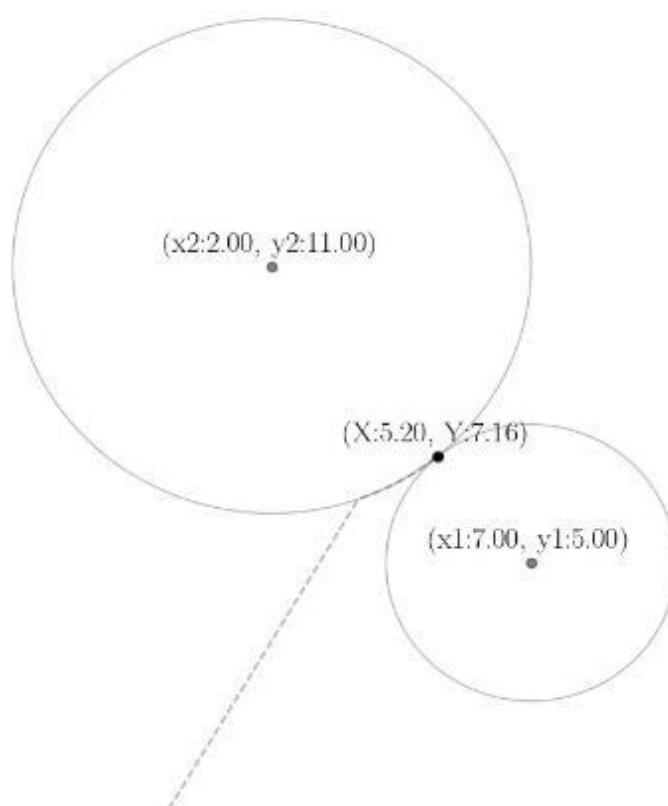


Рисунок А1 – Скріншот результату визначення місцезнаходження БПЛА за двома наземними орієнтирами

Аналіз рисунку А1 показує, що у частинному випадку при заданих координатах двох наземних орієнтирів існує одна координата  $(x, y)$  місце знаходження БПЛА при заданій висоті його польоту.

A2 Лістинг програми візуалізація процесу мінімізації функції (A1)  
для трьох наземних орієнтирів)

```

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

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

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

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

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

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

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

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

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

plt.show()

```

На рисунку А2 показано скріншот результату визначення місцезнаходження БПЛА за трьома наземними орієнтирами при заданій висоті його польоту.

BPLA Model Training and Optimization Process (Set 3)

