

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
СУМСЬКИЙ ДЕРЖАВНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
КАФЕДРА КОМП'ЮТЕРНИХ НАУК

ВИПУСКНА РОБОТА

на тему:

**«Інтелектуальна система виявлення
уражень сітківки ока»**

**Завідувач випускаючої
кафедри**

Довбиш А.С.

Студент гр. ІІІ-63

Путівець А.В.

Керівник роботи

Шелехов І.В.

СУМИ 2020

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
СУМСЬКИЙ ДЕРЖАВНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
КАФЕДРА КОМП'ЮТЕРНИХ НАУК

Затверджую _____

Зав. кафедри Довбиш А.С.

“ _____ ” _____ 2020 р.

ЗАВДАННЯ
до випускної роботи

Студента четвертого курсу, групи ІН-63 спеціальності «Комп'ютерні науки» денної форми навчання Путівець А.В.

Тема: «Інтелектуальна система виявлення уражень сітківки ока»

Затверджена наказом по СумДУ

№ _____ от _____ 2020 р.

Зміст пояснювальної записки: 1) огляд методів та постановка задачі; 2) інформаційно-екстремальна інтелектуальна технологія; 3) інформаційне і програмне забезпечення системи діагностування

Дата видачі завдання “ _____ ” _____ 2020 р.

Керівник випускної роботи _____ Шелехов І.В.

Завдання прийняв до виконання _____ Путівець А.В.

РЕФЕРАТ

Записка: 43 стор., 12 рис., 3 табл., 1 додаток, 25 джерел.

Об'єкт дослідження — слабоформалізований процес діагностування захворювань ока.

Мета роботи — розробка інформаційного та програмного забезпечення системи інтелектуального аналізу даних.

Методи дослідження — інформаційно-екстремальна інтелектуальна технологія.

Результати — проведено синтез системи підтримки прийняття рішень, яка здатна навчатися з використанням інформаційно-екстремальної інтелектуальної технології. У роботі проведена оптимізація функціональних параметрів базового алгоритму навчання за інформаційно-екстремальною інтелектуальною технологією, що дозволило підвищити точність сформованого класифікатора. Програмна реалізація виконувалася з використанням середовища для наукових і інженерних розрахунків MATLAB 6.5.

ІНТЕЛЕКТУАЛЬНА СИСТЕМА ПІДТРИМКИ ПРИЙНЯТТЯ
РІШЕНЬ, КРИТЕРІЙ ФУНКЦІОНАЛЬНОЇ ЕФЕКТИВНОСТІ,
НАВЧАЛЬНА МАТРИЦА

ЗМІСТ

Вступ.....	5
1 Огляд методів та постановка задачі	6
1.1 Технології комп'ютерного діагностування захворювань очей.....	6
1.2 Методи обробки медичних зображень.....	9
1.3 Постановка задачі.....	14
2 Інформаційно-екстремальна інтелектуальна технологія	15
2.1 Основні положення технології	15
2.2 Математична модель.....	18
3 Інформаційне і програмне забезпечення системи діагностування	20
3.1 Опис вхідних даних	20
3.2 Алгоритм навчання	21
3.3 Короткий опис програмної реалізації	26
3.4 Аналіз результатів.....	28
Висновки	33
Список літератури.....	34
Додаток.....	37

ВСТУП

Сітківка - внутрішня оболонка ока, що складається з мільйонів світлочутливих клітин. Вона перетворює світлові потоки в нервові збудження і здійснює первинну обробку зорового сигналу. Іншими словами - сітківка забезпечує сприйняття зображення, яке проектується на неї за допомогою рогівки і кришталика, перетворюючи його в нервові імпульси, які потім передаються в головний мозок. У мозку відбувається розшифровка цих імпульсів і перетворення в зорові образи предметів саме такими, якими ми їх бачимо. На сьогоднішній день в світі зростає число пацієнтів з патологією сітківки ока, причому відзначається тенденція до збільшення числа хворих не тільки похилого, а й молодого працездатного віку. Патології можуть призвести до поганих наслідків, таких як постійні втрати зору, якщо їх не лікувати. Ефективність регулярних обстежень сітківки добре встановлена, але однією з головних перешкод для впровадження більш широкомасштабного скринінгу є обмежена кількість лікарів-офтальмологів, які навчаються інтерпретувати зображення сітківки. Один із підходів до автоматизації скринінгу сітківки - це глибокі звивисті нейронні мережі, які стали популярними завдяки їх здатності класифікувати зображення з високою чутливістю та специфічністю. У ході роботи представлений оптимізований метод виявлення тонких уражень сітківки мікроаневризм та ексудатів із застосуванням відносно невеликого навчального набору з кількох сотень зображень за допомогою комбінації вручну обрізаних пластирів зображення, що містять ураження та розсувні вікна. Мета цього дослідження - продемонструвати, що, навіть маючи дуже мало результатів обстеження, лікар може гнучко навчати нейронні мережі розпізнавати будь-яку кількість захворювань, навіть рідкісних захворювань.

1 ОГЛЯД МЕТОДІВ ТА ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ

1.1 Технології комп'ютерного діагностування захворювань очей

Жодна галузь офтальмології не була науково та клінічно досліджена настільки ж, як сітківка в останні роки. Захворюванню сітківки приділяється інтенсивна увага з загальним розумінням того, що стан сітківки є однією з провідних причин серйозної втрати зору і сліпоти на глобальному рівні. Основні досягнення діагностичних технологій пропонують безпрецедентне уявлення про стан сітківки та поза очні захворювання. Цифрові зображення, що забезпечують мільйони морфологічних наборів даних, можна швидко та безконтактно проаналізувати всебічно, використовуючи комп'ютерні технології діагностування.

Одним із методів комп'ютерної діагностики очей є авторефрактометрія. Під час дослідження рефрактометр випромінює інфрачервоне світло, промінь спрямований через зіницю до сітківки. Проходячи через оптичні середовища, він заломлюється і відбившись від очного дна, повертається назад. Датчики реєструють його параметри, а програма, порівнюючи їх з вихідними даними, розраховує клінічну рефракцію ока. При проведенні дослідження без застосування циклоплегічних засобів оцінюється динамічна рефракція, що представляє собою суму статичної рефракції аккомодационного тону або так званої приладової міопії . Нижче наведено принцип роботи рефракції ока (рис.1.1)

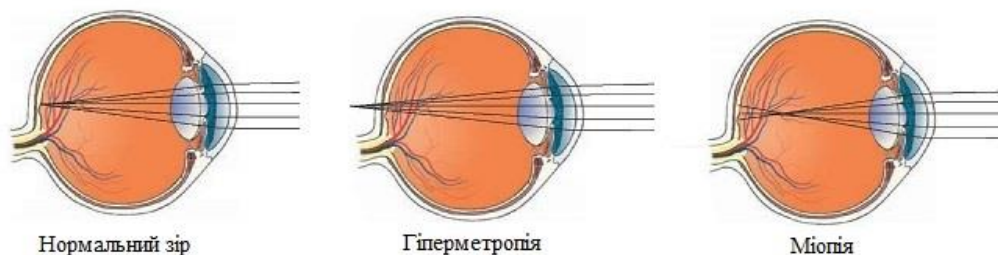


Рисунок 1.1 – Графічне відображення рефракції ока

Ще одна комп'ютерна технологія діагностики - ОСТА. Оптична когерентна томографічна ангіографія (ОСТА) - нова неінвазивна техніка

візуалізації, яка використовує зображення контрастного руху до об'ємної інформації об'ємного кровотоку з високою роздільною здатністю, що генерує ангиографічні зображення за лічені секунди. ОСТА порівнює декореляційний сигнал між послідовними ОСТ b-скануваннями, зробленими з точно таким же поперечним перерізом, щоб побудувати карту кровотоку. Осьовий об'ємний рух від руху пацієнта усувається, тому ділянки руху між повторними ОКТ b-сканування представляють строго рух еритроцитів у судинах сітківки. Технологія ОСТ-А використовує лазерне світловідбиття поверхні рухомих еритроцитів, щоб точно зобразити судини через різні сегментовані ділянки ока, тим самим усуваючи потребу в внутрішньо судинних барвниках. Світло випромінюється через спектральний домен ОСТ (SD-ОСТ) з довжиною хвилі близько 800 нм; або ОСТ-джерело з нечисленністю (SS-ОСТ), який використовує більшу довжину хвилі, близьку до 1050 нм. Більш довгі хвилі мають більш глибокий проникнення тканини, але трохи нижчу осьову роздільну здатність. ОСТ-А використовує два способи виявлення руху: декореляцію амплітуди або фазову дисперсію. Перший виявляє відмінності в амплітуді між двома різними В-скануваннями ОСТ. Дисперсія фаз пов'язана з властивостями випромінюваної світлової хвилі та варіацією фази, коли вона перехоплює рухомі об'єкти. Для поліпшення візуалізації та зменшення фонового шуму від звичайних малих рухів очей були розроблені два способи усереднення - техніка декореляції амплітуди розщепленого спектру та усереднення гучності. Ці алгоритми ОСТ-А створюють зображення ($3 \text{ мм}^2 - 12 \text{ мм}^2$), яке стандартно сегментоване на чотири зони: поверхнєве сплетення сітківки, глибоке сплетення сітківки, зовнішня сітківка. Застосований до оптичного диска, він включає його повну глибину.

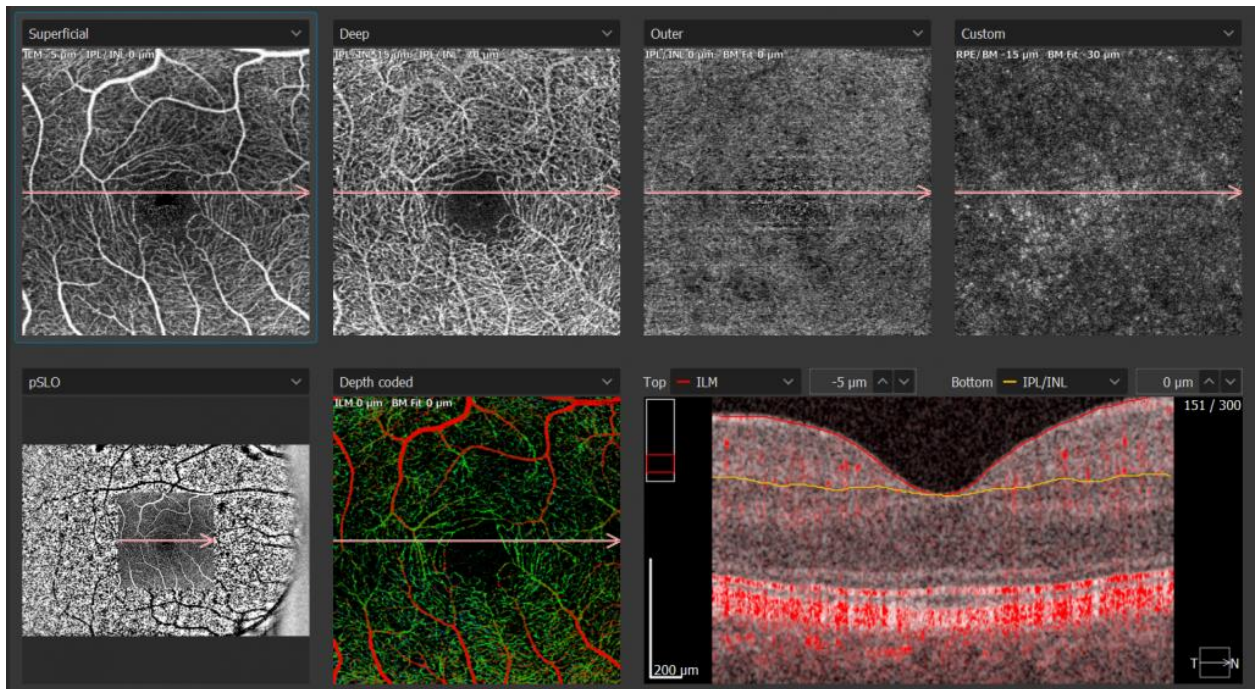


Рисунок 1.2 – Обстеження судин ока за допомогою ОСТА

Кератометрія теж широко застосовується в офтальмології як комп'ютерна діагностика. Кератометрія - це вимірювання передньої кривизни рогівки і традиційно виконується за допомогою кератометра. Два основних кератометри - це тип Гельмгольца та Джаваль-Шиотц. Обидва використовують залежність між розміром об'єкта, розміром зображення та відстані для обчислення кривизни рогівки. Перший - більш знайомий більшості офтальмологів. Це однопозиційний пристрій, який використовує регульований розмір зображення і складається з вирівнювання знаків плюс і мінус знаків. Кератометри вимірюють розмір зображення, відбитого від двох парацентральных точок на рогівці. Інструмент містить подвоєну призму для стабілізації зображення, що дозволяє більш точно фокусувати. Потім викривлення передньої рогівки отримують за формулою опуклого дзеркала, а потужність рогівки обчислюється емпірично, використовуючи закон заломлення Снелла зі спрощеною оптикою. Кератометр вимірює передню поверхню рогівки, але використовує вигаданий показник заломлення (1,3375, а не фактичне 1.376) на рахунок за невеликий внесок від задньої поверхні рогівки, товщини рогівки, а також, щоб дозволити 45 D рівного радіусу 7,5 мм

кривизна (K (діоптрії) = $337,5 / r$). Принцип роботи кератометри можна побачити нижче (рис 1.3)

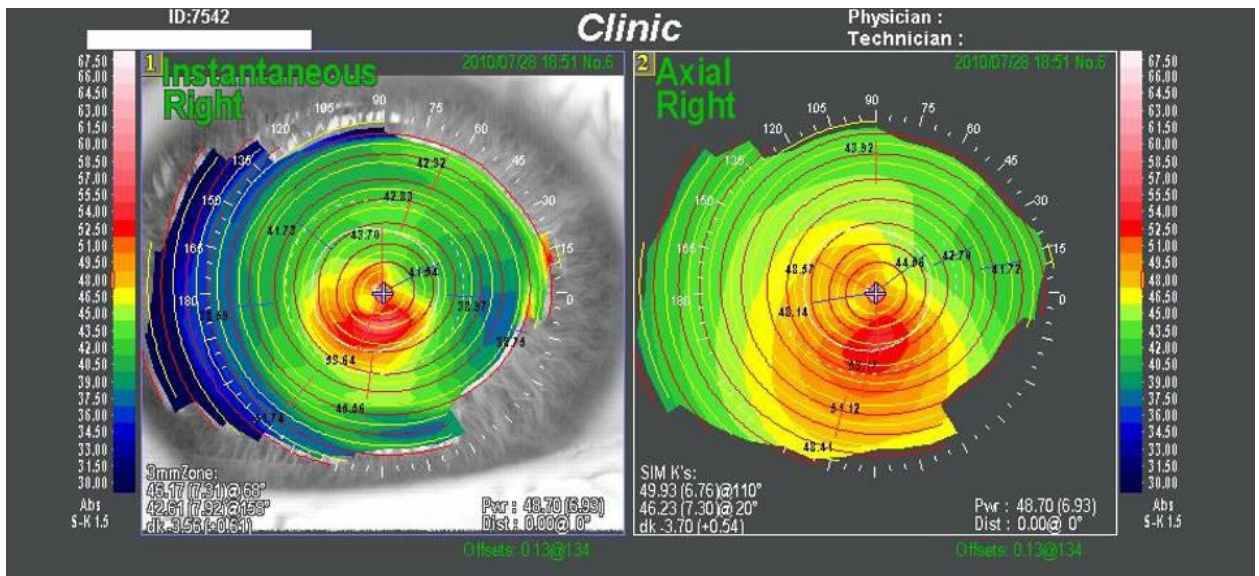


Рисунок 1.3 – Топограма рогівки

1.2 Методи обробки медичних зображень

Технологія розпізнавання зображень має широко застосовується у різних галузях. Такі корпорації та стартапи як Tesla, Google, Uber, Adobe Systems тощо, широко використовують розпізнавання зображень. Зазвичай обробка зображення складається з декількох етапів: імпорт зображення, аналіз, маніпуляція та вихід зображення. Існує два способи обробки зображень: цифровий та аналоговий.

Аналогова обробка зображення - це зміна зображення за допомогою електричних засобів, таким прикладом є телевізійне зображення. Телевізійний сигнал - це рівень напруги, який змінюється за амплітудою для відображення яскравості через зображення. Електрично змінюючи сигнал, зовнішній вигляд зображення змінюється. Елементи керування яскравістю та контрастністю телевізора служать для регулювання амплітуди та відліку відеосигналу, що призводить до яскравості, затемнення та зміни діапазону яскравості відображуваного зображення. Цифрова обробка зображення - це обробка двовимірного зображення цифровим комп'ютером . У більш широкому

контексті вона передбачає цифрову обробку будь-яких двовимірних даних. Цифрове зображення - це масив фактичних чисел, представлених кінцевою кількістю біт. Принциповою перевагою методів цифрової обробки зображень є її універсальність, повторюваність та збереження точності оригінальних даних.

Класифікація методів обробки зображень:

- Представлення зображення
- Попередня обробка зображення
- Поліпшення зображення
- Аналіз зображення
- Стиснення зображення

Для початку розглянемо процес представлення зображення. Зображення розглядаємо як функцію від двох дійсних чисел $f(x; y)$. Де f це амплітуда картинки в реальній координатній позиції x, y . Операція обробки зображення як правило визначає нове зображення g в рамках вже існуючого зображення f . Ефект оцифрування дається цифрою.

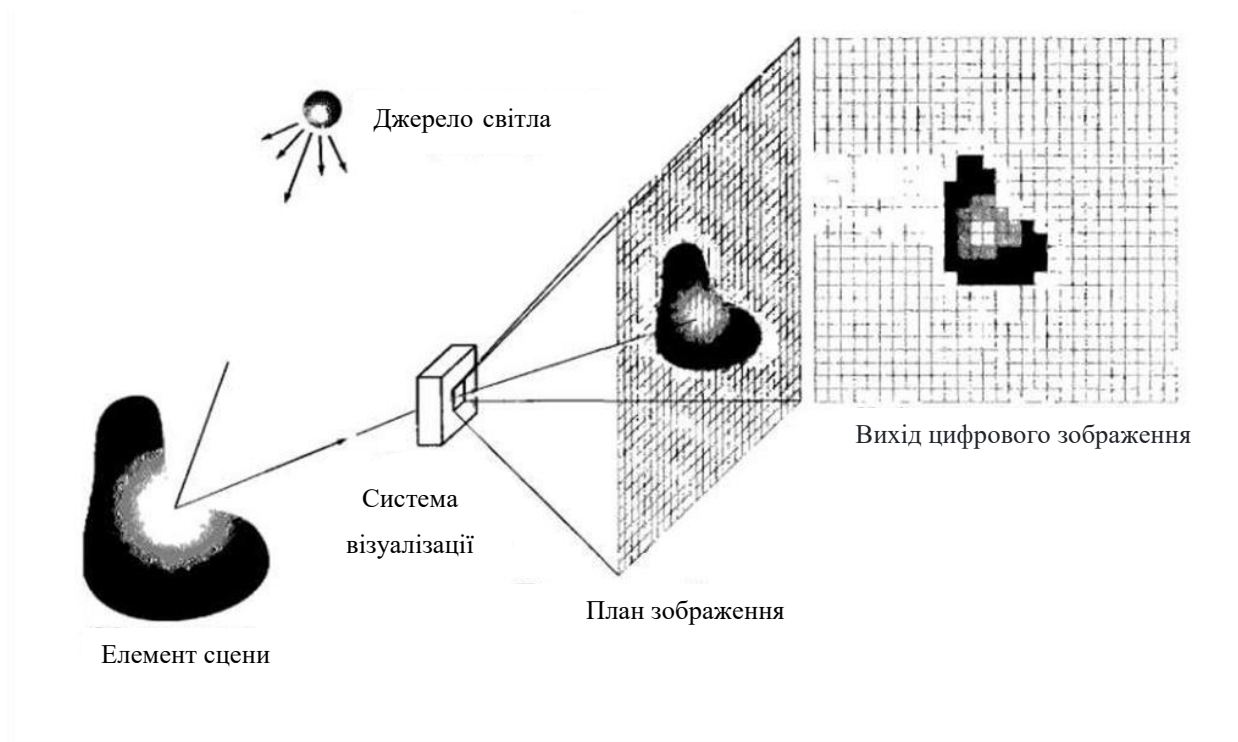


Рисунок 1.4 – Цифрові зображення

Попередня обробка вказує на те, що один і той же тип тканини може мати різну шкалу інтенсивності сигналу для різних зображень. Функції попередньої обробки включають в себе ті операції, які, як правило, потрібні до аналізу основних даних та вилучення інформації і, як правило, групуються як радіометричні або геометричні корекції. Радіометричні виправлення включають виправлення даних щодо нерівностей датчика та атмосферного шуму, видалення та перетворення даних, щоб вони точно представляли відбите або випромінюване випромінювання, щоб точно з'ясувати перетворення між двома зображеннями. Попередньо оброблені зображення матимуть деякий шум, який слід видалити для подальшої обробки зображення. Шум зображення найбільш очевидний в областях зображення з низьким рівнем сигналу, таких як тіньові області або під відкритими зображеннями. Існує так багато типів шуму, як шум солі та перцю, зерна плівки. Усі ці шуми видаляються за допомогою алгоритмів.

Методи покращення зображення можна розділити на дві широкі категорії:

- Методи просторових доменів, які функціонують безпосередньо на пікселях.
- Методи частотних доменів, які функціонують на перетворенні Фур'є зображення.

Просторові доменні методи. Значення пікселя з координатами (x, y) в поліпшеному зображенні є результатом виконання деякої операції над пікселями в області (x, y) на вхідному зображенні F . Область може мати будь-яку форму, але зазвичай вони прямокутники. Існує два методи для просторової категорії домену маніпуляція сірою шкалою та вирівнювання гистограми. Найпростіша форма роботи - це коли оператор T діє лише на 1×1 піксельну сусідство у вхідному зображенні, тобто $F(x, y)$ залежить лише від значення F у (x, y) . Це перетворення сірого масштабу або відображення. Форма спрощеного випадку - це порогове значення, коли профіль інтенсивності замінюється ступеневою функцією, активною при вибраному пороговому

значенні. У цьому випадку будь-який піксель із рівнем сірого нижче порогового значення вхідного зображення відображається на 0 у вихідному зображенні. Інші пікселі відображаються на 255. Вирівнювання гістограми покращує зовнішній вигляд зображення. Припустимо, у нас є зображення, яке переважно темне. Тоді його гістограма буде перекошена до нижнього кінця сірої шкали, і вся деталь зображення стискається в темний кінець гістограми. Якби ми могли «розтягнути» рівні сірі на темному кінці для отримання більш рівномірно розподіленої гістограми, то зображення стало б набагато чіткішим.

Методи частотних областей. Підвищення зображення в частотній області прямолінійне. Ми просто обчислюємо перетворення Фур'є зображення, яке потрібно покращити, множимо результат на фільтр і беремо зворотне перетворення для отримання покращеного зображення. Ідею розмивання зображення за рахунок зменшення його високочастотних компонентів або різкості зображення за рахунок збільшення величини високочастотних компонентів зрозуміло легко. Однак, часто ефективніше реалізовувати ці операції як згортання малими просторовими фільтрами в просторовій області. Розуміння понять частотної області є важливим і призводить до вдосконалення технік, про які можна було б не думати, обмежуючи увагу на просторовій області. Фільтрація низьких частот включає усунення високочастотних компонентів на зображенні. Це призводить до розмивання зображення. Ідеальний фільтр низьких частот зберігає всі низькочастотні компоненти та усуває всі високочастотні компоненти. Однак ідеальні фільтри страждають від двох проблем: розмивання та «дзвінка». Ці проблеми зумовлені формою пов'язаного фільтра просторової області, який має велику кількість хвилястості. Більш плавні переходи у фільтрі частотної області, такі як фільтр Баттерворта, досягають значно кращих результатів.

Методи аналізу зображень витягують інформацію з зображення за допомогою автоматичних або напівавтоматів, що називаються аналізами сцени, описом зображення, розумінням зображення, розпізнаванням візерунка, комп'ютерним та машинним зором. Аналіз зображення

відрізняється від інших типів методів обробки зображень, таких як покращення або відновлення тим, що кінцевим результатом процедур аналізу зображень є числовий вихід, а не зображення.

Завданням стиснення зображення є зменшення розміру цифрових зображень для економії місця на зберіганні та часу передачі. Стиснення без втрат є кращим для штучних зображень, таких як технічні малюнки, піктограми, а також віддається перевагу для вмісту високої цінності, наприклад, медичних зображень або сканування зображень, зроблених для архівних цілей. Методи втрат особливо підходять для природних зображень, таких як фотографії в додатках, де незначна втрата вірності є прийнятною для досягнення значного зниження швидкості передачі бітів. Стиснення втрат, що створює непомітні відмінності, можна назвати візуально без втрат. Кодування довжини виконання, кодування Хаффмана та кодування Lempel Ziv - це методи стиснення зображення без втрат. Кодування трансформації, такі як DCT, перетворення вейвлетів, застосовуються з подальшим квантуванням, а кодування символів може бути вказано як метод для стиснення зображення, що втрачає.

Отже, цифрова обробка зображення супутникових даних може бути в основному згрупована в деякі категорії, такі як виправлення зображень, покращення та виведення інформації. Виправлення зображень - це попередня обробка супутникових даних для геометричних та радіометричних з'єднань. Покращення застосовується до даних зображень з метою ефективного відображення даних для подальшої візуальної інтерпретації. Вилучення інформації засноване на цифровій класифікації та використовується для створення цифрової тематичної карти. Порівнювати продуктивність техніки обробки зображень важко, якщо не використовуються однакові набори даних та заходи щодо ефективності. Існують різні типи методів кодування символів, які можна використовувати для обробки зображень. Після вивчення всіх методик встановлено, що методи стиснення зображень без втрат є найбільш ефективними щодо методів стиснення втрат.

1.3 Постановка задачі

Метою роботи - є проектування системи комп'ютерного діагностування захворювань очей за зображенням. Для досягнення поставленої мети необхідно розв'язати такі завдання:

- 1) Сформувати вхідний математичний опис системи діагностування
- 2) Обрати математичну модель навчання системи діагностування
- 3) Обрати критерій функціональної ефективності системи
- 4) Розробити та програмно реалізувати алгоритм навчання системи діагностування
- 5) Перевірити працездатність

2 ІНФОРМАЦІЙНО-ЕКСТРЕМАЛЬНА ІНТЕЛЕКТУАЛЬНА ТЕХНОЛОГІЯ

2.1 Основні положення технології

Інформаційно-екстремальна інтелектуальна технологія (ІЕІ-технологія) базується на методі функціонально-статистичних випробувань (МФСВ). Цей непараметричний метод інформаційного аналізу та синтезу інтелектуальної системи (ІС) виконує пряму оцінку її інформаційної здатності в умовах нечіткого компактного розподілу реалізацій образу та обмеженого обсягу навчальної вибірки.

Два основних дистанційних принципах МФСВ:

1. максимально-дистанційний, за яким максимізується міжцентрова кодова відстань між класами;
2. мінімально-дистанційний, за яким мінімізується усереднена кодова відстань від реалізацій до центру відповідного класу.

За ІЕІ-технологією клас розпізнавання або образ X_m^o – це відбиття ознак m -го стану об'єкта, що діагностується, і відношень між його елементами. В просторі ознак розпізнавання (ОР) це топологічна категорія – область $X_m^o \subset \Omega_B$.

Система нормованих допусків $\{\delta_{H,i} | i = \overline{1, N}\}$ вводиться так, щоб значення i -ї ОР належало цьому полю з імовірністю $p_i=1$ або $p_i=0$, якщо стан об'єкта, що діагностується, відноситься до базового класу X_1^o .

Система контрольних допусків (СКД) $\{\delta_{K,i} | i = \overline{1, N}\}$ вводиться так, щоб значення i -ї ОР належало цьому полю з імовірністю $0 < p_i < 1$, якщо стан об'єкта, що діагностується, відноситься до базового класу X_1^o .

Реалізація образу $x_m^{(j)} \in X_m^o$ – це структурований вектор ОР

$$x_m^{(j)} = \langle x_{m,1}^{(j)}, \dots, x_{m,i}^{(j)}, \dots, x_{m,N}^{(j)} \rangle, j = 1, \dots, n_{\min},$$

де $x_{m,i}^{(j)}$ – приймає значення 1, якщо значення i -ї ОР знаходиться в СКД $\delta_{k,i}$, і значення 0, в іншому випадку; n_{\min} – мінімальна кількість реалізацій, яка забезпечує репрезентативність навчальної вибірки.

Еталонний вектор (ЕВ) x_m – це центр розподілу реалізацій класу X_m^o .

$$x_m = \left\langle \frac{\sum_{j=1}^{n_{\min}} x_{m,1}^{(j)}}{n_{\min}}, \dots, \frac{\sum_{j=1}^{n_{\min}} x_{m,i}^{(j)}}{n_{\min}}, \dots, \frac{\sum_{j=1}^{n_{\min}} x_{m,N}^{(j)}}{n_{\min}} \right\rangle$$

Нехай задано алфавіт класів розпізнавання $\{X_m^o | m = \overline{1, M}\}$, кожний з яких характеризується репрезентативною множиною зображень об'єкту відповідної патології. У процесі оброблення зображень сформовано шляхом зчитування в пікселях рецепторного поля значень градацій яскравості вхідну навчальну матрицю яскравості зображень $\|y_{m,i}^{(j)} | i = \overline{1, N}, j = \overline{1, n}\|$, де N, n – кількість ознак розпізнавання в багатовимірному векторі-реалізації (далі просто реалізація) образу і кількість реалізацій, яка дорівнює кількості зображень однієї патології, що обробляються. Таким чином, i -й стовпчик матриці $\|y_{m,i}^{(j)}\|$ містить значення навчальної вибірки, а j -й рядок є реалізацією з N діагностичними ознаками.

Відомий вектор параметрів функціонування

$$g_m = \langle x_m, \delta, \Delta_\varphi, \Delta_r, \rho_m \rangle, \quad (2.1)$$

де x_m – еталонний вектор-реалізація, який визначає центр контейнера класу розпізнавання X_m^o ;

δ – параметр поля контрольних допусків на ознаки розпізнавання;

Δ_φ – крок квантування кута кола зчитування яскравості в пікселях

рецепторного поля зображень, що оброблюються в полярній системі

координат;

Δ_r – крок квантування радіуса кола зчитування яскравості в пікселях рецепторного поля зображень, що оброблюються в полярній системі координат;

ρ_m – рівень селекції координат еталонних векторів класів розпізнавання,

У рамках ІЕІ-технології на параметри функціонування накладаються такі обмеження:

- $x_m \in [0; d(x_m \oplus x_c) - 1]$, де x_c – еталонний вектор-реалізація класу, який є найближчим до класу X_m^o ;

- $\delta \in [0; \delta_H / 2]$, де δ_H – нормоване значення контрольних допусків на ознаки розпізнавання;

ознаки розпізнавання;

- $\Delta_\varphi \in [0; \Delta_{\max, \varphi}]$ і $\Delta_r \in [0; \Delta_{\max, r}]$, де $\Delta_{\max, \varphi}$ і $\Delta_{\max, r}$ – максимально допустимі значення для кроків квантування Δ_φ і Δ_r відповідно, в загальному випадку пов'язані із геометричними характеристиками рецепторного поля зображень.

На етапі навчання КСД необхідно оптимізувати (тут і далі в інформаційному розумінні) значення координат вектора (2.1) параметрів функціонування, які забезпечують максимальне усереднене за алфавітом $\{X_m^o\}$ значення інформаційного КФЕ навчання діагностичної СППР, обчислене в робочій (допустимій) області визначення функції критерію оптимізації:

$$\bar{E}^* = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \max_{\langle k \rangle} E_m, \quad (2.2)$$

де E_m – інформаційний КФЕ навчання СППР розпізнавати реалізації класу X_m^o ;

$\langle \{k\} \rangle$ – впорядкована множина кроків навчання (відновлення контейнерів класів розпізнавання).

На етапі екзамену необхідно прийняти з достовірністю, наближеною до максимальної асимптотичної, рішення про належність реалізації зображення, що розпізнається, до відповідного класу розпізнавання із сформованого на етапі навчання алфавіту класів $\{X_m^o\}$.

2.2 Математична модель

У праці [25] як базова категорійна модель інформаційно-екстремального навчання СППР розглядається показана на рис. 2.1 діаграма відображення множин, що застосовуються в процесі машинного навчання.

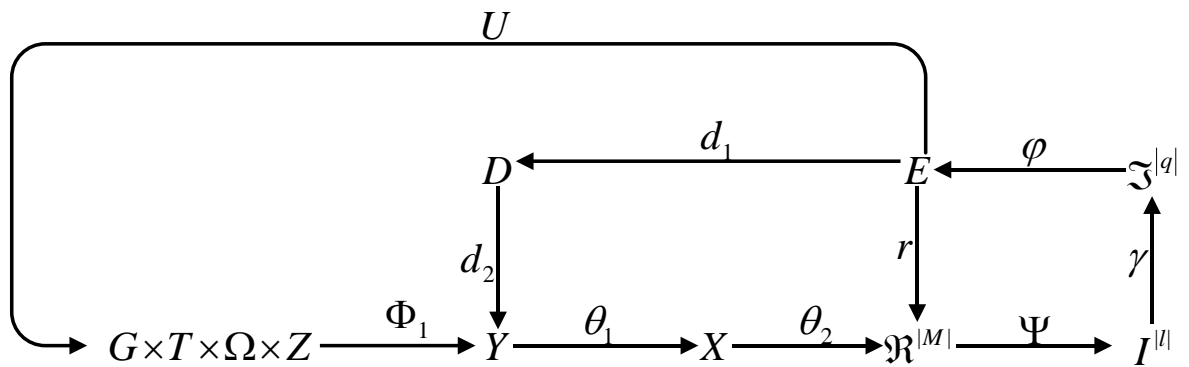


Рисунок 2.1 – Категорійна модель інформаційно-екстремального навчання СППР з оптимізацією контрольних допусків на ознаки розпізнавання

На рис. 2.1 прийнято такі позначення:

Φ_1 – оператор формування вхідної вибіркової множини Y , яка формує вхідну у загальному випадку дійсну багатовимірну навчальну матрицю $\|y_{m,i}^{(j)}\|$, де $m = \overline{1, M}$, $i = \overline{1, N}$, $j = \overline{1, n}$ – змінні кількості класів розпізнавання, діагностичних ознак і реалізацій образів відповідно;

Φ_2 – оператор формування бінарної навчальної матриці $\|x_{m,i}^{(j)}\|$;

θ – оператор побудови в загальному випадку нечіткого розбиття $\tilde{\mathfrak{R}}^{|M|}$ простору ознак розпізнавання на M класів;

Ψ – оператор перевірки основної статистичної гіпотези $\gamma_1 : x_m^{(j)} \in X_m^o$;

$I^{|l|}$ – множина статистичних гіпотез;

$\mathfrak{Z}^{|q|}$ – множина точнісних характеристик оцінки статистичних рішень, $q = l^2$;

E – терм-множина значень інформаційного критерію функціональної ефективності (КФЕ) навчання СППР;

D – терм-множина значень системи контрольних допусків на ознаки розпізнавання;

$U : E \rightarrow G \times T \times \Omega \times Z$ – оператор регламентації процесу навчання СППР.

Як КФЕ навчання СППР може використовуватися будь-який інформаційний статистичний критерій. Найбільшого поширення в рамках ІЕІ-технології знайшли ентропійні (за Шенноном) критерії [25]

$$\begin{aligned}
 E^{(k)} = 1 + \frac{1}{2} & \left(\frac{\alpha^{(k)}}{\alpha^{(k)} + D_2^{(k)}} \log_2 \frac{\alpha^{(k)}}{\alpha^{(k)} + D_2^{(k)}} + \right. \\
 & + \frac{\beta^{(k)}}{D_1^{(k)} + \beta^{(k)}} \log_2 \frac{\beta^{(k)}}{D_1^{(k)} + \beta^{(k)}} + \\
 & + \frac{D_1^{(k)}}{D_1^{(k)} + \beta^{(k)}} \log_2 \frac{D_1^{(k)}}{D_1^{(k)} + \beta^{(k)}} + \\
 & \left. + \frac{D_2^{(k)}}{\alpha^{(k)} + D_2^{(k)}} \log_2 \frac{D_2^{(k)}}{\alpha^{(k)} + D_2^{(k)}} \right)
 \end{aligned} \tag{2.3}$$

та інформаційна міра Кульбака [25].

$$E^{(k)} = \log_2 \left(\frac{2 - (\alpha^{(k)} + \beta^{(k)}) + 10^{-r}}{\alpha^{(k)} + \beta^{(k)} + 10^{-r}} \right) * [2 - (\alpha^{(k)} + \beta^{(k)})]. \tag{2.4}$$

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.

При функціонуванні діагностичної СППР в режимі екзамену, тобто безпосереднього розпізнавання зображень, основною її функцією є прийняття рішення про належність або не належність реалізації, що розпізнається до одного з класів алфавіту, тобто етап екзамену.

3 ІНФОРМАЦІЙНЕ І ПРОГРАМНЕ ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ СИСТЕМИ ДІАГНОСТУВАННЯ

3.1 Опис вхідних даних

Навчальна вибірка кожного класу подана у вигляді матриці розмірністю 100 ознак розпізнавання на 100 реалізацій. Значення кожної ознаки відповідало яскравості пікселів зображення і змінювалося в межах від 0 до 255.

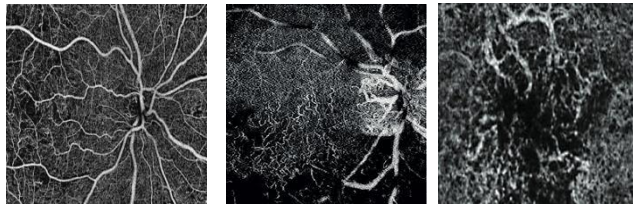


Рисунок 3.1 – Вхідні данні

Для вхідних даних було взято знімки з обстеження на макулодистрофію. Макулодистрофія являє собою захворювання очей, пов'язане з порушенням харчування центральній області сітківки, різновид дистрофії сітківки. Дистрофія сітківки вражає, як правило, обидва ока і викликає значне зниження зору. Існує кілька різновидів хвороби, яка протікає в кілька стадій. Розрізняють «суху» і «вологу» форми захворювання:

- «суха» макулодистрофія характеризується повільним погіршенням гостроти зору. Вона виникає в тому випадку, коли порушується обмін речовин між сітківкою і внутрішньоочного судинами, що веде до скупчення продуктів життєдіяльності клітин, які відкладаються у вигляді крихітних горбків під сітківкою.

- «волога» макулодистрофія сітківки ока має місце тоді, коли під сітківку ока проростають нові судини, а крізь їх пошкоджені стінки проникає кров або рідина і накопичується під сітківкою. На початкових стадіях вологою макулодистрофії спостерігаються такі симптоми: затуманення зору, викривлення предметів, зниження яскравості кольорів, випадання букв. З розвитком захворювання центральний зір повільно погіршується, в центральній частині поля зору з'являється непрозоре або напівпрозоре пляма.

В цьому випадку зниження гостроти зору має різкий характер - значні погіршення можуть наступити протягом декількох днів або тижнів.

3.2 Алгоритм навчання

В ході навчання системи були задіяні контури оптимізації геометричних параметрів вирішальних правил та системи контрольних допусків на ознаки розпізнавання. Відповідні алгоритми подамо у вигляді блок-схем (рис. 3.2-3.3)

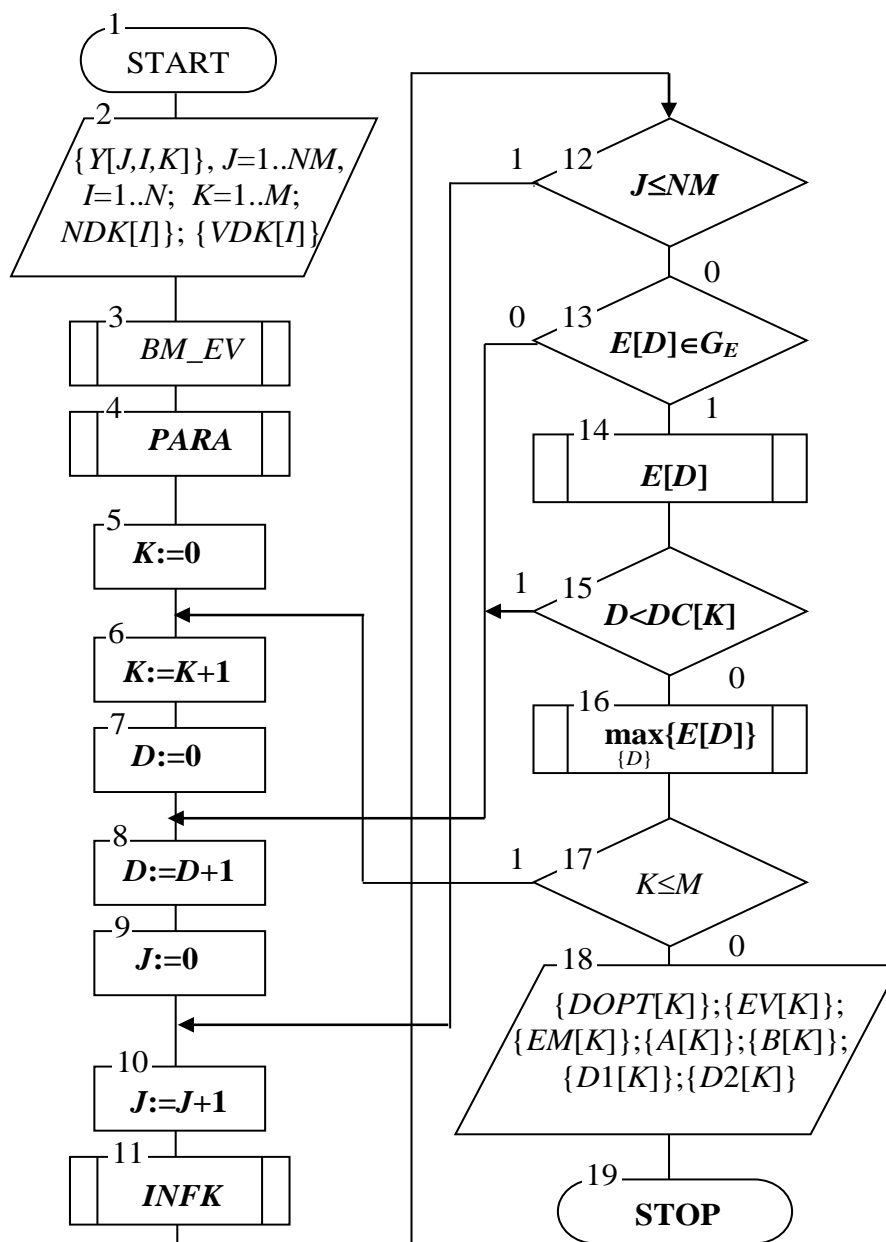


Рисунок 3.2 – Алгоритм оптимізації геометричних параметрів вирішальних правил

На вхід цього алгоритму подаються навчальна матриця Y та система контрольних допусків на ознаки розпізнавання NDK і VDK .

На виході формуються вирішальні правила для кожного класу розпізнавання, геометричні параметри яких – центри EV та радіуси $DOPT$ – оптимізовано. Відповідні значення КФЕ і точносних характеристик додаються до вихідних даних алгоритму.

Основними блоками алгоритму поданого на рис. 3.2 є:

- блок 3 – перетворення навчальної матриці Y на бінарну навчальну матрицю і формування масиву одного з геометричних параметрів вирішальних правил – еталонних векторів;
- блок 4 – визначення для кожного класу найближчого (сусіднього) класу і обчислення відстані до нього;
- блоки 8-16 – визначення оптимального значення іншого геометричного параметру вирішальних правил – радіуса – для кожного класу;
- блок 11 – оцінка функціональної ефективності поточних значень геометричних параметрів вирішальних правил;
- блок 14 – формування таблиці, що містить множину можливих радіусів і результати оцінки їх функціональної ефективності для кожного класу;
- блок 16 – пошук максимального значення КФЕ і оптимального значення радіуса для поточного класу.

Алгоритм оптимізації СКД можливо реалізувати у вигляді паралельного та послідовного алгоритму. Відповідні блок-схеми подано на рис. 3.3.

На вхід цих алгоритмів подаються навчальна матриця Y , система нормованих допусків на ознаки розпізнавання ND і VD та крок зміни значень системи допусків H . Для послідовного алгоритму на вхід додатково подається значення оптимізованого за паралельним алгоритмом параметра ширини поля контрольних допусків.

На виході ці алгоритми формують оптимізовану систему контрольних допусків і вирішальні правила для кожного класу, що були відтворені за такої системи допусків.

Основними блоками як паралельного, так і послідовного алгоритму оптимізації СКД є блок LEARNING, що реалізує алгоритм оптимізації геометричних параметрів вирішальних правил, блок формування таблиці, що містить множину можливих систем контрольних допусків і результати оцінки їх функціональної ефективності (Цей блок розташовано одразу після блоку LEARNING) та блок пошук максимального значення усередненого КФЕ і оптимального значення СКД.

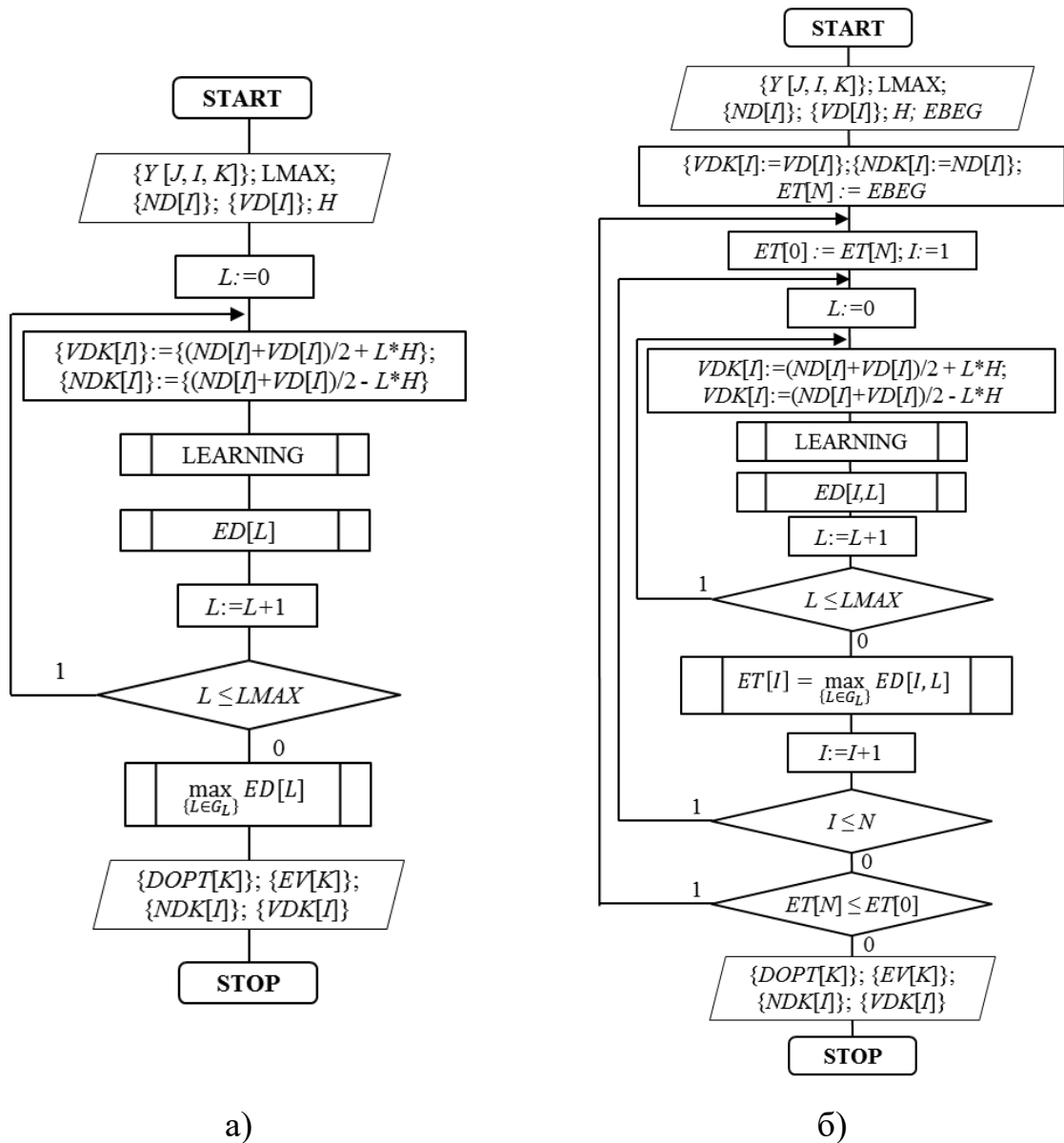


Рисунок 3.3 – Алгоритм оптимізації системи контрольних допусків: а) паралельний та б) послідовний

Основна відмінність алгоритмів – паралельний алгоритм оптимізує поле допусків для всіх ознак одночасно, а послідовний – для кожної ознаки окремо. Тому в паралельному алгоритмі є лише один цикл, за яким змінюється та оцінюється значення ширини поля контрольних допусків всіх ознак одночасно, а в послідовній – три, що дозволяють виконувати аналогічні дії для кожної ознаки окремо. Крім того, у алгоритмів різні критерії зупину – паралельний алгоритм завершується, якщо було досягнуто максимально можливої ширини поля допусків, а послідовний – якщо не змінним залишається усереднене значення КФЕ перед оптимізацією ширини поля допусків першої і після оптимізації ширини поля допусків останньої ознаки.

Алгоритми екзамену за МФСВ можуть мати різну структуру залежно від розподілу реалізацій образу, що розпізнаються. Обов'язковою умовою їх реалізації є забезпечення однакових структурованості і параметрів формування як для навчальної, так і для екзаменаційної матриць.

За наявності чіткого розбиття, яке було утворено на етапі навчання, алгоритм екзамену за МФСВ має такі вхідні дані:

M – кількість класів, які СПР навчена розпізнавати;

$\{x_m^* | m = \overline{1, M}\}$ – масив еталонних двійкових векторів, які визначають центри відповідних оптимальних контейнерів класів розпізнавання, побудованих на етапі навчання;

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

$\{x^{(j)} | j = \overline{1, n}\}$ – масив двійкових векторів-реалізацій образу, що розпізнається;

$\{\delta_{k,i}^* | i = \overline{1, N}\}$ – оптимальна СКД на ознаки розпізнавання, яку визначено на етапі навчання.

За умовчанням приймається рівень селекції $\rho_m = 0,5$.

Розглянемо кроки реалізації алгоритму екзамену при застосуванні гіпотези чіткої компактності реалізацій образу:

1. Формування лічильника класів розпізнавання: $m := m + 1$.
2. Формування лічильника числа реалізацій, що розпізнаються: $j := j + 1$.
3. Порівняння: якщо $x^{(j)} \in X_m^o$, то виконується крок 4, інакше – крок 5.
4. Формування лічильника $k := k + 1$ позитивних результатів порівняння.
5. Порівняння: якщо $j \leq n$, то виконується крок 2, інакше – крок 6.
6. Порівняння: якщо $k > j / 2$, то виконується крок 8, інакше – крок 7.
7. Порівняння: якщо $m \leq M$, то виконується крок 1, інакше – крок 8.
8. Визначення класу X_m^o , до якого належить екзаменаційна матриця.

Для нечіткого розбиття алгоритм екзамену за МФСВ ґрунтується на аналізі значень функції належності, що обчислюється для кожної реалізації, що розпізнається. Розглянемо кроки реалізації алгоритму екзамену при нечіткому розбитті:

1. Формування лічильника $m := m + 1$ класів розпізнавання.
2. Формування лічильника числа реалізацій, що розпізнаються: $j := j + 1$.
3. Обчислення кодової відстані $d(x_m^* \oplus x^{(j)})$.
4. Обчислення функції належності за виразом:

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

5. Порівняння: якщо $j \leq n$, то виконується крок 2, інакше – крок 6.
6. Порівняння: якщо $m \leq M$, то виконується крок 1, інакше – крок 7.
7. Визначення класу X_m^o , до якого належить екзаменаційна реалізація,

наприклад, за умови $\bar{\mu}_m^* = \max_{\{m\}} \bar{\mu}_m$, де $\bar{\mu}_m = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \mu_{m,j}$ – усереднене значення

функцій належності для реалізацій класу X_m^o , або видача повідомлення: «Клас не визначено», якщо $\bar{\mu}_m^* \leq c$. Тут c – порогове значення.

3.3 Короткий опис програмної реалізації

Для програмної реалізації застосовувалося програмне середовище Matlab. Matlab - це обчислювальне середовище з багато парадигмою. Власна мова програмування, розроблена MathWorks, Matlab дозволяє використовувати матричні маніпуляції, побудову графіків функцій та даних, реалізацію алгоритмів, створення інтерфейсів користувача та взаємодію з програмами, написаними іншими мовами, включаючи C, C++, C#, Java, FORTRAN та Python.

Система Matlab складається з п'яти основних частин:

Мова Matlab. Це мова матриць і масивів високого рівня з керуванням потоками, функціями, структурами даних, введенням-виведенням і особливостями об'єктно-орієнтованого програмування. Це дозволяє як програмувати в "невеликому масштабі" для швидкого створення чорнових програм, так і в "великому" для створення великих і складних додатків.

Середовище Matlab. Це набір інструментів і пристосувань, з якими працює користувач або програміст Matlab. Вона включає в себе кошти для управління змінними в робочому просторі Matlab, введенням і виведенням даних, а також створення, контролю і налагодження М-файлів і додатком Matlab.

Керована графіка. Це графічна система Matlab, яка включає в себе команди високого рівня для візуалізації дво- і тривимірних даних, обробки зображень, анімації та ілюстрованої графіки. Вона також включає в себе команди низького рівня, що дозволяють повністю редагувати зовнішній вигляд графіки, також як при створенні Графічного призначеного для користувача інтерфейсу (GUI) для Matlab додатків.

Бібліотека математичних функцій. Це велика колекція обчислювальних алгоритмів від елементарних функцій, таких як сума, синус, косинус, комплексна арифметика, до більш складних, таких як звернення матриць, знаходження власних значень, функції Бесселя, швидке перетворення Фур'є.

Програмний інтерфейс. Це бібліотека, яка дозволяє писати програми на C і Фортране, які взаємодіють з MATLAB. Вона включає засоби для виклику програм з MATLAB (динамічна зв'язок), викликаючи MATLAB як обчислювальний інструмент і для читання-запису MAT-файлів.

В ході роботи були використані наступні константи та змінні:

Таблиця 3.1 – Змінні та константи

<code>kvo_klassov = 3</code>	Кількість класів розпізнавання
<code>n = 100</code>	Кількість ознак розпізнавання
<code>N = 100</code>	Кількість реалізацій
<code>n_dopusk</code>	Нижній допуск
<code>v_dopusk</code>	Верхній допуск
<code>Y, SZ</code>	Масив навчальних матриць та бінарних навчальних матриць
<code>EV</code>	Масив еталонних векторів
<code>sk1, sk2</code>	Масивb кодових відстаней від еталонного вектора до реалізацій
<code>D1, D2, alfa, betta</code>	Значення точносних характеристик та КФЕ при оптимальних параметрах навчання
<code>D</code>	Оптимальні радіуси контейнерів класів навчання
<code>E</code>	Критерій за Кульбаком
<code>VD, ND: array [1..n] of integer;</code>	Система допусків на значення ознак розпізнавання
<code>i, k, k1</code>	Лічильники
<code>rab_oblast</code>	Робоча область

Програмний код наведено в Додатку

3.4 Аналіз результатів

Для формування системи контрольних допусків використовувалась така процедура:

- середина поля контрольних допусків обчислювалася як середнє значення кожної ознаки розпізнавання по реалізаціям першого класу;
- верхній допуск та нижній допуски обчислювалися як відхилення від середини поля на ширину поля допусків (δ)

Застосуємо алгоритм паралельної оптимізації СКД (рис. 3.3 а). При цьому ширину поля допусків будемо змінювати з кроком 1 в інтервалі від 0 до 100. Результати такої оптимізації СКД подано на рис. 3.4.

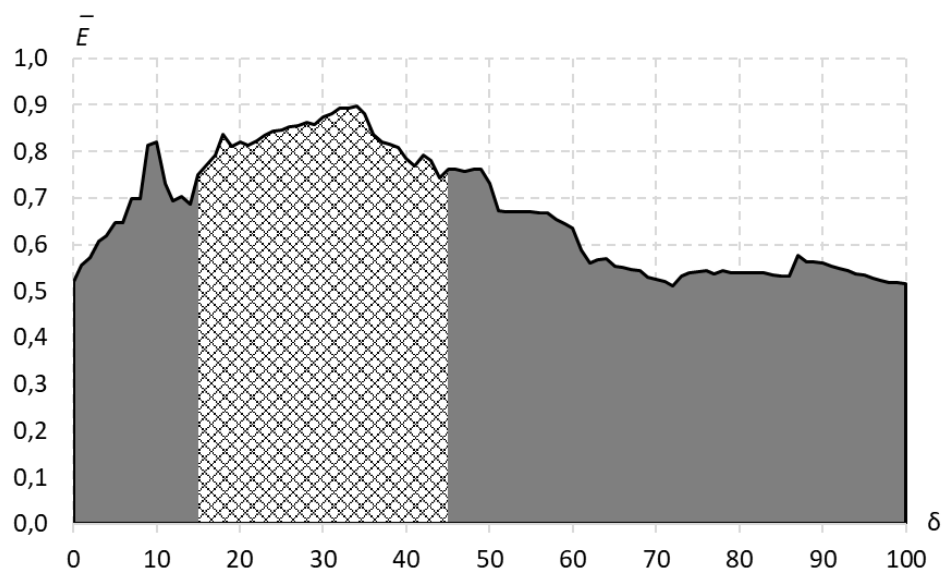


Рисунок 3.4 – Графік залежності усередненого КФЕ від ширини поля допусків

Аналіз рис. 3.4 показує, що максимальне значення усередненого КФЕ було отримано на 34 кроці і склало 0,89708. Оптимізація геометричних параметрів за такої СКД подана на рис. 3.5.

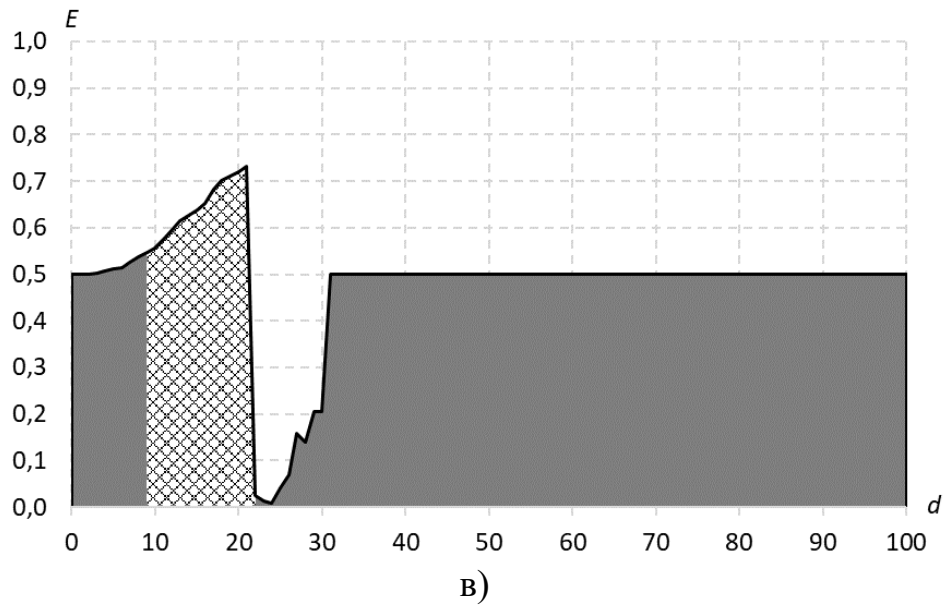
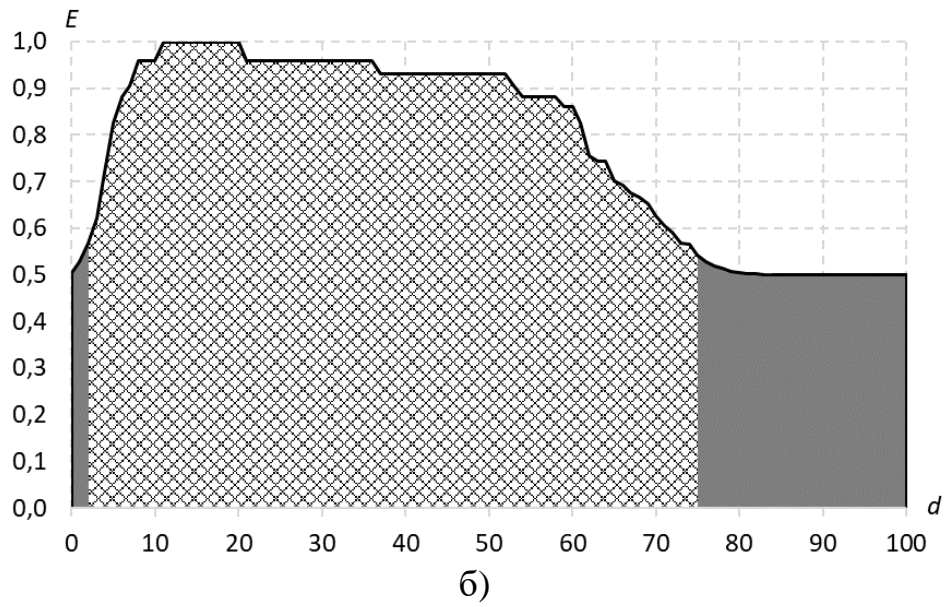
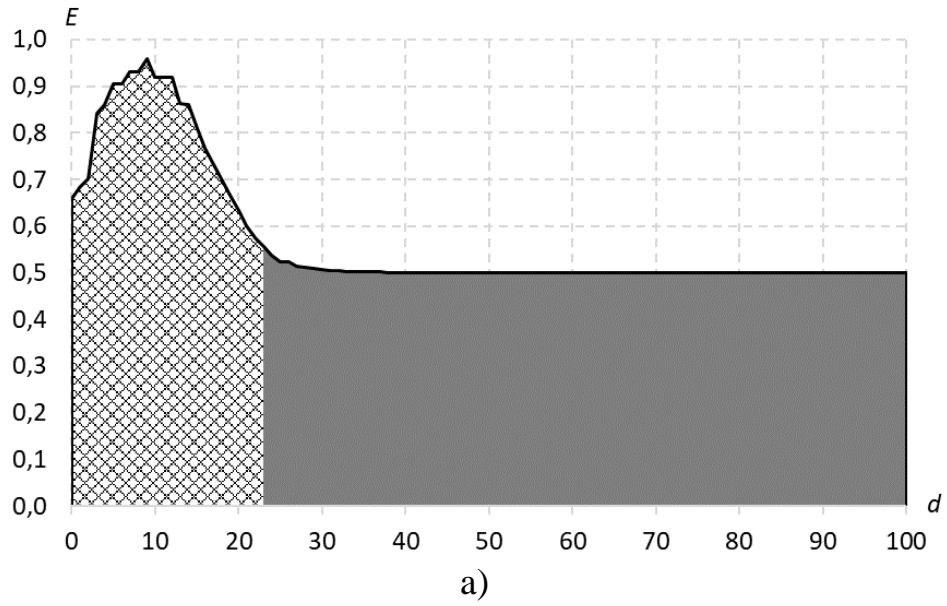


Рисунок 3.5 – Графік залежності КФЕ від радіусів класів: а) X_1^0 ; б) X_2^0 ; в) X_3^0

Результати аналізу рис. 3.5 наведено в табл. 3.2.

Таблиця 3.2 – Результати навчання

Клас	Дефект	КФЕ	Радіус	Міжцентрова відстань	D_1	β
X_1^0	Здоровий стан	0.95993	9	22	0,99	0
X_2^0	«Суха» макулодистрофія	1.00000	11	79	1,00	0
X_3^0	«Волога» макулодистрофія	0.73131	21	22	0,86	0

Аналіз табл. 3.2 показує, що з використанням паралельної оптимізації СКД точність вирішальних правил в найгіршому випадку складає 86%, проте усереднена точність яких складає 97.5%. Для підвищення точності вирішальних правил застосуємо послідовний алгоритм оптимізації системи контрольних допусків (рис. 3.3 б). При цьому будемо використовувати вхідні параметри аналогічні до паралельного алгоритму, а за початкову систему допусків візьмемо ту, що було сформовано на попередньому етапі.

Результати такої оптимізації подано на рис. 3.6.

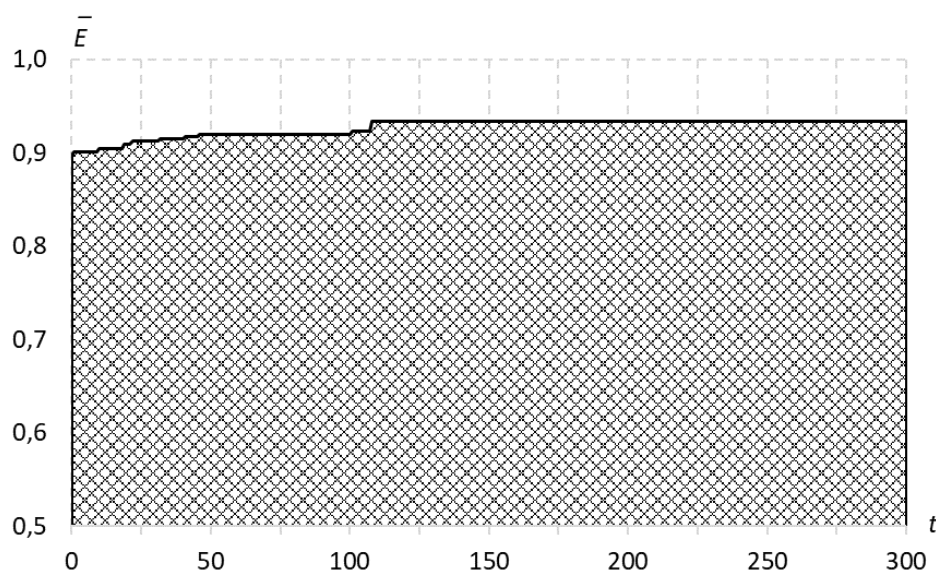
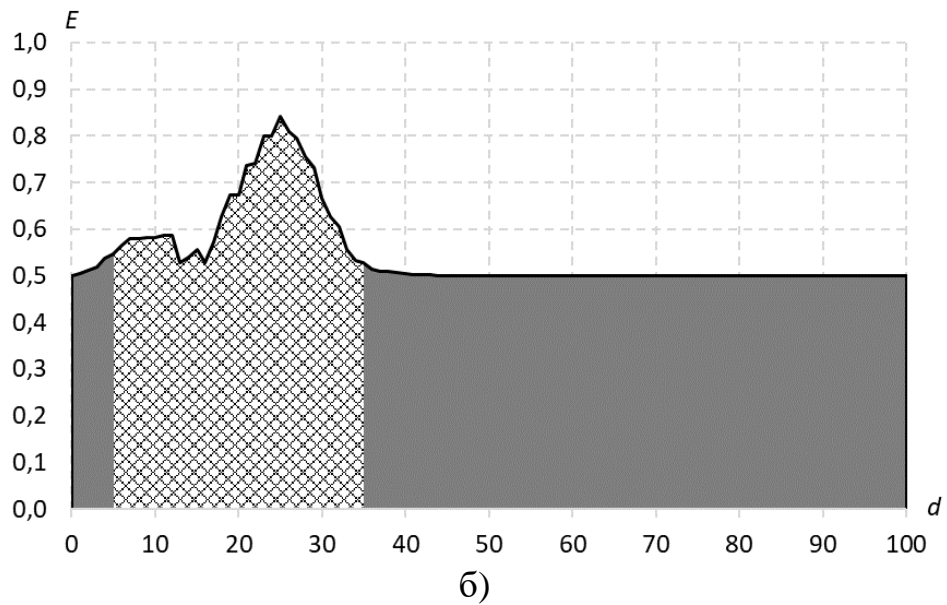
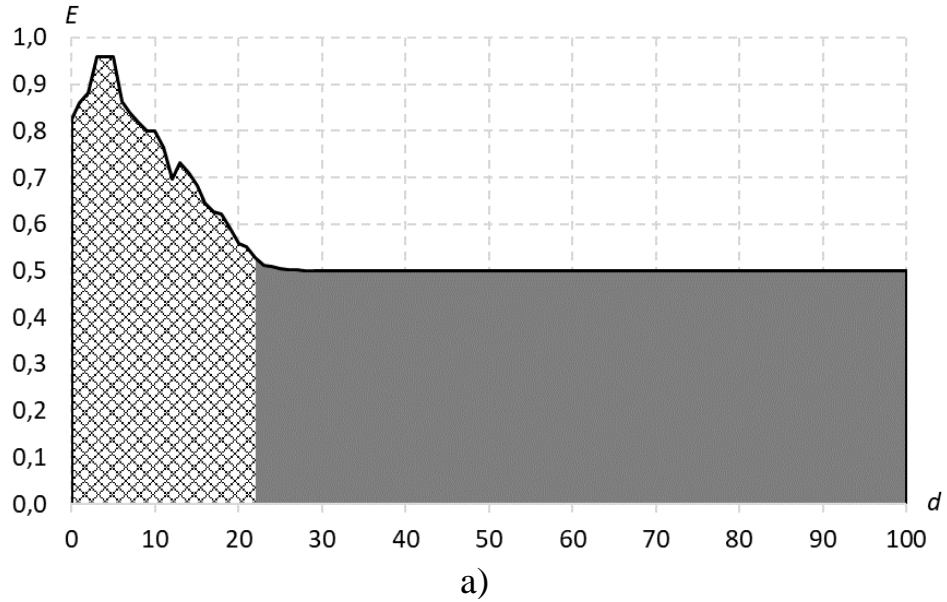


Рисунок 3.6 – Графік залежності усередненого КФЕ від ширини поля допусків

Аналіз рис. 3.6 показує, що максимальне значення усередненого КФЕ було досягнуто на 300 кроці і склало 9.34342. Результати оптимізації геометричних параметрів за такої СКД подано на рис. 3.7.



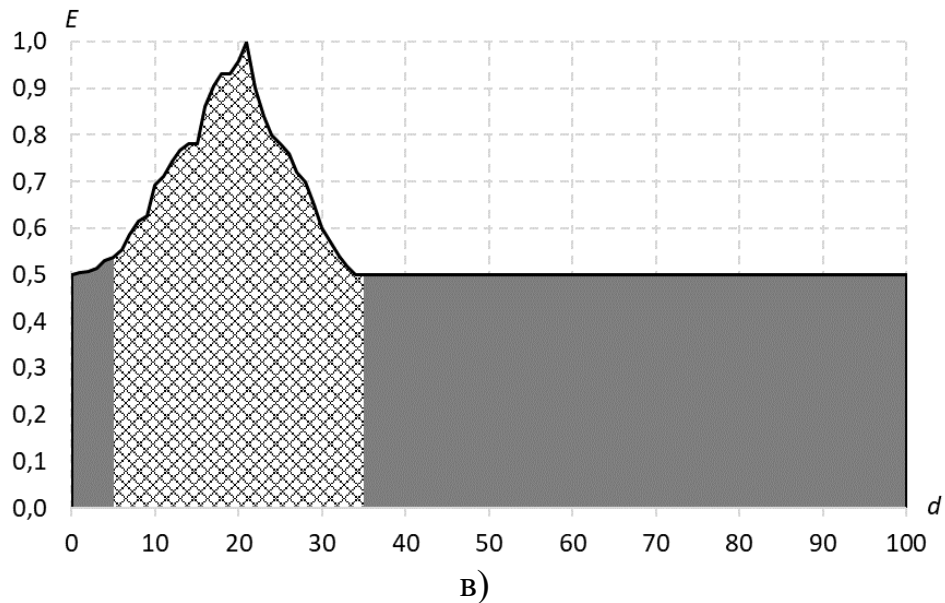


Рисунок 3.7 – Графік залежності КФЕ від радіусів класів: а) X_1^0 ; б) X_2^0 ; в) X_3^0

Результати аналізу рис. 3.7 наведено в табл. 3.3.

Таблиця 3.3 – Результати навчання

Клас	Дефект	КФЕ	Радіус	Міжцентрова відстань	D_1	β
X_1^0	Нормальний стан	0.95993	3	22	0,99	0
X_2^0	«Суха» макулодистрофія	0.84309	25	34	1,00	0.06
X_3^0	«Волога» макулодистрофію	1.00000	21	22	1,00	0

Аналіз табл. 3.3 показує, що з використанням паралельної оптимізації СКД точність вирішальних правил в найгіршому випадку складає 94%, проте усереднена точність яких складає 98.8%.

ВИСНОВКИ

В роботі було спроектовано в рамках інформаційно-екстремальної інтелектуальної технології і реалізовано програмно систему комп'ютерного діагностування захворювань очей за зображенням. При цьому були виконані такі завдання:

1) Сформовано вхідний математичний опис системи діагностування за знімками, що були отримані в ході обстеження на макулодистрофію.

2) Обрано математичну модель навчання системи, що містила два вкладені контури оптимізації базових геометричних параметрів вирішальних правил і системи контрольних допусків на ознаки розпізнавання.

3) Як критерій функціональної ефективності системи використовувалася ентропійна міра Шеннона

4) На базі обраної математичної моделі і критерію функціональної ефективності розроблено та програмно реалізовано алгоритм навчання системи діагностування. Програмна реалізація виконувалась в середовищі для наукових і інженерних розрахунків MATLAB.

5) Працездатність системи перевірено на задачі розпізнавання трьох станів ока: нормального (здорового) стану, «сухої» та «вологої» макулодистрофії.

СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. Abramoff M.D, Garvin MK, Sonka M. Візуалізація сітківки та аналіз зображення . IEEE Rev Biomed Eng . 2010 р .; 3 : 169–208.
2. Чжан Х, Сааддін Дж. Б., Ч.О.Ф. та ін. . Поширеність діабетичної ретинопатії в США, 2005–2008 . JAMA . 2010 р .; 304 : 649–656.
3. Vijan S, Hofer TP, Hayward RA. . Економічний аналіз скринінг-інтервалів діабетичної ретинопатії у хворих на цукровий діабет 2 типу . JAMA . 2000 р .; 283 : 889–996.
4. Крижевський А, Суцкевер І, Гінтон Г.Є. . Класифікація Imagenet із глибокими згортковими нейронними мережами . Adv Нейронний Інф. Процес . 2012: 1097– 1105.
5. Szegedy C, Vanhoucke V, Ioffe S, Shlens J, Wojna Z. Переосмислення архітектури створення комп'ютерного зору. В: Матеріали конференції IEEE про комп'ютерне бачення та розпізнавання образів . Piscataway: IEEE; 2016: 2818–2826.
6. Deng J, Dong W, Socher R, Li LJ, Li K, Fei-Fei L. Imagenet: масштабна ієрархічна база даних зображень . : Комп'ютерне бачення та розпізнавання образів . Конференція комп'ютерного суспільства IEEE 20 червня 2009 року в Майамі, штат Флорида . Піскатей; IEEE; 2009: 248–255.
7. Гульшан V, Пен Л, Корам М та ін. . Розробка та затвердження алгоритму глибокого навчання для виявлення діабетичної ретинопатії на фотографіях фундamenta сітківки . JAMA . 2016 рік; 316 : 2402– 2410.
8. Niemeijer M, van Ginneken B, Russell SR, MS Suttorp-Schulten MS, Abramoff MD. . Автоматизоване виявлення та диференціювання друзенів, ексудатів та плям з вати на цифрових фотографіях очного дна для діагностики діабетичної ретинопатії . Інвестуйте Ophthalmol Vis Sci . 2007 р .; 48 : 2260– 2267.

9. Антал Б, Хайду А.. Система на основі ансамблю для виявлення мікроаневризми та оцінювання діабетичної ретинопатії . IEEE Trans Biomed Eng . 2012 рік; 59 : 1720– 1726 pp.
10. Liskowski P, Krawiec K.. Сегментація судин сітківки з глибокими нейронними мережами . IEEE Trans Med Imaging . 2016 рік; 35 : 2369–2380.
11. Fang L, Cunefare D, Wang C, Guymer RH, Li S, Farsiu S. Автоматична сегментація дев'яти кордонів шару сітківки на ОКТ зображеннях неексудативних хворих на ГДМ з використанням глибокого навчання та пошуку графіка . Biomed Opt Express . 2017 рік; 8 : 2732– 2744.
12. Cunefare D, Fang L, Cooper RF, Dubra A, Carroll J, Farsiu S. Програмне забезпечення з відкритим кодом для автоматичного виявлення конусних фоторецепторів в адаптивній оптиці офтальмоскопії з використанням згорткових нейронних мереж . