МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ

Сумський державний університет
Факультет електроніки та інформаційних технологій
Кафедра комп'ютерних наук

«До захисту допущено»
В.о. завідувача кафедри
Ігор ШЕЛЕХОВ
_____
(підпис)
травня 2024 р.

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА

на здобуття освітнього ступеня магістр

зі спеціальності 122 - Комп'ютерних наук,
освітньо-наукової програми «Інформатика»
на тему: «Інтелектуальна технологія виявлення лісових пожеж»
здобувача групи ІН.м – 21н Криводуба Олександра Геннадійовича

Кваліфікаційна робота містить результати власних досліджень. Використання ідей, результатів і текстів інших авторів мають посилання на відповідне джерело.

_____ Олександр КРИВОДУБ
(підпис)

Керівник, завідувач кафедри, Анатолій ДОВБИШ
доктор технічних наук, професор

_____
(підпис)

Суми – 2024

Сумський державний університет
Факультет електроніки та інформаційних технологій
Кафедра комп'ютерних наук

«Затверджую»
В.о. завідувача кафедри
_____ Ігор ШЕЛЕХОВ
(підпис)

ІНДИВІДУАЛЬНЕ ЗАВДАННЯ НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ

на здобуття освітнього ступеня магістра

зі спеціальності 122 - Комп'ютерних наук, освітньо-наукової програми «Інформатика»
здобувача групи ІН.м-21н Криводуба Олександра Геннадійоіича

1. Тема роботи: «Інтелектуальна технологія виявлення лісових пожеж»
затверджую наказом по СумДУ від *«08» березня 2024 року № 0234-VI*
2. Термін здачі здобувачем кваліфікаційної роботи *до 21 травня 2024 року*
3. Вхідні дані до кваліфікаційної роботи _____
4. Зміст розрахунково-пояснювальної записки (перелік питань, що їх належить розробити) *1) Аналіз проблеми предметної області, постановка й формування завдань дослідження. 2) Огляд технологій, що використовуються в предметній області 3) Розробка інтелектуальної технології 4) Аналіз результатів.*
5. Перелік графічного матеріалу (з точним зазначенням обов'язкових креслень)_____
6. Консультанти до проекту (роботи), із зазначенням розділів проекту, що стосується їх

Розділ	Консультант	Підпис, дата	
		Завдання видав	Завдання прийняв

7. Дата видачі завдання «____» _____ 20 ___ р.

Завдання прийняв до виконання _____ Керівник _____
(підпис) (підпис)

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№ п/п	Назва етапів кваліфікаційної роботи	Термін виконання	Примітка
1	*Аналіз проблеми предметної області, постановка й формування завдань дослідження*		
2	*Огляд технологій, що використовуються для виявлення лісових пожеж*		
3	*Розробка інтелектуальної технології виявлення лісових пожеж*		
4	*Аналіз отриманих результатів*		
5	*Оформлення пояснювальної записки до кваліфікаційної роботи*		

Здобувач вищої освіти _____ Керівник _____
(підпис) (підпис)

АНОТАЦІЯ

Записка: 51 стр., 18 рис., 1 додаток, 30 використаних джерел.

Обґрунтування актуальності теми роботи – Переважна більшість сучасних технологій розпізнавання лісових пожеж із зображень базуються на використанні згорткових нейронних мереж, які мають ряд суттєвих недоліків. Головним з яких є неможливість інтерпретації людиною правил, та ознак, які формуються мережею в процесі навчання. Прийняття рішень на рівні зображення є “чорним ящиком”, а процес навчання мережі є неавтоматизованим, повільним, та таким, що потребує великої кількості вхідних даних. У зв’язку з цим виникає потреба у створенні інформаційно-екстремальної інтелектуальної технології виявлення лісових пожеж, яка базується на максимізації інформаційної спроможності системи в процесі її самонавчання.

Об’єкт дослідження — Процес машинного навчання системи виявлення лісових пожеж.

Мета роботи — розробка інформаційної інтелектуальної технології виявлення лісових пожеж.

Методи дослідження — методи аналізу і інформаційного синтезу інтелектуальних систем, методи обробки зображень, методи розпізнавання образів, методи машинного навчання, методи оцінки функціональної ефективності інтелектуальних систем.

Результати — розроблено інформаційну технологію виявлення лісових пожеж за зображенням. При цьому запропоновано комплекс інформаційного, алгоритмічного та програмного забезпечення основних компонентів систем комп’ютерного виявлення лісових пожеж, в тому числі і інтелектуальної складової.

ТЕХНОЛОГІЯ ВИЯВЛЕННЯ, КРИТЕРІЙ ФУНКЦІОНАЛЬНОЇ ЕФЕКТИВНОСТІ, НАВЧАЛЬНА МАТРИЦЯ, ПАРАМЕТР МАШИННОГО НАВЧАННЯ, ІНФОРМАЦІЙНО-ЕКСТРЕМАЛЬНА ІНТЕЛЕКТУАЛЬНА ТЕХНОЛОГІЯ

ЗМІСТ

ВСТУП 5
1 АНАЛІТИЧНИЙ ОГЛЯД 7
1.1 Аналіз тенденцій, та розвитку систем виявлення лісових пожеж 7
1.2 Постановка задачі 13
2 ІНФОРМАЦІЙНО-ЕКСТРЕМАЛЬНА ІНТЕЛЕКТУАЛЬНА ТЕХНОЛОГІЯ 14
2.1 Основні положення технології 14
2.2 Математична модель 15
2.3 Алгоритмічне забезпечення системи 17
3 ІНФОРМАЦІЙНЕ ТА ПРОГРАМНЕ ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ СИСТЕМИ 21
3.1 Формування вхідних даних 21
3.2 Вибір засобів програмної реалізації 22
3.2 Аналіз результатів 23
ВИСНОВКИ 40
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ 41
ДОДАТОК 44

ВСТУП

Обґрунтування вибору теми роботи

Своєчасне виявлення пожежі відіграє велику роль у подальшій її ліквідації. Зменшення часу вільного горіння дає змогу зменшити масштаби пожежі, матеріальні збитки, кількість особового складу та одиниць техніки для її ліквідації. Саме тому дослідження спрямовані на розробку технології, яка буде ефективно та швидко виявляти лісові пожежі.

Актуальність.

Переважна більшість сучасних технологій розпізнавання лісових пожеж базуються на використанні згорткових нейронних мереж, які мають ряд суттєвих недоліків, у зв’язку з цим виникає потреба у створенні інформаційно-екстремальної інтелектуальної технології виявлення лісових пожеж, яка базується на максимізації інформаційної спроможності системи в процесі її самонавчання.

Об’єкт дослідження.

Процес машинного навчання системи виявлення лісових пожеж.

Предмет дослідження.

Інформаційно-екстремальна інтелектуальна технологія виявлення лісових пожеж, яка базується на основі максимізації інформаційної спроможності системи в процесі її самонавчання.

Мета і завдання дослідження відповідно до предмета та об’єкта дослідження

Розробка інформаційної інтелектуальної технології виявлення лісових пожеж

Методи дослідження

Методи аналізу і інформаційного синтезу інтелектуальних систем, методи обробки зображень, методи розпізнавання образів, методи машинного навчання, методи оцінки функціональної ефективності інтелектуальних систем.

Наукова новизна отриманих результатів.

Удосконалено та оптимізовано інформаційно-екстремальну інтелектуальну технологію до задачі розпізнавання лісових пожеж, що на відміну від інших технологій розпізнавання дозволяє швидше та ефективніше їх виявляти.

Апробація матеріалів роботи та їх оприлюднення в наукових виданнях

Криводуб О.Г., Мокренко А.А., Шелехов І.В. Інтелектуальна технологія виявлення лісових пожеж / Матеріали та програма міжнародної наукової конференції молодих учених «Інформатика, математика, автоматика» (ІМА :: 2024). - Суми–Астана, 22–26 квітня 2024 року.- с. 124-125.

Структура та обсяг роботи.

Кваліфікаційна робота складається зі вступу, аналітичного огляду, постановки задачі, вибору методу розв’язання поставленої задачі, опису програмного забезпечення інформаційної системи, висновку, списку використаних джерел та додатку.

1 АНАЛІТИЧНИЙ ОГЛЯД

1.1 Аналіз тенденцій, та розвитку систем виявлення лісових пожеж

Характерною рисою сучасного розвитку людства є перехід до інформаційного суспільства. Інформаційні технології все більше охоплюють різні сфери людського життя. Особливий інтерес для представників наук, пов'язаних з використанням просторово-координованої інформації, становлять геоінформаційні технології, що дозволяють залучити до дослідження, практичної діяльності і навчання наймогутніший потенціал електронно-обчислювальної техніки і новітніх, у тому числі космічних технологій. За своїм характером геоінформаційні технології являють собою сучасну інформаційну технологію географії, геології, екології та багатьох інших як природознавчих, так і соціально-економічних та інженерних наук, яка дозволяє істотно підвищити їх потенціал. Більш того, геоінформаційні технології сьогодні вже широко використовуються в найрізноманітніших науках, до яких, крім названих вище, входять також сільськогосподарські, економічні, суспільні науки, будівництво і архітектура, військова і бібліотечна справи, регіональне управління, бізнес, комерція та ін. На сайті компанії ESRI, США, світового лідера в галузі виробництва програмного ГІС-забезпечення, наприклад, наводиться перелік спеціальностей, у рамках яких використовуються програмні ГІС-продукти цієї фірми, він налічує більше 80 найменувань. Будучи синтезом досягнень у багатьох галузях знання, у тому числі загальної інформатики, комп'ютерного проектування (CAD/ САПР), теорії інформаційних систем, географії, картографії та ряду інших, геоінформаційні технології на сьогодні є собою досить складним комплексом, що вимагає спеціального вивчення.

Першою реально працюючою геоінформаційною системою у світі вважається ГІС Канади (Canada Geographic Information System, CGIS), розроблена в середині 60-х років XX ст на базі перших ЕОМ і пакетної системи обробки даних. Основне призначення ГІС Канади полягало в обробці і аналізі

даних, накопичених Канадською службою земельного обліку (Canada Land Inventory), для використання при розробленні планів землеустрою величезних площ переважно сільськогосподарського призначення.

Розробка перших геоінформаційних систем (Канадської ГІС, Інформаційної системи природних ресурсів штату Техас (1976), Австралійської ресурсної інформаційної системи (ARIS, 1979-1982) та ін.) було результатом реалізації цілком очевидного прагнення застосувати унікальні і все зростаючі можливості ЕОМ, які з'явилися в 50-х роках XX ст., для зберігання і маніпулювання великими масивами накопиченої на той час різнорідної інформації про природні і соціально-економічні умови і ресурси територій. Проте створення таких складних автоматизованих інформаційних систем зумовило необхідність вирішення цілого комплексу проблем, пов'язаних з особливостями кодування просторової інформації, необхідністю розробки програмного забезпечення для її зберігання і обробки, створення відповідної апаратури для введення і представлення просторових даних. Географічні інформаційні системи, здатні реалізовувати функції, близькі до тих, що вони реалізують сьогодні (безумовно, з поправкою на технічний і технологічний рівні), виникли у 80-х роках минулого сторіччя. При цьому сучасні ГІС з'явилися як результат спочатку паралельного, а потім все більш тісного спільного розвитку геоінформаційних технологій в цілому ряді моно-дисциплінарних галузей. Серед таких галузей слід назвати автоматизоване картографування, комп'ютерне проектування (Computer Aided Designing — CAD), комп'ютерні науки, у тому числі комп'ютерну графіку, теорії і технології баз даних, мови програмування, а також дистанційне зондування і обробку методів дистанційного зондування, просторовий аналіз, географічне і картографічне моделювання.

Геоінформаційні технології *в Україні* набули розвитку в середині 90-х років XX ст. Серед позитивних чинників, що характеризують сучасний стан застосування .геоінформаційних технологій у країні, слід відзначити такі:

- формування в державних установах і організаціях груп фахівців, які активно працюють у напрямку застосування ГІС у різних сферах людської діяльності, зокрема: у Державному проектному інституті Діпроміcто (Київ); у Науково-дослідному інституті геодезії і картографи (Київ); в Управлінні земельних ресурсів Одеської обладміністрації; в Одеському національному університеті ім. Мечникова; у Національному університеті «Львівська політехніка» (Львів); у Національній гірській академії (Дніпропетровськ); у Харківському технічному університеті радіоелектроніки; в Українському центрі менеджменту Землі і ресурсів (Київ) та в ряді інших;

- створення ГІС-асоціації (1997) і Асоціації геоінформатиків (2003) України, що сприяють активізації і консолідації геоінформаційної діяльності в країні;

- щорічне проведення ГІС-форумів (1995-2001), конференцій «Геоінформатика: теоретичні і прикладні аспекти» (з 2002 р.), конференцій користувачів продуктів фірми ESRI в Криму (з 1998 р., ЗАТ ECOMM), а також окремих тематичних конференцій, семінарів, нарад, присвячених використанню геоінформаційних технологій (наприклад, «Геоінформаційні технології сьогодні» (Львів, 1999); «Геоінформаційні системи і муніципальне управління» (Миколаїв, 2000 р.) «Можливості ГІС/ДЗЗ-технологій у сприянні вирішення проблем Причорноморського регіону» (Одеса, 2003) таін.);

- створення державних підприємств і комерційних компаній, що спеціалізуються на розробці і/або використанні геоінформаційних технологій, зокрема: державних науково-виробничого під-пріємства «Геосистема» (м. Вінниця) і науково-виробничого центру «Геодезкартінформатика» (м. Київ); комерційних компаній «Інтелектуальні системи, Гео», «Інститут передових технологій», «ECOMM», ГЕОКАД, «Аркада», «Геоніка» (м. Київ); «Високі технології» (м. Одеса) та ін.;

- розроблення спеціалізованого геоінформаційного пакета Рельєф-процесор — Харківський національний університет ім. В.Н. Каразіна,

векторно-растрової інструментальної ГІС настільного типу ОКО — ВАТ «Геобіономіка» (м. Київ); програмних комплексів GEO+CAD і GeoniCS, призначених для обробки даних досліджень і геоінженерного проектування в галузі цивільного, промислового і транспортного будівництва - компанія «ГЕОКАД», АТ «Аркада» і НПЦ «Геоніка» (м. Київ) та ін.

- створення електронного атласу України — пілотної версії комп'ютерного Національного атласу України (2000) — Інститутом географії НАН України і компанією «Інтелектуальні системи, Гео» (Київ);

- внесення курсів з ГІС і геоінформаційних технологій до програми підготовки фахівців природознавчих і екологічних спеціальностей у багатьох вищих навчальних закладах країни; відкриття у деяких з них курсів підготовки фахівців у галузі геоінформаційних систем і технологій.

Функція підтримки прийняття рішень у плануванні, проектуванні та управлінні. Найбільш активно цей напрямок в Україні розвивається в містобудівному плануванні і проектуванні. Певні успіхи є в галузі геоінформаційного забезпечення надзвичайних ситуацій. Діапазон прикладів тут може бути досить широким, якщо гнучко підходити до визначення змісту поняття «система підтримки прийняття рішень» (СППР), яка повинна передбачати:

- програмно-організовані банки просторової й атрибутивної інформації;

- базу знань, що складається з блока аналізу і моделювання, який містить набір моделей просторового аналізу і просторово-часового моделювання, а також довідково-інформаційного блока, який містить формалізовану довідково-нормативну базу з розглянутої проблеми;

- блок технологій штучного інтелекту, який забезпечує механізм формально-логічного висновку й ухвалення рішення на основі інформації, наявної в базі даних, довідково-інформаційному блоці і результатах просторово-часового аналізу та моделювання;

- інтерфейс користувача.

У багатьох випадках на практиці як СППР розглядаються інтегровані комп'ютерні системи, що містять систему програмно-реалізованих моделей, банк довідкової інформації і банк даних. Аналіз і оцінка результатів імітаційного або оптимізаційного моделювання виконуються поза системою кваліфікованим експертом чи групою експертів[4,18].

Основними галузями застосовування ГІС у наш час є [5]:

- управління земельними ресурсами, земельні кадастри;
- інвентаризація і облік об'єктів розподіленої виробничої інфраструктури і управління ними;
- тематичне картографування практично в будь-яких сферах його використання;
- морська картографія і навігація;
- аеронавігаційне картографування і управління повітряним рухом;
- навігація і управління рухом наземного транспорту;
- дистанційне зондування;
- управління природними ресурсами (водними, лісовими і т. ін.);
- моделювання процесів у природному середовищі, управління природоохоронними заходами;
- моніторинг стану навколишнього середовища;
- реагування на надзвичайні і кризові ситуації;
- геологія, мінерально-сировинні ресурси і гірничодобувна промисловість;
- планування і оперативне управління перевезеннями;
- проектування, інженерні дослідження і планування в містобудуванні, архітектурі, промисловому і транспортному будівництві;
- планування розвитку транспортних і телекомунікаційних мереж;
- комплексне управління і планування розвитку території, міста;
- сільське господарство;
- маркетинг, аналіз ринку;
- археологія;

- безпека, військова справа і розвідка;

- загальна і спеціальна освіта.

Одним із основних підходів до моніторингу навколишнього середовища в сучасному світі є аналіз зображень отриманих за допомогою використання безпілотних літальних апаратів (БпЛА) та технологій машинного навчання. Їх використання вирішує проблему моніторингу стану біосфери у віддалених, та важко досяжних регіонах, так як використання більш традиційних методів моніторингу не дозволяє отримувати інформацію, якою можна було б однозначно та оперативно виявити надзвичайну чи кризову ситуацію.

Спосіб застосування, та тип БпЛА може залежати від великою кількості факторів, на які впливають: погодні та кліматичні умови, площа середовища та частота її моніторингу, рельєф, тощо. Основним типом інформації для збору та аналізу з БпЛА є інформація візуального типу, а саме у вигляді зображення, або відео. Вона також може відрізнятись в залежності від типу камер встановлених на БпЛА, їх роздільної здатності, візульного спектру, та висоти польоту літального апарату.

Для покриття великої площі частіше використовують БпЛА з фіксованим крилом, та великою дальністю, та висотою польоту (від 350 до 5500 метрів). Дрони такого типу оснащені камерами з високою роздільною здатністю, які також можуть фіксувати зображення у мультиспектрі. Якщо БпЛА такого типу зафіксував потенційну небезпеку, вірогідність якої менше певного рівня, то за переданими координатами на місце вилітає БпЛА типу квадрокоптер, який оперує на малій висоті (від 10 до 350 метрів), та може провести більш детальний моніторинг середовища. Такі комбіновані підходи до використання БпЛА вже використовуються у багатьох південних регіонах Європи.

Одним із ключових елементів функціонування такої системи оповіщення є технології розпізнавання образів, які мають бути універсальними за використанням, швидкими до навчання, та не залежати від

великої кількості різних типів зображень отриманих під час моніторингу навколишнього середовища.

1.2 Постановка задачі

Постановка задачі аналізу та синтезу інтелектуальної ГІС пожежобезпеки за інформаційно-екстремальною інтелектуальною технологією наступна:

Для досягнення поставленої мети необхідно вирішити такі завдання:

1) Сформувати вхідний математичний опис здатної до машинного навчання системи виявлення лісових пожеж;

2) Розробити математичну модель машинного навчання системи виявлення лісових пожеж;

3) Обрати критерій функціональної ефективності здатної до машинного навчання системи виявлення лісових пожеж;

4) Розробити та програмно реалізувати алгоритми машинного навчання виявленню лісових пожеж з використанням лінійних та ієрархічних класифікаторів.

5) Перевірити працездатність розробленої системи.

2 ІНФОРМАЦІЙНО-ЕКСТРЕМАЛЬНА ІНТЕЛЕКТУАЛЬНА ТЕХНОЛОГІЯ

2.1 Основні положення технології

Інформаційно-екстремальна інтелектуальна технологія (IEIT) це технологія, яка під час проектування інформаційно-аналітичних систем використовує непараметричні методи.

Під час навчання за IEIT відбувається оцінювання інформаційної здатності системи сформовувати класифікатор в умовах обмеженої за обсягом навчальної вибірки, та значного перетину класів розпізнавання в просторі ознак. Базові визначення наведено в табл.2.1.

Таблиця 2.1 – Базові позначення

Елемент	Опис
X_1^o	клас розпізнавання
$\{X_m^o \mid m = \overline{1,M}\}$	алфавіт класів розпізнавання
Ω	простір ознак розпізнавання
$\Omega_{\text{Б}}$	простір бінеаризованих ознак розпізнавання
$\delta_{H,i} \mid m = \overline{1,N}$	система нормованих допусків на ознаки розпізнавання
$\delta_{K,i} \mid m = \overline{1,N}$	система контрольних допусків (СКД) на ознаки розпізнавання
$x_m^{(j)} \in X_m^o$	реалізація образу m-ного класу розпізнавання
$\left\| y_{m,i}^{(j)} \mid i = \overline{1,N}, j = \overline{1,n} \right\|$	навчальна матриця
d^m	радіус контейнера класу розпізнавання X_m^o

Однак в даній роботі будемо використовувати вектор параметрів функціонування, який обчислюється за формулою.

$$g_{h,s} = \langle x_{h,s,m_s}, d_{h,s,m_s}, \delta_{h,s} \rangle, \quad (2.1)$$

де

x_{h,s,m_s} – еталонний вектор класу розпізнавання X^o_{h,s,m_s}

d_{h,s,m_s} – радіус контейнера класу розпізнавання X^o_{h,s,m_s}

$\delta_{h,s}$ – параметр поля контрольних допусків на ознаки розпізнавання

h,s – індекси, що дозволяють оперувати функціональними параметрами при використанні ієрархічних структур контейнерів, а саме рівнем ієрархій і стратою

Метою навчання є оптимізація в інформаційному розумінні значення координат вектора (2.1) параметрів функціонування, що дадуть максимальне усереднене значення інформаційного КФЕ за алфавітом, яке обчислене в допустимій (робочій) області визначення функції критерію оптимізації.

$$\bar{E} = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^{<\{k\}>} maxE_m, \quad (2.2)$$

де

$<\{k\}>$ – кількість впорядкованих кроків навчання

E_m – інформаційний КФЕ, який показує здатність розпізнавання реалізації класу X^o_m

2.2 Математична модель

Для того щоб в процесі машинного навчання мати можливість сформовувати ієрархічні структури контейнерів класів, а також

оптимізовувати їх параметри необхідно модифікувати базову категорійну модель інформаційно-екстремального навчання за IEIT. Модифікацію здійснимо шляхом додавання таких елементів до діаграми відображення множин.

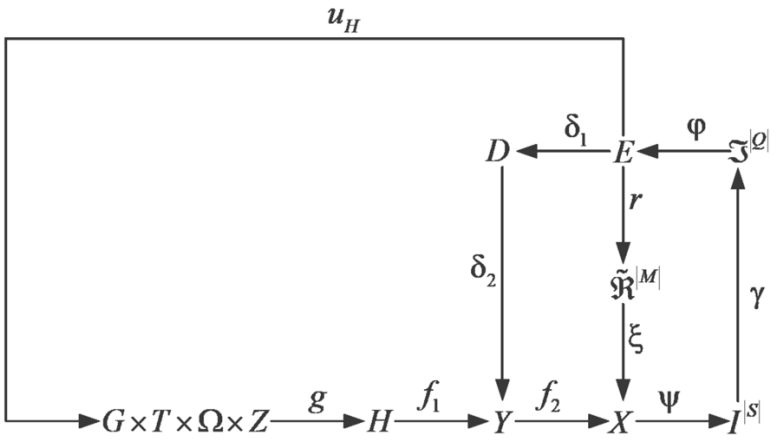


Рисунок 2.1 – Категорійна модель інформаційно-екстремального навчання за IEIT

Множина *H*, що відповідальна за відтворення класифікатору у ієрархічній формі, додається до базової категорійної моделі (рис. 2.1). В той же час інші елементи моделі залишаються без змін, окрім навчальної матриці *Y*, та її бінеаризованої форми X.

Завдяки g та f_1, та в залежності від індексу страти s у нас формується модифіковані $Y^{|s|}$ та $X^{|s|}$.

В якості критерію функціональної ефективності буде використана інформаційна міра Кульбака.

$$E^{(k)} = log_2\left(\frac{2-(\alpha^{(k)}+\beta^{(k)})+10^{-r}}{\alpha^{(k)}+\beta^{(k)}+10^{-r}}\right) * \left[2-\left(\alpha^{(k)}+\beta^{(k)}\right)\right], \quad (2.3)$$

де

$\alpha^{(k)}, \beta^{(k)}$ – помилки першого та другого роду

$D_1^{(k)}, D_2^{(k)}$ – перша та друга достовірності

k – крок навчання

r – константа, яка дорівнює 0,01

2.3 Алгоритмічне забезпечення системи

Розглянемо основні алгоритми формування ієрархічних класифікаторів за IEIT (рис. 2.2 та рис. 2.3).

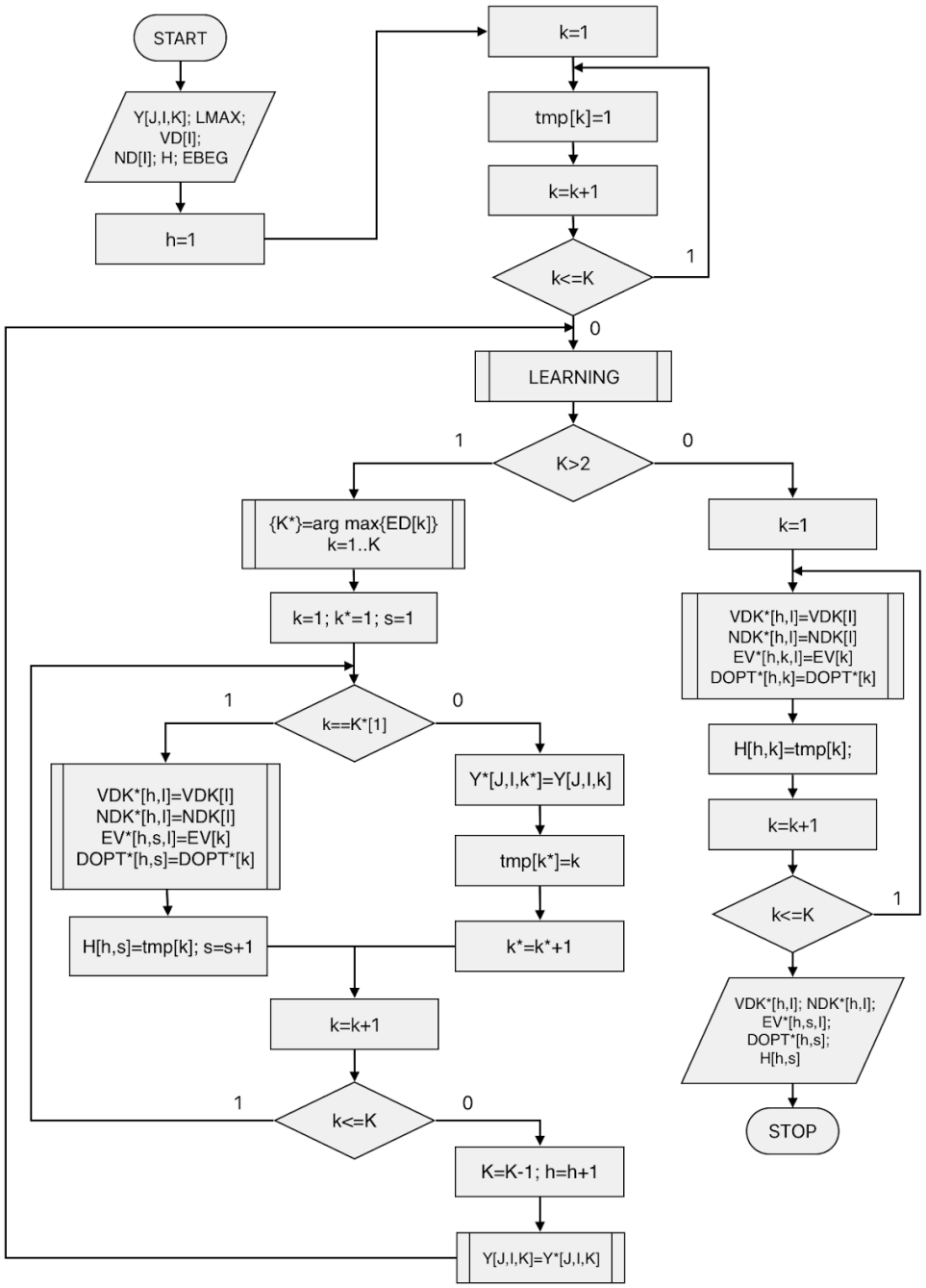


Рисунок 2.2 – Блок-схема формування ієрархічних класифікаторів з бінарною структурою

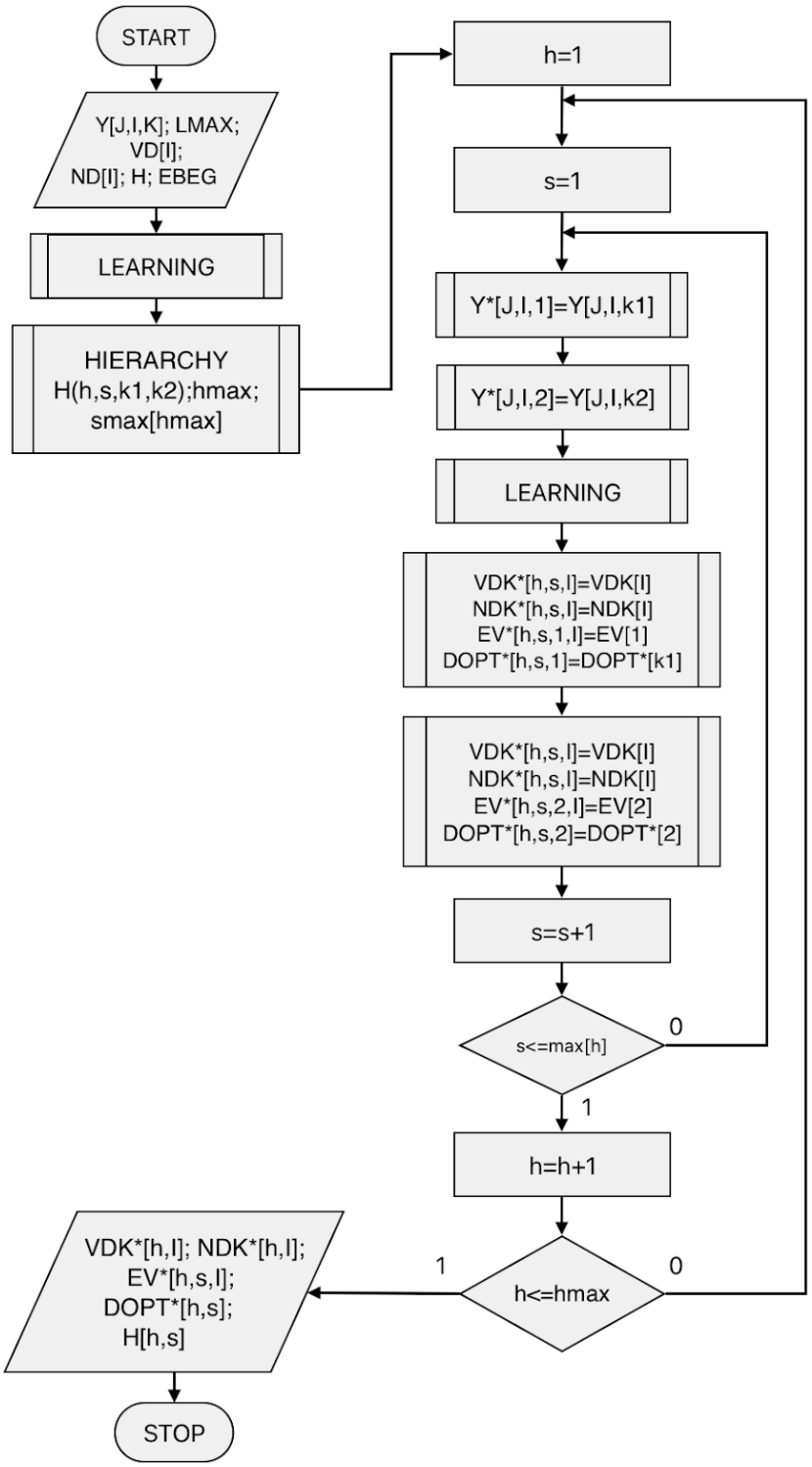


Рисунок 2.3 – Блок-схема формування ієрархічних класифікаторів з декурсивною структурою

де LEARNING - це паралельно-послідовний варіант алгоритму оптимізації геометричних параметрів контейнерів класів розпізнавання та системи контрольних допусків.

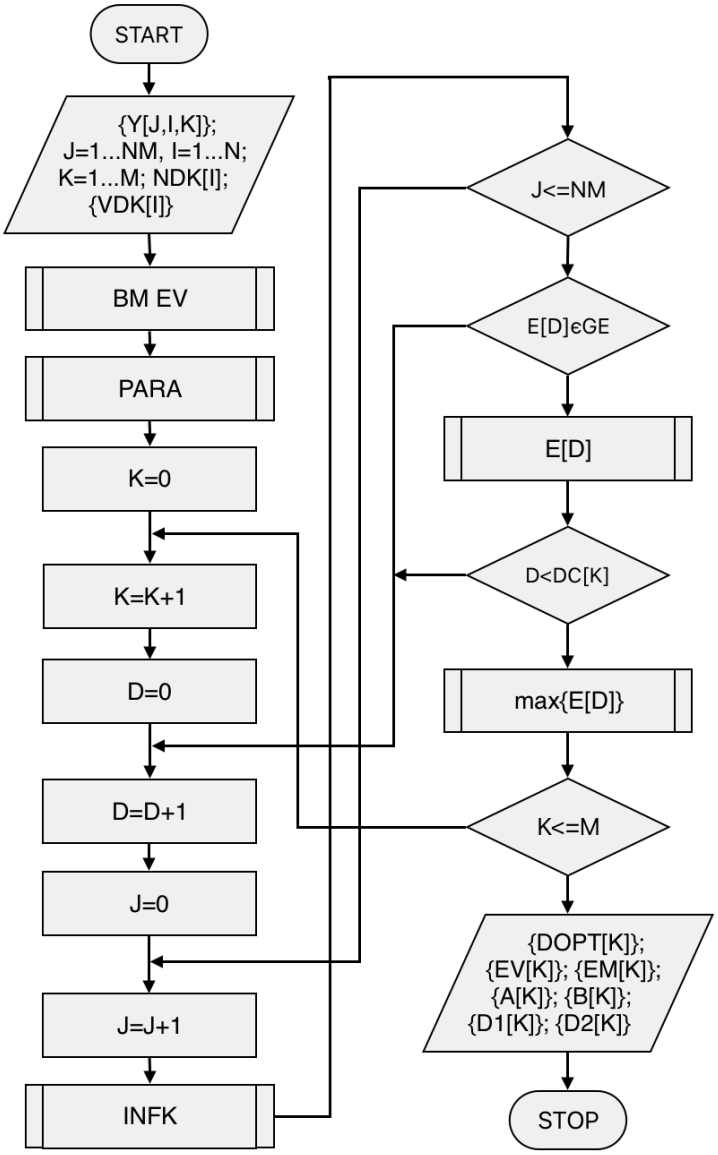


Рисунок 2.4 - Структурна схема базового алгоритму навчання

Алгоритм формування ієрархічних класифікаторів з бінарною структурою (рис. 2.2) покроково зменшує потужність алфавіту з класами, та формує для кожного рівня ієрархії по одному вирішальному правилу.

Клас, для якого на рівні h було сформовано вирішальне правило, має свою навчальну матрицю, яка не бере участі в навчаннях на рівнях h+1, h+2, …

Результатом роботи алгоритму є сформований набір функціональних параметрів, який є оптимальним для кожного рівня ієрархії. Цей набір містить геометричні параметри контейнерів класів, та СКД. Контейнери двох класів відтворюються на останньому рівні ієрархії.

Модифікований алгоритм відрізняється тим, що на кожному рівні ієрархії існує можливість формувати вирішальні правила одразу для декількох класів, якщо вони є безпомилковими за навчальною матрицею. Такий алгоритм дозволяє збільшити швидкість формування ієрархії, а також її

використання на етапі екзамену.

Алгоритм формування ієрархічних класифікаторів з декурсивною структурою (рис. 2.3) ґрунтується на аналізі еталонних векторів класів. Самі ж класи є відсортованими в порядку збільшенням кодової відстані до нульового двійкового вектору, а також приблизно порівну розподілені на дві групи, відповідно до двох гілок у декурсивній структурі ієрархії.

На першому рівні структури, який є верхнім відповідно до дендрографічної класифікації, вирішальні правила формуються виходячи з навчальних матриць класів розпізнавання в різних групах, у яких відстані між еталонними векторами є найменшими. Вирішальні правила для нижнього рівня ієрархічної структури формуються для класу з верхнього ярусу, та класу з цієї ж групи, у якого відстані між еталонними векторами є мінімальними. Головною відмінністю модифікованого алгоритму від попереднього є формування декурсивної ієрархічної структури на початку роботи алгоритму (блок HIERARCHY), а не поступово в ході навчання. Завдяки цьому кожен клас двічі приймає участь в навчанні.

3 ІНФОРМАЦІЙНЕ ТА ПРОГРАМНЕ ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ СИСТЕМИ

3.1 Формування вхідних даних

Формування вхідного математичного опису для інтелектуальної системи полягає у виокремленні частини зображення місцевості, яка відображає різні типи місцевості, де відбувається або відбувалася пожежа. Зображення місцевості належать до класу стаціонарних за яскравістю зображень - текстур. Незважаючи на те, що текстури є растровими двовимірними двомірними зображеннями, але з їхньою допомогою можна передати ілюзію рельєфу. Поняття текстура фактично відповідає за такі характеристики поверхні об'єкта, як шорсткість, гладкість тощо. На рис. 3.1 представлено зображення розмірності 1000x700, які застосовувалися в роботі.

а

б

в

г

д

є

е

Рисунок 3.1 - Графічне представлення вхідних даних: а) луг, б) задимлення; в) тління; г) відкритий вогонь; д) лісова пожежа; е) інфраструктура є) ліс

Вхідні дані формуються безпосередньо за зображеннями (рис. 3.1), при цьому зчитується яскравість кожного пікселя, яка лежить у межах від 0 - чорний колір до 255 - білий колір, проміжні значення являють собою градації сірого.

Навчальна матриця для кожного класу складається з n=1000 реалізації, а словник ознак з N=700. Перевірку належності елементів такого зображення будемо виконувати також для аналогічних частин зображення. Верхній нормований допуск на ознаки розпізнавання дорівнює 255, а нижній – 0.

3.2 Вибір засобів програмної реалізації

Для програмної реалізації використовувалося середовище MATLAB. Він є багатопарадигмальним обчислювальним середовищем. Це власна мова програмування, розроблена компанією MathWorks, яка дозволяє реалізовувати алгоритми, створювати інтерфейси користувача та взаємодіяти з програмами, що були написані іншими мовами, наприклад на Java, Swift, Python, C#, C, C++, або FORTRAN.

Складовими частинами MATLAB є:

Середовище, яке є комплексом інструментів і засобів, які використовуються користувачами та програмістами. Воно надає

можливості для керування змінними в робочому просторі MATLAB, обробки введення та виведення даних, а також створення, тестування та налагодження M-файлів і додатків MATLAB.

Мова програмування MATLAB, яка є мовою високого рівня, орієнтованою на роботу з матрицями та масивами, яка включає можливості керування потоками, використання функцій, структури даних, введення-виведення та об'єктно-орієнтоване програмування. Вона підходить як для швидкої розробки невеликих програм, так і для створення великих і складних застосунків.

Бібліотека математичних функцій MATLAB, яка містить широкий спектр обчислювальних алгоритмів, починаючи від базових функцій, таких як додавання, синус, косинус і комплексна арифметика, до більш складних операцій, таких як обернення матриць, знаходження власних значень, функції Бесселя та швидке перетворення Фур'є.

Графічна система MATLAB, що містить високорівневі команди для візуалізації дво та тривимірних даних, обробки зображень, створення анімацій, а також ілюстративної графіки. Вона також пропонує низькорівневі команди для повного редагування зовнішнього вигляду графічних об'єктів і створення графічних інтерфейсів користувача.

Інтерфейс взаємодії з іншими мовами MATLAB дозволяє писати, та викликати код написаний іншими мовами, який може взаємодіяти з кодом MATLAB за допомогою динамічного зв’язку.

3.2 Аналіз результатів

На першому етапі роботи інтелектуальної системи було відтворено лінійний (однорівневий) класифікатор (рис. 3.3). При цьому застосовувався до базового алгоритму оптимізації геометричних параметрів контейнерів класів розпізнавання було додано паралельний алгоритм оптимізації системи контрольних допусків на ознаки

розпізнавання. Динаміка зміни усередненого критерію функціональної ефективності подана на рис. 3.3.

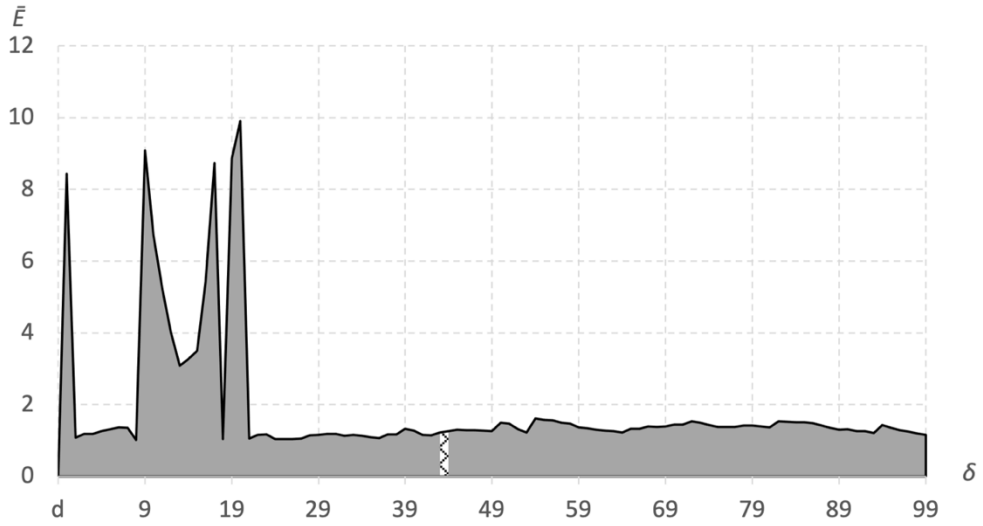
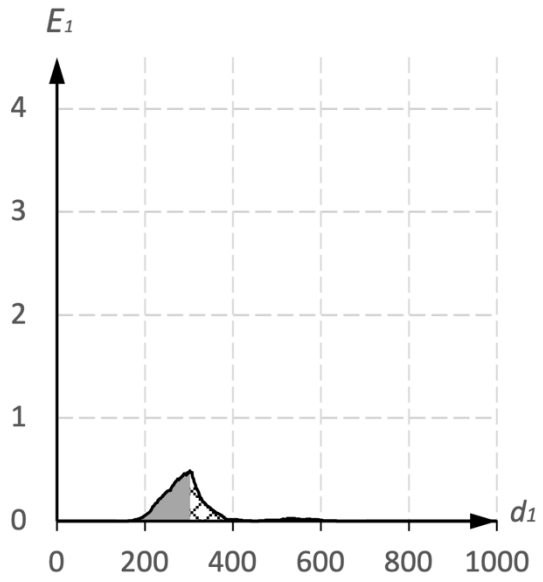
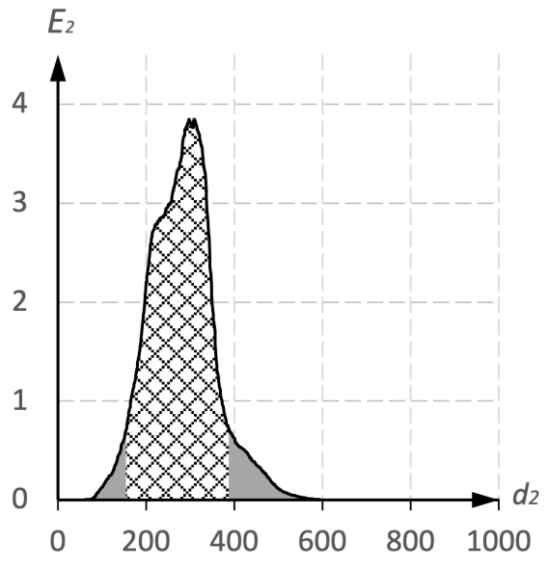


Рисунок 3.3 – Графік залежності усередненого критерію функціональної ефективності від параметру системи контрольних допусків на ознаки розпізнавання

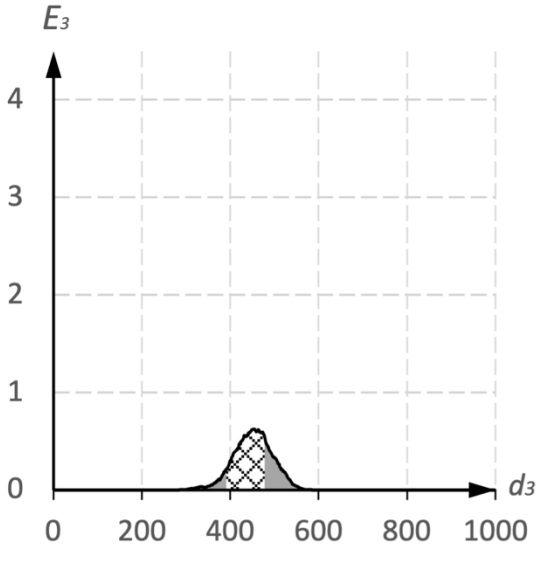
Аналіз рис. 3.3 показує, що оптимальним в інформаційному розумінні є значення параметру системи контрольних допусків на ознаки розпізнавання δ*=44. При цьому усереднений критерій функціональної ефективності досягає свого максимуму в робочій області його визначення Ē= 1,26301. На рис. 3.4 подано результати оптимізації геометричних параметрів контейнерів класів розпізнавання, що було сформовано з використанням оптимізованого за паралельним алгоритмом параметру системи контрольних допусків на ознаки розпізнавання.


E1
4
3
2
1
0
d1
0
200
400
600
800
1000

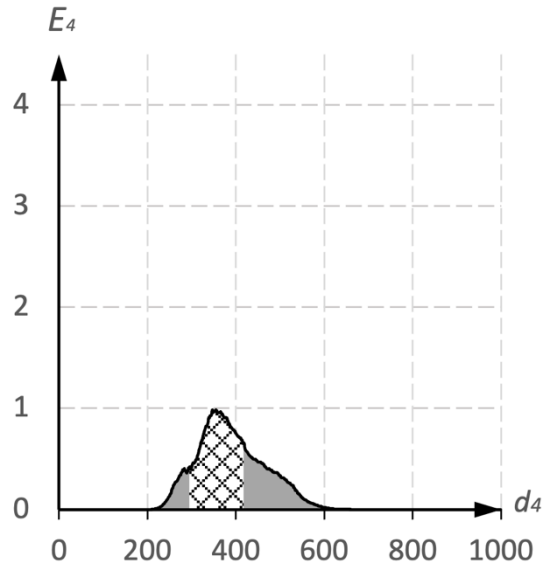
а


E2
4
3
2
1
0
d2
0
200
400
600
800
1000

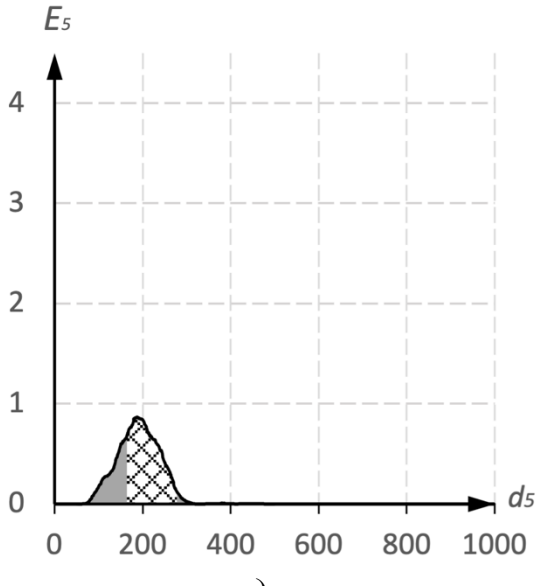
б


E3
4
3
2
1
0
d3
0
200
400
600
800
1000

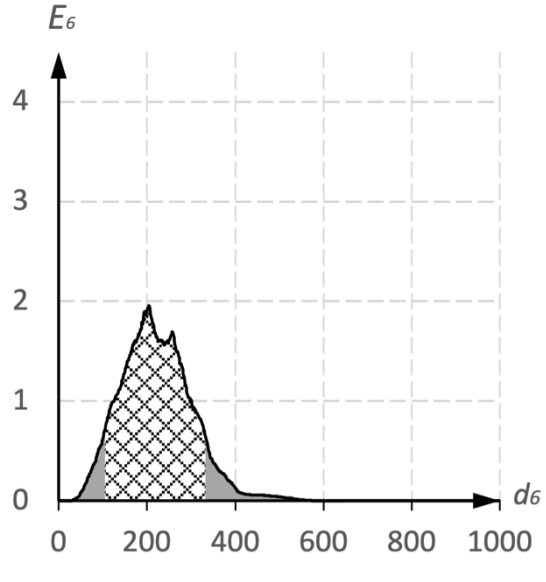
в


E4
4
3
2
1
0
d4
0
200
400
600
800
1000

г


E5
4
3
2
1
0
d5
0
200
400
600
800
1000

д


E6
4
3
2
1
0
d6
0
200
400
600
800
1000

є

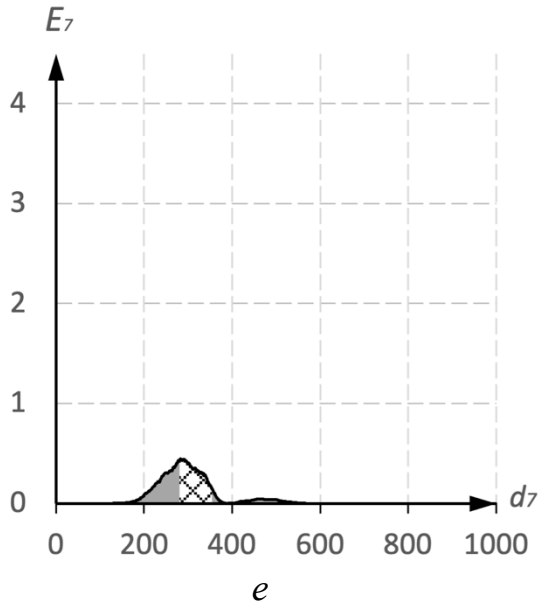


Рисунок 3.4 – Графіки залежності критерію функціональної ефективності від геометричних параметрів контейнерів а) першого класу, б) другого класу; в) третього класу; г) четвертого класу; д) п'ятого класу; є) шостого класу е) сьомого класу

Результати аналізу рис. 3.4 наведено в табл. 3.1:

Таблиця 3.1 – Результати оптимізації геометричних параметрів контейнерів класів розпізнавання

Номер класу	Максимальне КФЕ	Точнісні характеристики		Оптимальний радіус	Номер найближчого класу	Кодова відстань до найближчого класу
		D1	betta			
1	0.47351	0.51	0.09	307	4	369
2	3.85132	0.97	0.01	298	6	332
3	0.26155	0.56	0.25	397	4	398
4	0.98673	0.89	0.31	347	1	369
5	0.86673	0,60	0,05	188	6	282
6	1.95481	0,81	0,04	204	5	282
7	0.44644	0.52	0,11	283	5	337

Таким чином, усереднена точність P_t сформованого класифікатору складає 78,57%, що вказує на необхідність формування класифікатору у вигляді ієрархічної структури класів розпізнавання. Згідно табл. 3.1 на першому рівні ієрархії слід залишити контейнер другого класу, оскільки він

характеризується найбільшим значенням КФЕ серед інших класів.

Сформуємо другий рівень ієрархії для алфавіту класів без другого класу і виконаємо для них оптимізацію системи контрольних допусків на ознаки розпізнавання, а також оптимізацію геометричних параметрів контейнерів класів розпізнавання.

Динаміка зміни усередненого критерію функціональної ефективності подана на рис. 3.5.

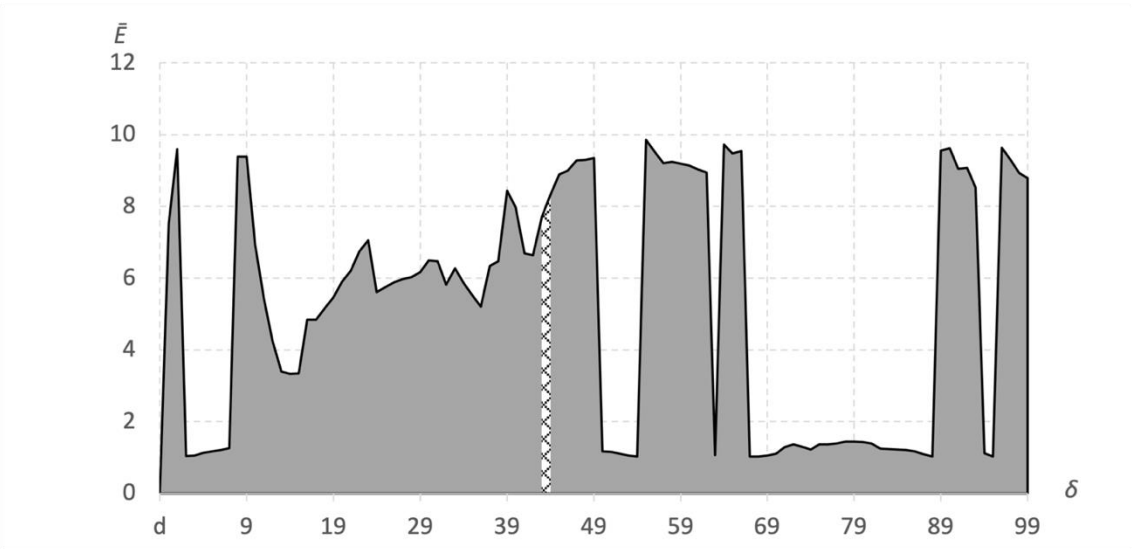


Рисунок 3.5 – Графік залежності усередненого критерію функціональної ефективності від параметру системи контрольних допусків на ознаки розпізнавання

Аналіз рис. 3.5 показує, що оптимальним в інформаційному розумінні є значення параметру системи контрольних допусків на ознаки розпізнавання було отримано на кроці навчання. При цьому усереднений критерій функціональної ефективності досягає свого максимуму в робочій області його визначення Ē= 1,26301. На рис. 3.6 подано результати оптимізації геометричних параметрів контейнерів класів розпізнавання, що було сформовано з використанням оптимізованого за паралельним алгоритмом параметру системи контрольних допусків на ознаки розпізнавання.

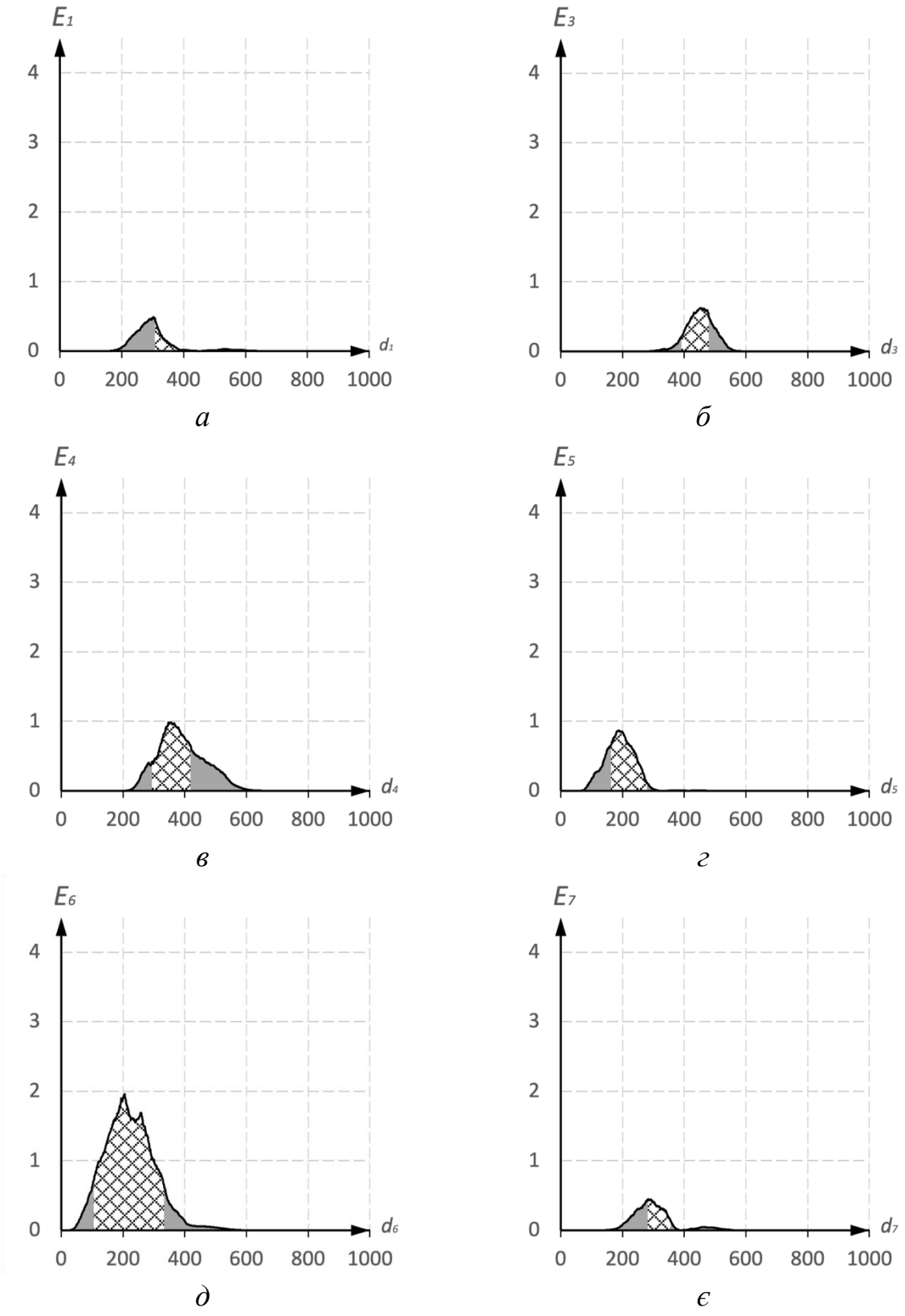


Рисунок 3.6 – Графіки залежності критерію функціональної ефективності від геометричних параметрів контейнерів а) першого класу, б) третього класу; в) четвертого класу; г) п'ятого класу; д) шостого класу є) сьомого класу

Результати аналізу рис. 3.6 наведено в табл. 3.2:

Таблиця 3.2 – Результати послідовної оптимізації геометричних параметрів контейнерів класів розпізнавання

Номер класу	Рівень ієрархії	Максимальне КФЕ	Точнісні характеристики		Оптимальний радіус	Номер найближчого класу	Кодова відстань до найближчого класу
			D1	betta			
2	1	3.85132	0.97	0.01	298	6	332
1	2	0.47351	0.51	0.09	307	4	369
3	2	0.26155	0.56	0.25	397	7	398
4	2	0.98673	0.89	0.31	347	1	369
5	2	0.86673	0,60	0,05	188	6	282
6	2	1.95481	0,81	0,04	204	5	282
7	2	0.44644	0.52	0,11	283	5	337

Таким чином, усереднена точність P_t сформованого класифікатору складає 78,57%.

Сформуємо третій рівень ієрархії для алфавіту класів без другого та шостого класів і виконаємо для них оптимізацію системи контрольних допусків на ознаки розпізнавання, а також оптимізацію геометричних параметрів контейнерів класів розпізнавання.

Динаміка зміни усередненого критерію функціональної ефективності подана на рис. 3.7.

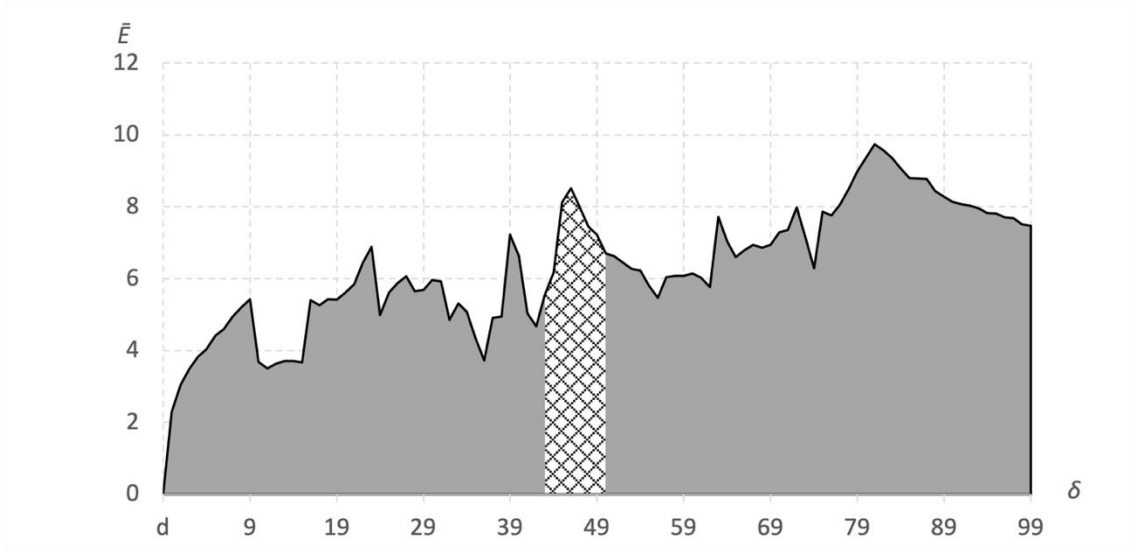
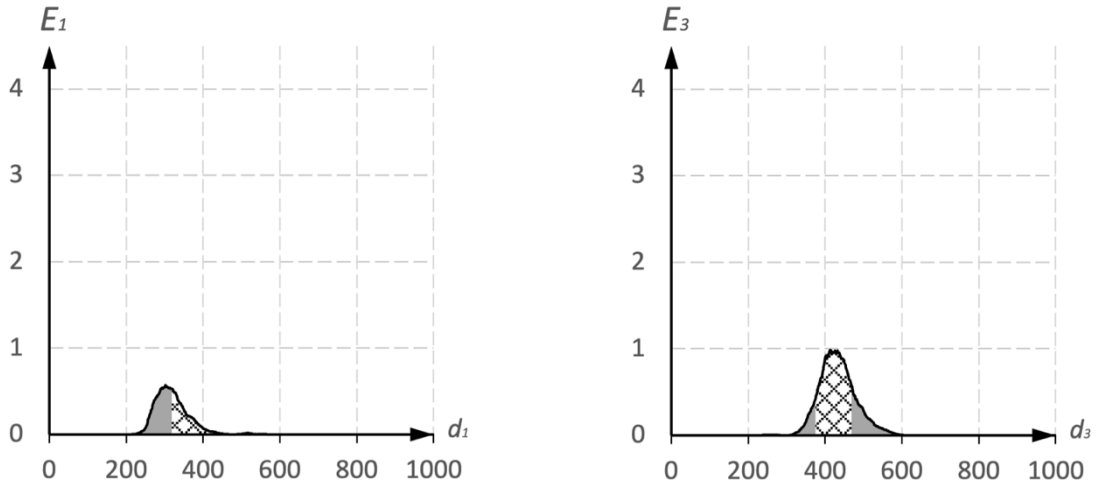


Рисунок 3.7 – Графік залежності усередненого критерію функціональної ефективності від параметру системи контрольних допусків на ознаки розпізнавання

Аналіз рис. 3.7 показує, що оптимальним в інформаційному розумінні є значення параметру системи контрольних допусків на ознаки розпізнавання було отримано на кроці навчання. При цьому усереднений критерій функціональної ефективності досягає свого максимуму в робочій області його визначення Ē= 1,26301. На рис. 3.8 подано результати оптимізації геометричних параметрів контейнерів класів розпізнавання, що було сформовано з використанням оптимізованого за паралельним алгоритмом параметру системи контрольних допусків на ознаки розпізнавання



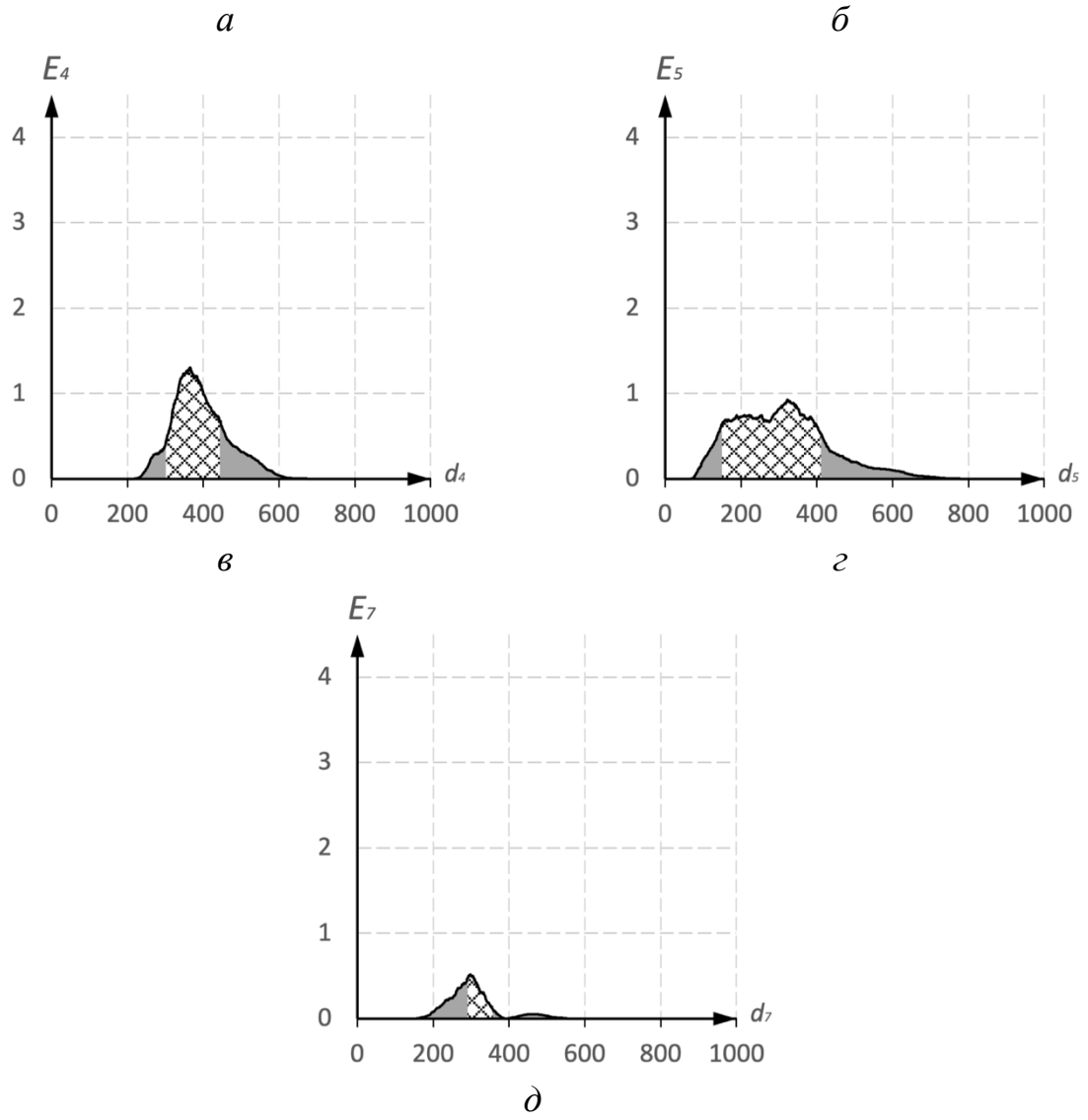


Рисунок 3.8– Графіки залежності критерію функціональної ефективності від геометричних параметрів контейнерів а) першого класу, б) третього класу; в) четвертого класу; г) п'ятого класу; д) сьомого класу

Результати аналізу рис. 3.8 наведено в табл. 3.3:

Таблиця 3.3 – Результати послідовної оптимізації геометричних параметрів контейнерів класів розпізнавання

Номер класу	Рівень ієрархії	Максимальне КФЕ	Точнісні характеристики		Оптимальний радіус	Номер найближчого класу	Кодова відстань до найближчого класу
			D1	betta			
2	1	3.85132	0.97	0.01	298	6	332
6	2	1.95481	0,81	0,04	204	5	282
1	3	0.52679	0.50	0.07	318	4	405
3	3	0.98129	0.78	0.20	413	5	428
4	3	1.30661	0.94	0.28	365	1	405
5	3	0.92803	0.82	0.26	322	7	334
7	3	0.51587	0.53	0,10	298	5	334

Таким чином, усереднена точність P_t сформованого класифікатору складає 81,36%.

Сформуємо четвертий рівень ієрархії для алфавіту класів без другого, шостого та четвертого класів і виконаємо для них оптимізацію системи контрольних допусків на ознаки розпізнавання, а також оптимізацію геометричних параметрів контейнерів класів розпізнавання.

Динаміка зміни усередненого критерію функціональної ефективності подана на рис. 3.9.

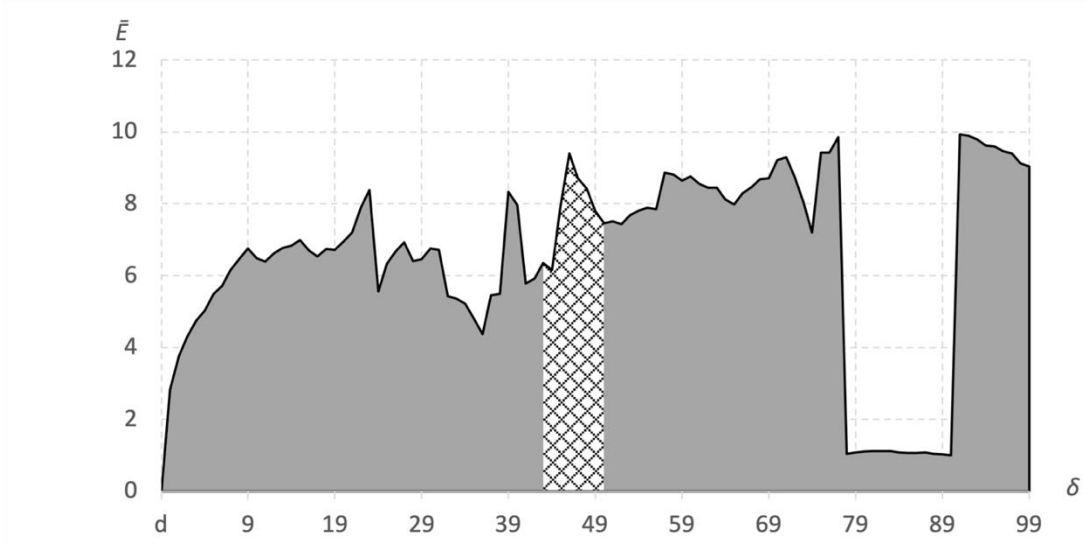


Рисунок 3.9 – Графік залежності усередненого критерію функціональної ефективності від параметру системи контрольних допусків на ознаки розпізнавання

Аналіз рис. 3.9 показує, що оптимальним в інформаційному розумінні є значення параметру системи контрольних допусків на ознаки розпізнавання було отримано на кроці навчання. При цьому усереднений критерій функціональної ефективності досягає свого максимуму в робочій області його визначення Ē= 1,26301. На рис. 3.10 подано результати оптимізації геометричних параметрів контейнерів класів розпізнавання, що було сформовано з використанням оптимізованого за паралельним алгоритмом параметру системи контрольних допусків на ознаки розпізнавання

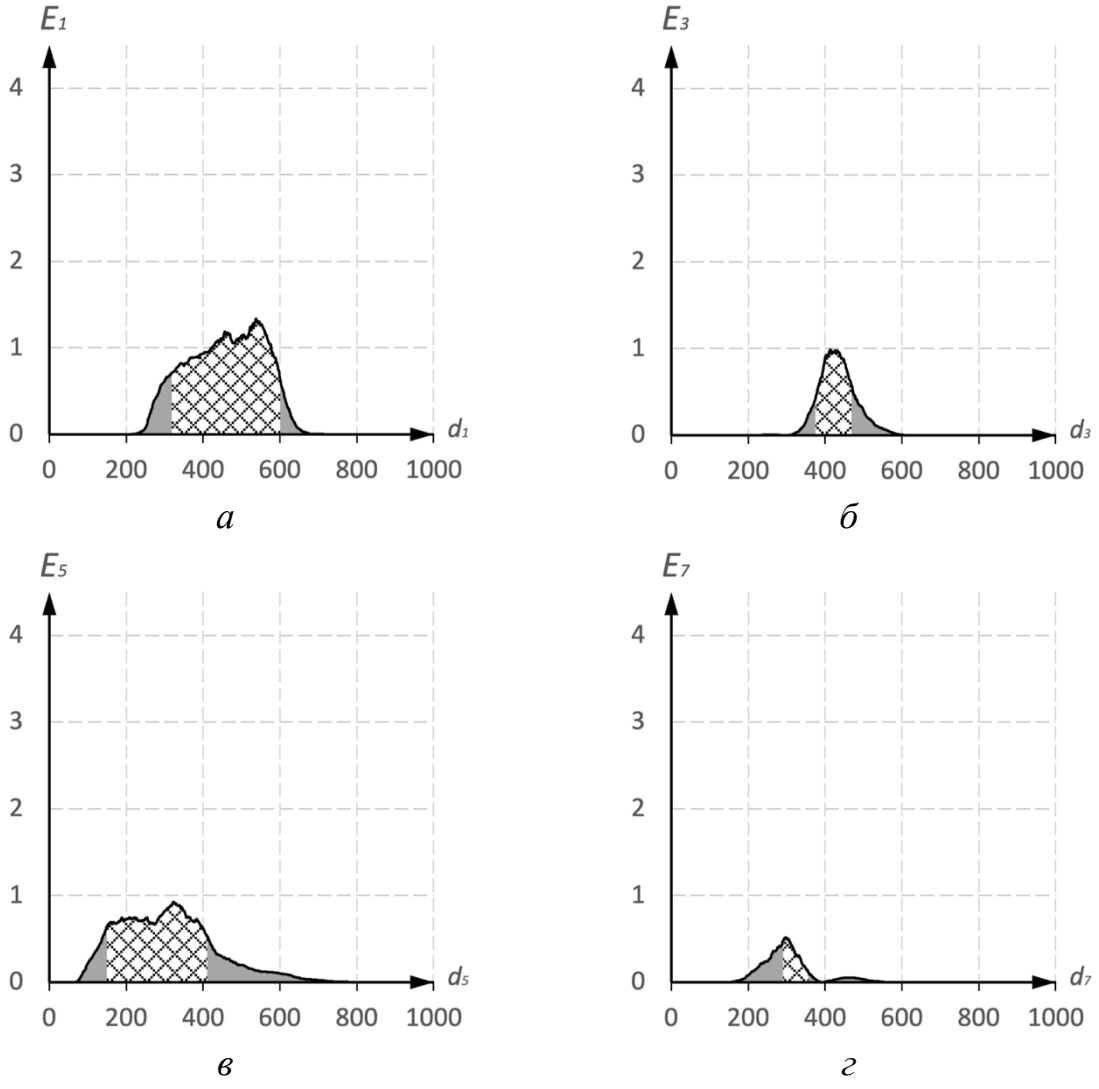


Рисунок 3.10– Графіки залежності критерію функціональної ефективності від геометричних параметрів контейнерів а) першого класу, б) третього класу; в) п'ятого класу; г) сьомого класу

Результати аналізу рис. 3.10 наведено в табл. 3.4:

Таблиця 3.4 – Результати послідовної оптимізації геометричних параметрів контейнерів класів розпізнавання

Номер класу	Рівень ієрархії	Максимальне КФЕ	Точнісні характеристики		Оптимальний радіус	Номер найближчого класу	Кодова відстань до найближчого класу
			D1	betta			
2	1	3.85132	0.97	0.01	298	6	332
6	2	1.95481	0,81	0,04	204	5	282
4	3	1.30661	0.94	0.28	365	1	405
1	4	1.33350	0.94	0.28	537	5	604
3	4	0.98129	0.78	0.20	413	5	428
5	4	0.92803	0.82	0.26	322	7	334
7	4	0.51587	0.53	0,10	298	5	334

Таким чином, усереднена точність P_t сформованого класифікатору складає 83%.

Сформуємо п’ятий рівень ієрархії для алфавіту класів без другого, шостого, четвертого та першого класів і виконаємо для них оптимізацію системи контрольних допусків на ознаки розпізнавання, а також оптимізацію геометричних параметрів контейнерів класів розпізнавання.

Динаміка зміни усередненого критерію функціональної ефективності подана на рис. 3.11.

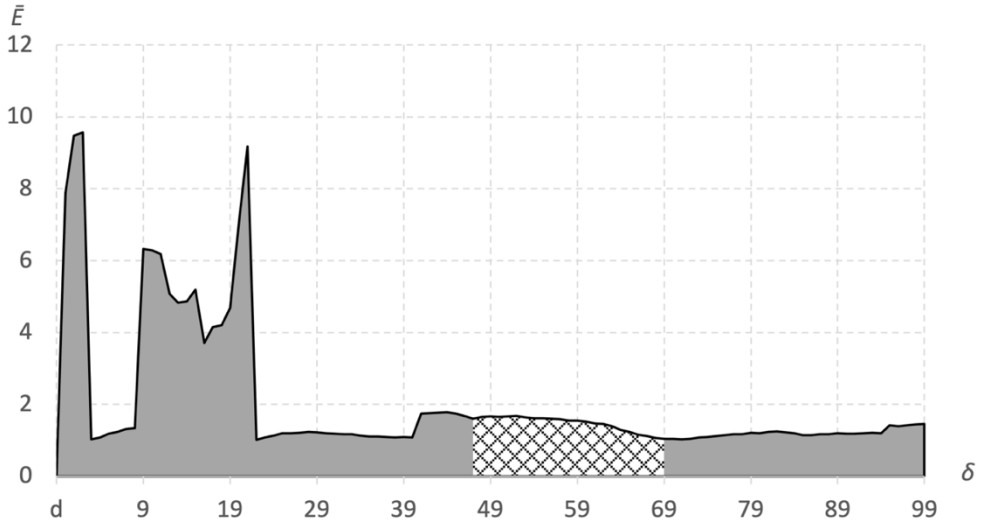


Рисунок 3.11 – Графік залежності усередненого критерію функціональної ефективності від параметру системи контрольних допусків на ознаки розпізнавання

Аналіз рис. 3.11 показує, що оптимальним в інформаційному розумінні є значення параметру системи контрольних допусків на ознаки розпізнавання було отримано на кроці навчання. При цьому усереднений критерій функціональної ефективності досягає свого максимуму в робочій області його визначення Ē= 1,26301. На рис. 3.12 подано результати оптимізації геометричних параметрів контейнерів класів розпізнавання, що було сформовано з використанням оптимізованого за паралельним алгоритмом параметру системи контрольних допусків на ознаки розпізнавання

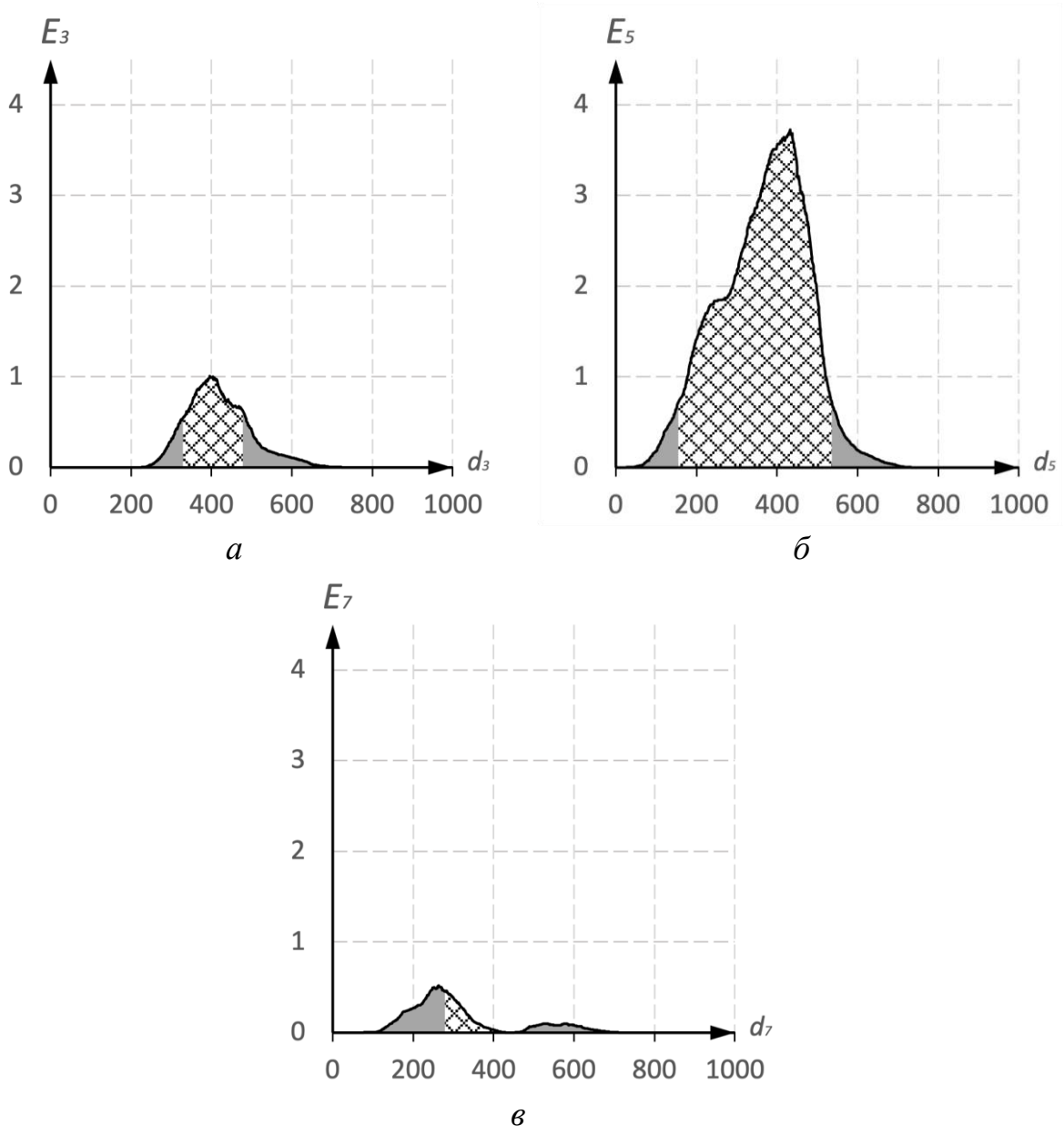


Рисунок 3.12– Графіки залежності критерію функціональної ефективності від геометричних параметрів контейнерів а) третього класу; б) п'ятого класу; в) сьомого класу

Результати аналізу рис. 3.12 наведено в табл. 3.5:

Таблиця 3.5 – Результати послідовної оптимізації геометричних параметрів контейнерів класів розпізнавання

Номер класу	Рівень ієрархії	Максимальне КФЕ	Точнісні характеристики		Оптимальний радіус	Номер найближчого класу	Кодова відстань до найближчого класу
			D1	betta			
2	1	3.85132	0.97	0.01	298	6	332
6	2	1.95481	0,81	0,04	204	5	282
4	3	1.30661	0.94	0.28	365	1	405
1	4	1.33350	0.94	0.28	537	5	604
3	5	0.98129	0.78	0.20	413	5	428
5	5	0.92803	0.82	0.26	322	7	334
7	5	0.51587	0.53	0,10	298	5	334

Таким чином, усереднена точність P_t сформованого класифікатору складає 83%.

Сформуємо шостий рівень ієрархії для алфавіту класів без другого, шостого, четвертого, першого та третього класів і виконаємо для них оптимізацію системи контрольних допусків на ознаки розпізнавання, а також оптимізацію геометричних параметрів контейнерів класів розпізнавання.

Динаміка зміни усередненого критерію функціональної ефективності подана на рис. 3.13.

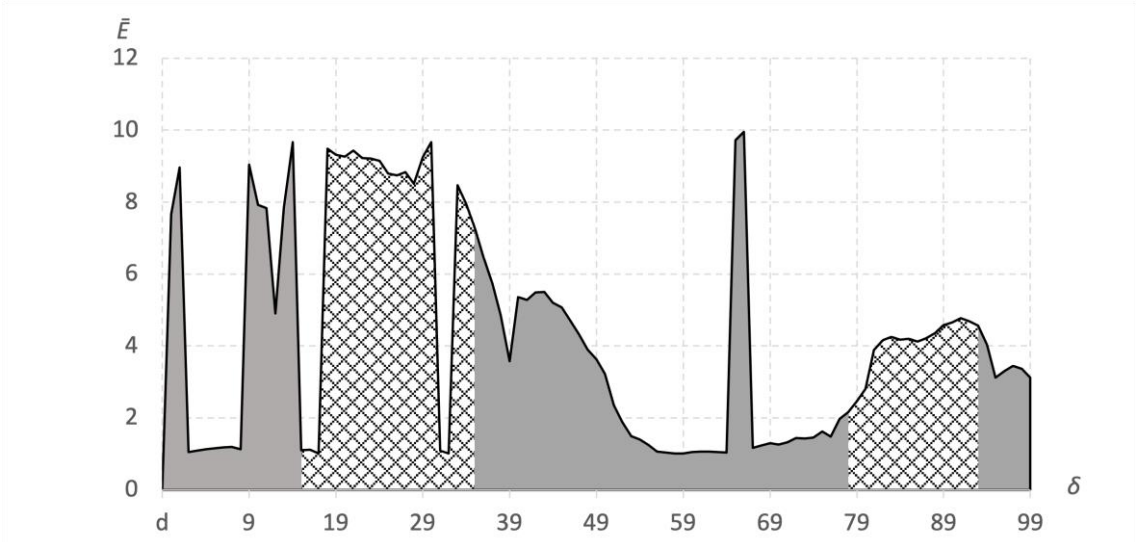


Рисунок 3.13 – Графік залежності усередненого критерію функціональної ефективності від параметру системи контрольних допусків на ознаки розпізнавання

Аналіз рис. 3.13 показує, що оптимальним в інформаційному розумінні є значення параметру системи контрольних допусків на ознаки розпізнавання було отримано на кроці навчання. При цьому усереднений критерій функціональної ефективності досягає свого максимуму в робочій області його визначення Ē= 1,26301. На рис. 3.14 подано результати оптимізації геометричних параметрів контейнерів класів розпізнавання, що було сформовано з використанням оптимізованого за паралельним алгоритмом параметру системи контрольних допусків на ознаки розпізнавання

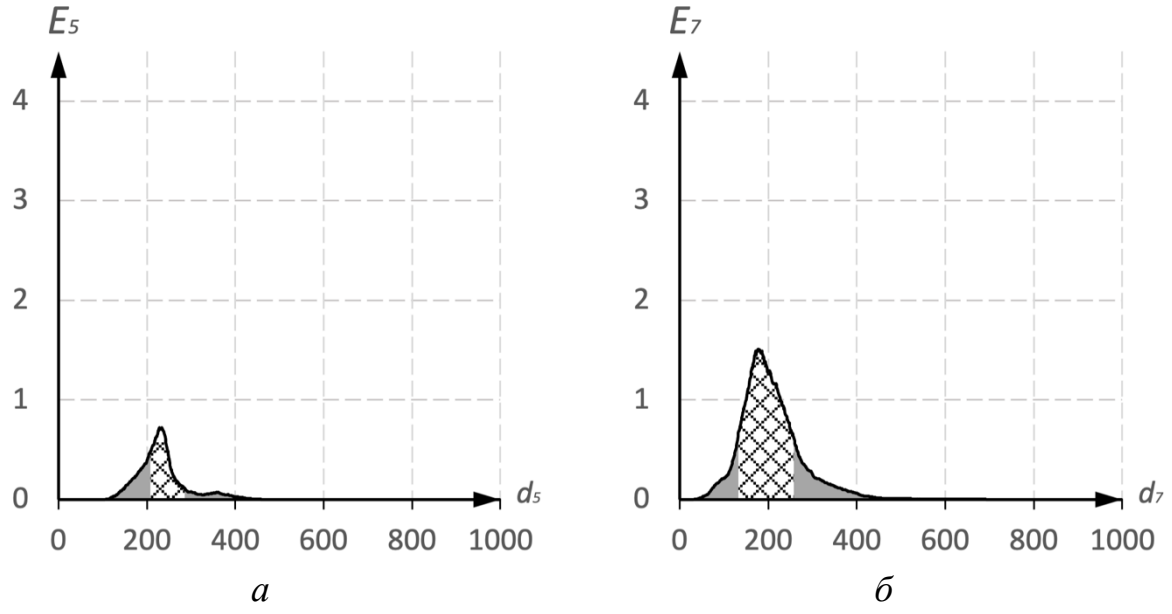


Рисунок 3.14– Графіки залежності критерію функціональної ефективності від геометричних параметрів контейнерів а) п'ятого класу; б) сьомого класу

Результати аналізу рис. 3.14 наведено в табл. 3.6:

Таблиця 3.6– Результати послідовної оптимізації геометричних параметрів контейнерів класів розпізнавання

Номер класу	Рівень ієрархії	Максимальне КФЕ	Точнісні характеристики		Оптимальний радіус	Номер найближчого класу	Кодова відстань до найближчого класу
			D1	betta			
2	1	3.85132	0.97	0.01	298	6	332
6	2	1.95481	0,81	0,04	204	5	282
4	3	1.30661	0.94	0.28	365	1	405
1	4	1.33350	0.94	0.28	537	5	604
3	5	0.98129	0.78	0.20	413	5	428
5	6	0.72074	0.60	0.10	228	7	261
7	6	1.51145	0.80	0,10	176	5	261

Таким чином, усереднена точність P_t сформованого класифікатору складає 84,5%, що доводить ефективність використаних вирішальних правил для задачі класифікації. Сформована ієрархія має 6 рівнів, на кожному з яких знаходиться по 1 класу, а на останньому знаходяться 2 класи (рис. 3.15).

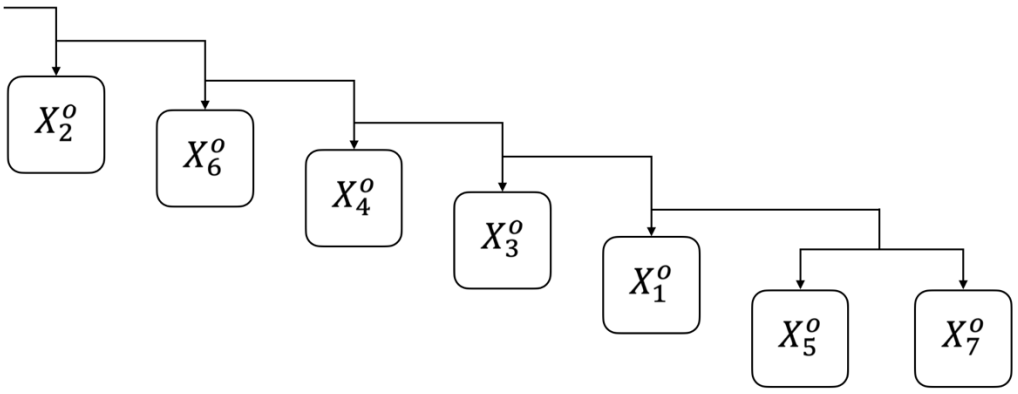


Рисунок 3.15– Графік сформованої ієрархії

На кожному з рівнів ієрархії окремо проводиться алгоритм екзамену, який у відповідності до рівня ієрархії визначає належність реалізації до певних класів. Перевірки відбуваються до досягнення останнього рівня, де визначається належність до реалізацій п’ятого, сьомого, або жодного з класів.

ВИСНОВКИ

В ході виконання роботи над кваліфікаційною роботою магістра було розроблено інтелектуальну технологію виявлення лісових пожеж. Для досягнення мети було використано та адаптовано методи інформаційно-екстремальної інтелектуальної технології машинного навчання та розпізнавання образів.

При цьому були виконані такі поставлені завдання:

1) Сформовано вхідний математичний опис здатної до машинного навчання системи виявлення лісових пожеж.
2) Розроблено математичну модель машинного навчання системи виявлення лісових пожеж.
3) Обрано критерій функціональної ефективності здатної до машинного навчання системи виявлення лісових пожеж.
4) Розроблено та програмно реалізовано алгоритми машинного навчання виявлення лісових пожеж з використанням лінійних та ієрархічних класифікаторів.
5) Перевірено працездатність розробленої системи на задачі розпізнавання.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Genovese, A., Labati R. D., Piuri, V., et al., 2011. Wildfire smoke detection using computational intelligence techniques, 2011 IEEE International Conference on Computational Intelligence for Measurement Systems and Applications (CIMSA).

2. C. Tao, J. Zhang, P. Wang Smoke detection based on deep convolutional neural networks 2016 International Conference on Industrial Informatics - Computing Technology, Intelligent Technology, Industrial Information Integration (ICIICII) (2016), pp. 150-153.

3. A. Filonenko, L. Kurnianggoro, K. Jo Comparative study of modern convolutional neural networks for smoke detection on image data 2017 10th International Conference on Human System Interactions (HSI) (2017), pp. 64-68.

4. Z. Yin, B. Wan, F. Yuan, et al. A deep normalization and convolutional neural network for image smoke detection IEEE ACCESS, 5 (2017), pp. 18429-18438.

5. Peng, Y.S.; Wang, Y. Real-time forest smoke detection using hand-designed features and deep learning. Comput. Electron. Agric. 2019, 167, 105029.

6. Li, J.; Zhou, G.; Chen, A.; Wang, Y.; Jiang, J.; Hu, Y.; Lu, C. Adaptive linear feature-reuse network for rapid forest fire smoke detection model. Ecol. Inform. 2022, 68, 101584.

7. Zhan, J.; Hu, Y.; Zhou, G.; Wang, Y.; Cai, W.; Li, L. A high-precision forest fire smoke detection approach based on ARGNet. Compute. Electron. Agric. 2022, 196, 106874.

8. A. Namozov, Y. Cho An efficient deep learning algorithm for fire detection with limited data Adv. Electr. Comput. Eng., 18 (2018), pp. 121-128.

9. W. Mao, W. Wang, Z. Dou, Y. Li Fire recognition based on multi-channel convolutional neural network Fire Technol., 54 (2018), pp. 531-554.

10. K. Muhammad, J. Ahmad, S.W. Baik Early fire detection using convolutional neural networks during surveillance for effective disaster

management Neurocomputing, 288 (2018), pp. 30-42.

11. L. Wonjae, K. Seonghyun, L. Yong-Tae, L. Hyun-Woo, C. Min Deep neural networks for wild fire detection with unmanned aerial vehicle 2017 IEEE International Conference on Consumer Electronics (ICCE) (2017), pp. 252-253.

12. Y. Luo, L. Zhao, P. Liu, D. Huang Fire detection algorithm based on motion characteristic and convolutional neural networks Multimed. Tool. Appl., 77 (2018), pp. 15075-15092.

13. P. Foggia, A. Saggese, M. Vento Real-time fire detection for video-surveillance applications using a combination of experts based on color, shape, and motion IEEE T CIRC SYST VID, 25 (2015), pp. 1545-1556.

14. C. Thou-Ho, W. Ping-Hsueh, C. Yung-Chuen An Early Fire-Detection Method Based on Image Processing 2004 International Conference on Image Processing, vol. 3 (2004), pp. 1707-1710.

15. Y.H. Habiboğlu, O. Günay, A.E. Çetin Covariance matrix-based fire and flame detection method in video Mach. Vis. Appl., 23 (2012), pp. 1103-1113.

16. H. Yamagishi and J. Yamaguchi, "Fire flame detection algorithm using a color camera", Proceedings of 1999 International Symposium on Micromechatronics and Human Science, pp. 255-260, 1999.

17. A. Namozov, Y. Cho An efficient deep learning algorithm for fire and smoke detection with limited data Adv. Electr. Comput. Eng., 18 (2018), pp. 121-128.

18. S. Bianco, R. Cadène, L. Celona, P. Napoletano Benchmark analysis of representative deep neural network architectures IEEE Access, 6 (2018), pp. 64270-64277.

19. J. Huang, V. Rathod, C. Sun, et al. Speed/accuracy trade-offs for modern convolutional object detectors 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR) (2017), pp. 3296-3297.

20. M. Sandler, A. Howard, M. Zhu, A. Zhmoginov, L.-C. Chen, Mobilenetv2: Inverted residuals and linear bottlenecks, in: Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition, 2018, pp. 4510–4520.

21. B. Zoph, V. Vasudevan, J. Shlens, Q. V. Le, Learning transferable architectures for scalable image recognition, in: Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition, 2018, pp. 8697–8710.

22. G. Huang, Z. Liu, L. Van Der Maaten, K. Q. Weinberger, Densely connected convolu-tional networks, in: Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition, 2017, pp. 4700–4708.

23. F. Chollet, Xception: Deep learning with depth wise separable convolutions, in: Proceedings of the IEEE CVPR, 2017, pp. 1251–1258.

24. C. Szegedy, V. Vanhoucke, S. Ioe, J. Shlens, Z. Wojna, Rethinking the inception architecture for computer vision, in: Proceedings of the IEEE CVPR, 2016, pp. 2818–2826.

25. C. Szegedy, S. Ioe, V. Vanhoucke, A. A. Alemi, Inception-v4, inception-resnet and the impact of residual connections on learning, in: Thirty-rst AAAI conference on artificial intelligence, 2017.

26. C. E. Premal, S. Vinsley, Image processing based forest re detection using ycbcr colour model, in: 2014 International Conference on Circuits, Power and Computing Technologies[ICCPCT-2014], IEEE, 2014, pp. 1229–1237.

27. P. Chmelar, A. Benkrid, Eciency of hsv over rgb gaussian mixture model for redetection,in: 2014 24th International Conference Radioelektronika, IEEE, 2014, pp. 1–4.

28. J. Meléndez, J. M. Aranda, A. J. de Castro, F. López, Measurement of forest re parameters with multi-spectral imaging in the medium infrared, Quantitative InfraRed ThermographyJournal 3 (2006) 183–199.

29. P. Barmpoutis, P. Papaioannou, K. Dimitropoulos, N. Grammalidis, A review on early forest re detection systems using optical remote sensing, Sensors 20 (2020) 6442.

30. Довбиш А.С. Основи проектування інтелектуальних систем: Навчальний посібник.– Суми: Видавництво СумДУ, 2009.– 171 с.

ДОДАТОК

Bazovyi_algoritm.m

```
clear;

Optimizaciya_delty;
kilkist_klasiv = 7;
delta = temp(1);

image1 = imread(“image1.bmp”);
[kilkist_realiz, kilkist_oznak] = size(image1);
navch_matrici(:,:,1) = image1(:,:,1);
image2 = imread(“image2.bmp”);
navch_matrici(:,:,2) = image2(:,:,1);
image3 = imread(“image3.bmp”);
navch_matrici(:,:,3) = image3(:,:,1);
image4 = imread(“image4.bmp”);
navch_matrici(:,:,4) = image4(:,:,1);
image5 = imread(“image5.bmp”);
navch_matrici(:,:,5) = y5(:,:,1);
image6 = imread(“image6.bmp”);
navch_matrici(:,:,6) = y6(:,:,1);
image7 = imread(“image7.bmp”);
navch_matrici(:,:,7) = image7(:,:,1);

ser_znach_oznak_po_realiz = mean(navch_matrica(:,:,1));
nugnyi_dopusk = ser_znach_oznak_po_realiz - delta;
verhnyi_dopusk = ser_znach_oznak_po_realiz + delta;

for counter_klasiv = 1:kilkist_klasiv
for counter_oznak = 1:kilkist_oznak
ser_znach_oznak_po_realiz(counter_oznak,:, counter_klasiv) =
navch_matrici(counter_oznak,:, counter_klasiv) >= nugnyi_dopusk
& navch_matrici (counter_oznak,:, counter_klasiv) <=
verhnyi_dopusk;
```

```
end
end
etalonni_vektori = mean(ser_znach_oznak_po_realiz) >= 0.5;
for counter_klasiv_1 = 1:kilkist_klasiv
for counter_klasiv = 1:kilkist_klasiv
temp(counter_klasiv) = sum(xor(etalonni_vektori(1,:,
counter_klasiv_1),etalonni_vektori(1,:, counter_klasiv)));
end

tmp(counter_klasiv_1) = 101;
vidst_do_etal_vekt(counter_klasiv_1) = min(tmp);
tmp_2 = find(vidst_do_etal_vekt(counter_klasiv_1) == tmp);
kc(counter_klasiv_1) = tmp2(1);
for counter_oznak = 1:kilkist_oznak;
vidst_do_etal_vekt_1(counter_oznak) =
sum(xor(etalonni_vektori(1,:,
counter_klasiv_1),ser_znach_oznak_po_realiz(i,:,
counter_klasiv_1)));
sk=2(i) = sum(xor(etalonni_vektori(1,:,
counter_klasiv_1),ser_znach_oznak_po_realiz(counter_oznak,:,kc(c
ounter_klasiv_1))));
end

D1 = K1 / 1000;
beta = K2 / 700;
D2 = 1 - beta;
alpha = 1 - D1;

Pt = D1 + D2;
Pf = alpha + beta;
E = 0.5*log2((Pt + 0.01)./(Pf + 0.01)).*(Pt-Pf);

Table = [K1;K2;D1;D2;alpha;beta;E];
robocha_oblast = find(((D1 > 0.5) & (D2 > 0.5)) & (d <
vidst_do_etal_vekt(counter_klasiv_1)));
```

```
if isempty(robocha_oblast)
Emax(counter_klasiv_1) = max(E);
d_tmp = find(E == Emax(counter_klasiv_1));

D1max(counter_klasiv_1) = D1(d_tmp(1));
D2max(counter_klasiv_1) = D2(d_tmp(1));
alpha_max(counter_klasiv_1) = alpha(d_tmp(1)) ;
beta_max(counter_klasiv_1) = beta(d_tmp(1)) ;
dopt(counter_klasiv_1) = -1;
else
Emax(counter_klasiv_1) = max(E(robocha_oblast))
temp_dopt = robocha_oblast(find(E(robocha_oblast) ==
Emax(counter_klasiv_1)));

dopt(counter_klasiv_1) = temp_dopt(1);
D1max(counter_klasiv_1) = D1(dopt(counter_klasiv_1));
D2max(counter_klasiv_1) = D2(dopt(counter_klasiv_1));
alpha_max(counter_klasiv_1) = alpha(dopt(counter_klasiv_1));
beta_max(counter_klasiv_1) = beta(dopt(counter_klasiv_1));
end
end

Vidobrazity_grafiky;
```

Optimizaciya_delty.m

```
kilkist_klasiv = 7;
delta = 250;
image1 = imread("image1.bmp") ;
[N,n,dimension] = size(image1);
navch_matrici(1:n,1:N,1) = image1;
image2 = imread("image2.bmp");
navch_matrici(1:n,1:N,2) = image2;
image3 = imread("image3.bmp");
navch_matrici(1:n,1:N,3) = image3;
image4 = imread("image4.bmp");
```

```
navch_matrici(1:n,1:N,4) = image4;
image5 = imread(“image5.bmp”);
navch_matrici(1:n,1:N,5) = image5;
image6 = imread(“image6.bmp”);
navch_matrici(1:n,1:N,6) = image6;
image7 = imread(“image7.bmp”);
navch_matrici(1:n,1:N,7) = image7;

ser_znach_oznak_po_realiz = mean(navch_matrici(:,:,1));
for delta = 1:250
nugnyi_dopusk = ser_znach_oznak_po_realiz - delta;
v_dopusk = ser_znach_prizn_po_realiz + delta;
for counter_klasiv = 1:kilkist_klasiv
for counter_oznak = 1:kilkist_oznak
ser_znach_oznak_po_realiz(counter_oznak,:, counter_klasiv) =
navch_matrici(counter_oznak,:, counter_klasiv) >= nugnyi_dopusk
& navch_matrici(counter_oznak,:, counter_klasiv) <=
verhnyi_dopusk;
end
end
etalonni_vektori = mean(ser_znach_oznak_po_realiz) >= 0.5;
for counter_klasiv_1 = 1:kilkist_klasiv
for counter_klasiv = 1:kilkist_klasiv
temp(counter_klasiv) = sum(xor(etalonni_vektori(1,:,
counter_klasiv_1), etalonni_vektori(1,:, counter_klasiv)));
end
tmp(counter_klasiv_1) = 101;
vidst_do_etal_vekt(counter_klasiv_1) = min(tmp);
tmp2 = find(vidst_do_etal_vekt(counter_klasiv_1) == tmp);
kc(counter_klasiv_1) = tmp2(1);

for counter_oznak = 1:kilkist_oznak
vidst_do_etal_vekt_1(counter_oznak) =
sum(xor(etalonni_vektori(1,:, counter_klasiv_1),
ser_znach_oznak_po_realiz(counter_oznak,:, counter_klasiv_1)));
vidst_do_etal_vekt_2(counter_oznak) =
```

```
sum(xor(etalonni_vektori(1,:, counter_klasiv_1),
ser_znach_oznak_po_realiz(counter_oznak,:,kc(counter_klasiv_1)))
);
end

d = [1:kilkist_oznak];
for counter_oznak = 1: kilkist_oznak
K1(counter_oznak) = sum(vidst_do_etal_vekt_1 <=
d(counter_oznak));
end

for counter_oznak = 1: kilkist_oznak
K2(counter_oznak) = sum(vidst_do_etal_vekt_2 <=
d(counter_oznak));
end

D1 = K1 / 1000;
beta = K2 / 700;
D2 = 1 - beta;
alpha = 1 - D1;

Pt = D1 + D2;
Pf = alpha + beta;
E = 0.5*1og2((Pt + 0.01)./ (Pf + 0.01)).* (Pt - Pf);
Table = [K1; K2; D1; D2; alpha; beta; E];
robocha_oblast = find(((D1 > 0.5) & (D2 > 0.5)) & (d <
vidst_do_etal_vekt (k1)));

if isempty(rab oblast)
Emax(counter_klasiv_1) = max(E);
d_tmp = find(E == Emax(counter_klasiv_1));
D1max(counter_klasiv_1) = D1(d_tmp(1));
D2max(counter_klasiv_1) = D2(d_tmp(1));
alpha_max(counter_klasiv_1) = alpha(d_tmp(1));

beta_max(counter_klasiv_1) = beta(d_tmp(1));
```

```
dopt(counter_klasiv_1) = -1;
else
Emax(counter_klasiv_1) = max(E(robocha_oblast));
temp_dopt = robocha_oblast(find(E(robocha_oblast) ==
Emax(counter_klasiv_1)));
dopt(counter_klasiv_1) = temp_dopt(1);
D1max(counter_klasiv_1) = D1(dopt(counter_klasiv_1));
D2max(counter_klasiv_1) = D2(dopt(counter_klasiv_1));
alpha_max(counter_klasiv_1) = alpha(dopt(counter_klasiv_1));
beta_max(counter_klasiv_1) = beta(dopt(counter_klasiv_1));
end
end

E_delta(delta) = mean(Emax);
rab_delta(delta) = any((D1max > 0.5) & (D2max > 0.5));
end
ws = find(rab_delta);
Emax_delta = max(E_delta(ws));
temp = ws(find(Emax_delta == E_delta (ws)));
```

Vidobrazity_grafiky.m

```
subplot(3,6,1), imshow(navch_matrici(:,:,1));
xlabel("Klas 1", num2str(kilkist_realiz), "x",
num2str(kilkist_oznak)]);
subplot(3,6,2), imshow(navch_matrici(:,:,2));
xlabel("Klas 2", num2str(kilkist_realiz), "x",
num2str(kilkist_oznak)]);
subplot(3,6,3), imshow(navch_matrici(:,:,3));
xlabel("Klas 3", num2str(kilkist_realiz), "x",
num2str(kilkist_oznak)]);
subplot(3,6,4), imshow(navch_matrici(:,:,4));
xlabel("Klas 4", num2str(kilkist_realiz), "x",
num2str(kilkist_oznak)]);
subplot(3,6,5), imshow(navch_matrici(:,:,5));
xlabel("Klas 5", num2str(kilkist_realiz), "x",
num2str(kilkist_oznak)]);
```

```
subplot(3,6,6), imshow(navch_matrici(:,:,6));
xlabel("Klas 6", num2str(kilkist_realiz), "x",
num2str(kilkist_oznak)]);
subplot(3,6,7), imshow(navch_matrici(:,:,7));
xlabel("Klas 7", num2str(kilkist_realiz), "x",
num2str(kilkist_oznak)]);

subplot(3,6,8), imshow(ser_znach_oznak_po_realiz(:,:,1));
xlabel(“Binarna matrica 1");
subplot(3,6,9), imshow(ser_znach_oznak_po_realiz(:,:,2));
xlabel(“Binarna matrica 2");
subplot(3,6,10), imshow(ser_znach_oznak_po_realiz(:,:,3));
xlabel(“Binarna matrica 3");
subplot(3,6,11), imshow(ser_znach_oznak_po_realiz(:,:,4));
xlabel(“Binarna matrica 4");
subplot(3,6,12), imshow(ser_znach_oznak_po_realiz(:,:,5));
xlabel(“Binarna matrica 5");
subplot(3,6,13), imshow(ser_znach_oznak_po_realiz(:,:,6));
xlabel(“Binarna matrica 6");
subplot(3,6,14), imshow(ser_znach_oznak_po_realiz(:,:,7));
xlabel(“Binarna matrica 7");

subplot(3,6,15), imshow(ser_znach_oznak_po_realiz(:,:,1));
xlabel(“Etalonnyi vector 1");
subplot(3,6,16), imshow(ser_znach_oznak_po_realiz(:,:,2));
xlabel(“Etalonnyi vector 2");
subplot(3,6,17), imshow(ser_znach_oznak_po_realiz(:,:,3));
xlabel(“Etalonnyi vector 3");
subplot(3,6,18), imshow(ser_znach_oznak_po_realiz(:,:,4));
xlabel(“Etalonnyi vector 4");
subplot(3,6,19), imshow(ser_znach_oznak_po_realiz(:,:,5));
xlabel(“Etalonnyi vector 5");
subplot(3,6,20), imshow(ser_znach_oznak_po_realiz(:,:,6));
xlabel(“Etalonnyi vector 6");
subplot(3,6,21), imshow(ser_znach_oznak_po_realiz(:,:,7));
xlabel(“Etalonnyi vector 7");
```

```
plot(ser_znach_oznak_po_realiz) ;
xlabel("Kontroln dopuski");
hold on;
plot(verhnyi_dopusk) ;
plot(nugnyi_dopusk);
legend("VD", "ser_znach_oznak_po_realiz", "ND");
plot(d,E);
hold on;
area(robocha_oblast,E(robocha_oblast))
```