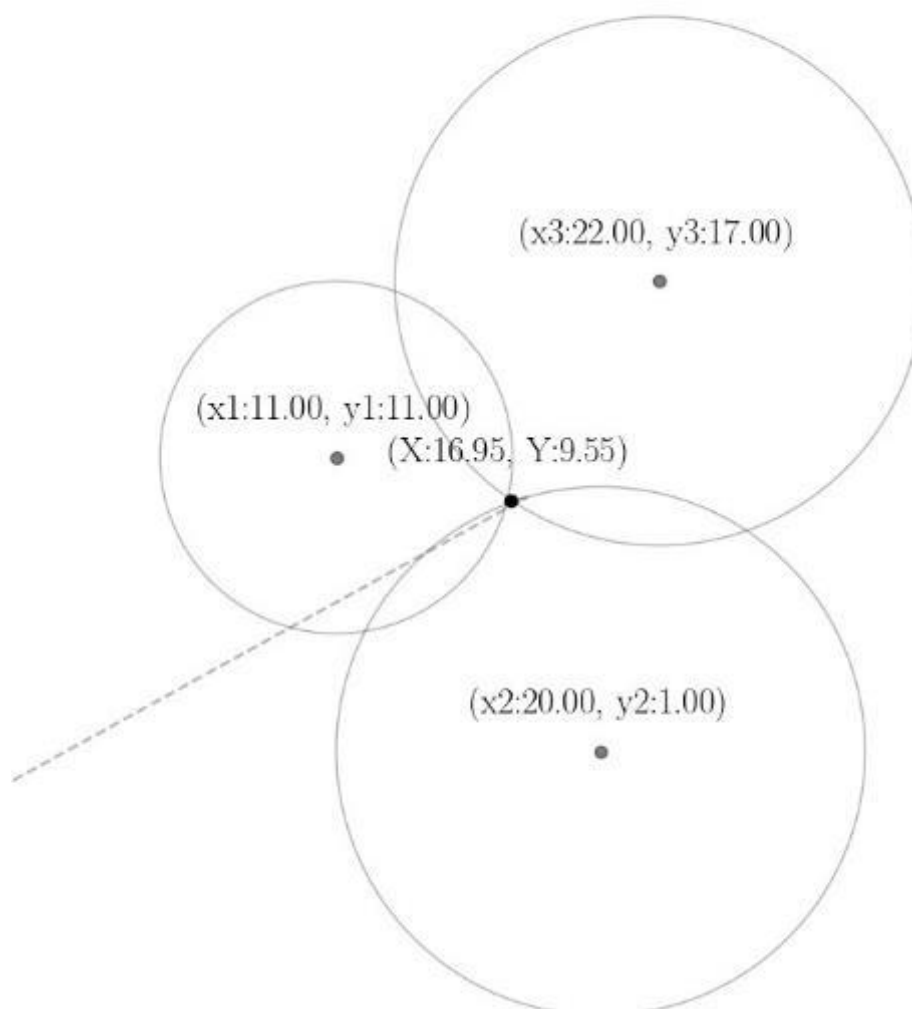


Рисунок А2 – Скріншот результату визначення місцезнаходження БПЛА за трьома наземними орієнтирами

Аналіз рисунку підтверджує, що у випадку трьох наземних орієнтирів існує одне рішення для мінімізації функції (2.19).

## ДОДАТОК Б

### АКТИ ВПРОВАДЖЕННЯ



ЗАТВЕРДЖУЮ  
Заступник начальника центру з наукової роботи  
кандидат військових наук, старший дослідник  
полковник  
Ігор ВОЛКОВ  
« 09 » червня 2023 року

#### АКТ

40021, м. Суми, 21,  
вул. Герасима Кондратьєва

**впровадження (використання) результатів дисертаційної роботи доктора філософії Мироненка Микити Ігоровича на тему "Моделі та методи інформаційної технології машинного навчання автономного безпілотної апарату для моніторингу місцевості"**

Складений 9 червня 2023 року комісією Науково-дослідного центру ракетних військ і артилерії у складі:

голова комісії – підполковник І.ПАСЬКО, начальник науково-дослідного відділу (науково-технічного супроводження ОВТ РВіА);

члени комісії: підполковник Р.ШОСТАК, начальник науково-організаційного відділення; працівник ЗС України М.МОКРОЦЬКИЙ, провідний науковий співробітник науково-організаційного відділення.

У період з 6 до 9 червня 2023 року комісія розглянула науково-практичні результати дисертаційної роботи Мироненка М. І. на тему "Моделі та методи інформаційної технології машинного навчання автономного безпілотної апарату для моніторингу місцевості", виконану в Сумському державному університеті.

Комісія встановила, що окремі результати дисертаційної роботи використані під час:

розроблення пропозицій щодо застосування підрозділів артилерійської розвідки, які оснащені перспективними безпілотними авіаційними комплексами;

розроблення комплексу інформаційно-розрахункових задач для оброблення розвідувальних відомостей на пункті управління артилерійською розвідкою.

Голова комісії: підполковник

І.ПАСЬКО

Члени комісії: підполковник

Р.ШОСТАК

працівник ЗС України

М.МОКРОЦЬКИЙ



ЗАТВЕРДЖУЮ

Центр проректор СумДУ

Сергій ЛЕОНОВ

2023р.

**впровадження (використання) результатів  
дисертаційної роботи доктора філософії Мироненка Микити Ігоровича на тему «Моделі  
та методи інформаційної технології машинного навчання автономного безпілотного літального  
апарату для відеомоніторингу місцевості» у навчальний процес**

Комісія у складі:

Голова комісії: голова ради з якості факультету, доцент, к.ф.-м. н. Ірина ПАЗУХА \_\_\_\_\_

(ім'я та ПРІЗВИЩЕ)

Члени комісії<sup>2)</sup>: гарант освітньої програми, доцент, к.т.н. Наталія БАРЧЕНКО \_\_\_\_\_

(посада)

(ім'я та ПРІЗВИЩЕ)

доцент кафедри комп'ютерних наук, к. т. н. В'ячеслав МОСКАЛЕНКО \_\_\_\_\_

(посада)

(ім'я та ПРІЗВИЩЕ)

доцент кафедри комп'ютерних наук, к.ф.-м.н. Оксана ШОВКОПЛЯС \_\_\_\_\_

(посада)

(ім'я та ПРІЗВИЩЕ)

Встановила, що результати науково-дослідної роботи використовуються в навчальному процесі за освітньою програмою «Інформатика» \_\_\_\_\_

(назва програми)

освітнього ступеня \_\_\_\_\_ магістр \_\_\_\_\_ спеціальності 122 Комп'ютерні науки \_\_\_\_\_

(бакалавр, магістр, доктор філософії)

(назва спеціальності)

шляхом реалізації наступного. Одержані результати частково впроваджені у навчальний процес, зокрема:

- 1) При викладанні навчальної дисципліни «Основи проектування інтелектуальних систем» та у курсовій роботі для магістрів спеціальності 122-Комп'ютерні науки навчального посібника за темою «Інформаційн-екстремальне машинне навчання інтелектуальної системи за ієрархічною структурою даних».
- 2) При розробленні навчального посібника для виконання курсової роботи з навчальної дисципліни «Основи проектування інтелектуальних систем».
- 3) При розробленні лабораторного практикуму з навчальної дисципліни «Основи проектування інтелектуальних систем».

“30” травня 2023 р.

Голова комісії: \_\_\_\_\_

(підпис)

Ірина ПАЗУХА \_\_\_\_\_

Члени комісії: \_\_\_\_\_

(підпис)

Наталія БАРЧЕНКО \_\_\_\_\_

В'ячеслав МОСКАЛЕНКО \_\_\_\_\_

(підпис)

Оксана ШОВКОПЛЯС \_\_\_\_\_

(підпис)

## ДОДАТОК В ПЕРЕЛІК ПУБЛІКАЦІЙ ЗДОБУВАЧА

*Наукові праці, які опубліковано у фахових виданнях України:*

1. Куценко О. С. Геоінформаційна система ідентифікації кадрів при реконструюванні місцевості / О. С. Куценко, Б. Л. Кащев, М. І. Мироненко // Вісник НТУ «ХПІ». Серія: Системний аналіз, управління та інформаційні технології. Харків: НТУ «ХПІ», 2017. – №46(1218). – С. 53–61. *(Особистий внесок: функціональна категорійна модель, алгоритм і його програмна реалізація для машинного навчання БСР)*
2. Шматко О. В. Інформаційна технологія відслідковування помилок програмного забезпечення / О. В. Шматко, М. І. Мироненко // Збірник наукових праць Харківського національного університету Повітряних Сил. – 2018. – №2. – С. 120–125. *(Особистий внесок: розроблення діаграм UML для тестування програмного забезпечення)*
3. Зимовець В. І. Інформаційно-екстремальний кластер-аналіз вхідних даних при функціональному діагностуванні / В. І. Зимовець, О. С. Приходченко, М. І. Мироненко // Радіоелектронні і комп'ютерні системи, 2019. – №4. – С. 105 – 114. DOI: 10.32620/reks.2019.4.12 (Scopus) *(Особистий внесок: функціональна категорійна модель та алгоритм машинного навчання з паралельно-последовною оптимізацією контрольних допусків на ознаки розпізнавання)*
4. Шкуропат О. А. Інтелектуальна система технічного зору для безпілотних літальних апаратів / О. А. Шкуропат, І. В. Шелехов, М. І. Мироненко // Artificial Intelligence, 2020. – №4. – С. 53–58. *(Особистий внесок: функціональна категорійна модель, алгоритм і його програмна реалізація для машинного навчання БСР з оптимізацією контрольних допусків)*
5. Ihor Naumenko, Mykyta Myronenko and Taras Savchenko, “Information-extreme machine training of on-board recognition system with optimization of RGB-component digital images”, *Radioelectronic and Computer Systems*, vol. 98, is. 4, pp. 59–70, 2021. DOI: 10.32620/reks.2021.4.05 (Scopus). *(Особистий внесок:*



*функціональна категорійна модель, алгоритм і його програмна реалізація для машинного навчання БСР з оптимізацією вагових коефіцієнтів RGB-складових зображень наземних об'єктів)*

*Наукові праці, які опубліковано у закордонних виданнях, що входять у наукометричну базу Scopus:*

[6] A. S. Dovbysh, M. M. Budnyk, V. Yu. Piatachenko and M. I. Myronenko, “Information-Extreme Machine Learning of On-Board Vehicle Recognition System”, *Cybernetics and Systems Analysis*, vol. 56, is. 4, pp. 534–543, 2020. DOI: 10.1007/s10559-020-00269-y (Scopus). *(Особистий внесок: функціональна категорійна модель, алгоритм і його програмна реалізація машинного навчання БСР з оптимізацією рівня квантування за яскравістю зображень транспортного засобу і алгоритм формування навчальної матриці за зображеннями, обробленими у полярній системі координат)*

*Опубліковані праці апробаційного характеру:*

7. Кащєєв Л. Б. Інтелектуальна геоінформаційна система визначення зони інтересу на місцевості / Л. Б. Кащєєв, М. І. Мироненко // Матеріали 23-ї міжнародної наукової конференції з автоматичного керування (Автоматика – 2016), 22–23 вересня 2016 р.: тези доп. – Суми, 2016. – С. 195–196. *(Особистий внесок: опис алгоритму сегментації цифрового зображення регіону, що спостерігається)*

8. Шматко О. В. Вхідний математичний опис геоінформаційної системи розпізнавання об'єктів на місцевості / О. В. Шматко, М.І. Мироненко // 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. 165–166. *(Особистий внесок: вхідний математичний опис БСР автономного БПЛА)*

9. Juliy Simonovskiy, Vladislav Piatachenko and Mykyta Myronenko, “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, pp. 115–118,



2018. (*Особистий внесок: алгоритм оброблення зображень наземних об'єктів в полярній системі координат*)

10. I. Naumenko, M. Myronenko and V. Piatachenko, “Information-Extreme Learning of On-Board System for Recognition of Ground Vehicles”. *Proceedings of the Second International Workshop on Computer Modeling and Intelligent Systems (CMIS-2019)*, Zaporizhzhia, Ukraine, April 15-19, 2019, pp. 121–132, 2019 (Scopus). (*Особистий внесок: функціональна категорійна модель і алгоритм машинного навчання автономного БПЛА для розпізнавання транспортного засобу*)

11. Довбиш А. С. Інформаційно-екстремальна ідентифікація кадрів зображення місцевості / А. С. Довбиш, М. І. Мироненко, Т. В. Савченко // Матеріали VI Міжнародної науково-технічної Internet-конференції «Сучасні методи, інформаційне, програмне та технічне забезпечення систем керування організаційно-технічними та технологічними комплексами», 20 листопада 2019 [Електронний ресурс] – Київ, НУХТ, 2019. – С. 119–120. (*Особистий внесок: функціональна категорійна модель навчання БСР для ідентифікації кадрів цифрового зображення регіону*)

12. A. Dovbysh, I. Naumenko, M. Myronenko and T. Savchenko, “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; from 27 April 2020 to 1 May 2020*, CEUR Workshop Proceedings, vol. 2608, pp. 913–925, 2020 (Scopus). (*Особистий внесок: функціональна категорійна модель і алгоритм машинного навчання з оптимізацією розміру кадрів зображення регіону*)

13. O. Protsenko, T. Savchenko, M. Myronenko and O. Prykhodchenko, “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*, pp. 213–218, 2020

(Scopus). *(Особистий внесок: – функціональна категорійна модель машинного навчання автономної бортової системи для розпізнавання наземного об'єкту)*

[14] I. Naumenko, V. Piatachenko, M. Myronenko and T. Savchenko, “Information-Extreme Machine Learning of an On-board Ground Object Recognition System with a Choice of a Base Recognition Class”, *CEUR Workshop Proceedings of 6th International Conference on Computational Linguistics and Intelligent Systems (COLINS-2022)*, Gliwice, Poland, May 12-13, 2022, pp. 1139–1148, 2022 (Scopus). *(Особистий внесок: алгоритм визначення базового класу розпізнавання)*

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

*Охоронні документи на право інтелектуальної власності:*

16. Свідоцтво про реєстрацію авторського права на твір №88975/Комп'ютерна програма «Програма формування вхідного математичного опису бортової системи розпізнавання наземних малогабаритних транспортних засобів». Автори: Довбиш Анатолій Степанович, П'ятаченко Владислав Юрійович, Мироненко Микита Ігорович. Авторські майнові права належать Сумському державному університету. Дата реєстрації: 27.05.2019. *(Особистий внесок: розроблено алгоритм визначення центру полярної системи координат на наземному об'єкті)*

17. Свідоцтво про реєстрацію авторського права на твір № 104081. Комп'ютерна програма «Ідентифікація кадрів цифрового зображення регіону». Автори: Довбиш А. С., Науменко І. В., Мироненко М. І., Савченко Т. Р. Дата реєстрації: 15.04.2021 р. *(Особистий внесок: алгоритм машинного навчання БСР)*

18. 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. (*Особистий внесок: алгоритм та його програмна реалізація для визначення базового класу розпізнавання*)

### LIST OF APPLICANT PUBLICATIONS

*Scientific papers, in which the main results of the dissertation are published:*

[1] O. S. Kutsenko, B. L. Kashcheiev and M. I. Myronenko, “Heoinformatsiina systema identyfikatsii pry rekonstruiuvanni mistsevosti”, *Visnyk NTU «KhPI». Serii: Systemnyi analiz, upravlinnia ta informatsiini tekhnolohii*. Kharkiv: NTU «KhPI», vol. 1218, no. 46, pp. 53–61, 2017.

[2] O. V. Shmatko and M. I. Myronenko, “Informatsiina tekhnolohiia vidslidkovuvannia pomylok prohramnoho zabezpechennia”, *Zbirnyk naukovykh prats Kharkivskoho natsionalnoho universytetu Povitrianykh Syl*, no. 2, pp. 120–125, 2018.

[3] V. I. Zymovets, O. S. Prykhodchenko and M. I. Myronenko, “Informatsiino-ekstremalni klaster-analiz vkhidnykh danykh pry funktsionalnomu diahnostuvanni”, *Radioelectronic and Computer Systems*, no. 4, pp. 105–114, 2019. DOI: 10.32620/reks.2019.4.12.

[4] O. A. Shkuropat, I. V. Shelekhov and M. I. Myronenko, “Intelektualna systema tekhnichnoho zoru dlia bezpilotnykh litalnykh aparativ”, *Artificial Intelligence*, no 4, pp. 53–58, 2020.

[5] Ihor Naumenko, Mykyta Myronenko and Taras Savchenko, “Information-extreme machine training of on-board recognition system with optimization of RGB-component digital images”, *Radioelectronic and Computer Systems*, vol. 98, is. 4, pp. 59–70, 2021. DOI: 10.32620/reks.2021.4.05.

*Scientific works published in foreign publications included in the Scopus scientometric database:*

[6] A. S. Dovbysh, M. M. Budnyk, V. Yu. Piatachenko and M. I. Myronenko, “Information-Extreme Machine Learning of On-Board Vehicle Recognition System”, *Cybernetics and Systems Analysis*, vol. 56, is. 4, pp. 534–543, 2020. DOI: 10.1007/s10559-020-00269-y.

*Published works of probatory character:*

[7] Kashcheiev L. B. Intelktualna heoinformatsiina systema vyznachennia zony interesu na mistsevosti / L. B. Kashcheiev, M. I. Myronenko // *Materialy 23-yi mizhnarodnoi naukovo konferentsii z avtomatychnoho keruvannia (Avtomatyka –2016)*, 22–23 veresnia 2016 r.: tezy dop. – Sumy, 2016. – S. 195–196.

[8] Shmatko O. V. Vkhidnyi matematychnyi opys heoinformatsiinoi systemy rozpiznavannia obiektiv na mistsevosti / O. V. Shmatko, M.I. Myronenko // *Chetverta mizhnarodna naukova konferentsiia «Vymiriuvannia, kontrol ta diahnostyka v tekhnichnykh systemakh»*, 31 zhovtnia – 2 lystopada 2017 r. Zbirnyk tez dopovidei. – Vinnytsia: PP «TD «Edelveis i K», 2017. – S. 165–166.

[9] Juliy Simonovskiy, Vladislav Piatachenko and Mykyta Myronenko, “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, pp. 115–118, 2018.

[10] I. Naumenko, M. Myronenko and V. Piatachenko, “Information-Extreme Learning of On-Board System for Recognition of Ground Vehicles”. *Proceedings of the Second International Workshop on Computer Modeling and Intelligent Systems (CMIS-2019)*, Zaporizhzhia, Ukraine, April 15-19, 2019, pp. 121–132, 2019.

[11] A. S. Dovbysh, M. I. Myronenko and T. R. Savchenko, “Informatsiino-ekstremalna identyfikatsiia kadriv zobrazhennia mistsevosti”. *Materialy VI Mizhnarodnoi naukovo-tekhnichnoi Internet-konferentsii «Suchasni metody, informatsiine, prohramne ta tekhnichne zabezpechennia system keruvannia*

*orhanizatsiino-tekhnichnymy ta tekhnolohichnymy kompleksamy», 20 lystopada 2019 [Elektronnyi resurs] – Kyiv, NUKhT, pp. 119–120, 2019.*

[12] A. Dovbysh, I. Naumenko, M. Myronenko and T. Savchenko, “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; from 27 April 2020 to 1 May 2020, CEUR Workshop Proceedings, vol. 2608, pp. 913–925, 2020.*

[13] O. Protsenko, T. Savchenko, M. Myronenko and O. Prykhodchenko, “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, pp. 213–218, 2020.*

[14] I. Naumenko, V. Piatachenko, M. Myronenko and T. Savchenko, “Information-Extreme Machine Learning of an On-board Ground Object Recognition System with a Choice of a Base Recognition Class”, *CEUR Workshop Proceedings of 6th International Conference on Computational Linguistics and Intelligent Systems (COLINS-2022), Gliwice, Poland, May 12-13, 2022, pp. 1139–1148, 2022.*

[15] M. I. Myronenko, “Informatsiino-ekstremalne mashynne navchannia bortovoi systemy videonavihatsii avtonomnoho bezpilotnoho litalnoho aparatu”. *Materialy ta prohrama Mizhnarodnoi naukovoï konferentsii molodykh uchenykh «Informatyka. Matematyka. Avtomatyka (IMA – 2023)» (Sumy, Astana, 24 – 28 kvitnia 2023 roku), Sumy, Sumskyi derzhavnyi universytet, pp. 94–95, 2023.*

*Protective documents for intellectual property rights:*

[16] Certificate of copyright registration for the work no. 88975/ Computer program «Prohrama formuvannia vkhidnoho matematychnoho opysu bortovoi systemy rozpiznavannia nazemnykh malohabarytnykh transportnykh zasobiv». Authors: Dovbysh Anatoliy Stepanovych, Piatachenko Vladyslav Yuriiiovych, Myronenko Mykyta Ihorovych. Copyright belongs to Sumy State University.

[17] Certificate of copyright registration for the work no. 104081. Computer program «Identyfikatsiia kadriv tsyfrovoho zobrazhennia rehionu». Authors: Dovbysh A. S., Naumenko I. V., Myronenko M. I., Savchenko T. R. Registration date: 04/15/2021.

[18] Decision on the registration of the contract concerning the author's right to the work Computer program «Vyznachennia bazovoho klasu rozpoznavannia pry informatsiino-ekstremalnomu mashynnomu navchanni systemy rozpoznavannia zobrazhen». Authors: Dovbysh A. S., Shelekhov I. V., Myronenko M. I., Savchenko T. R. Registration number 5768. Date of registration: 09/03/2020.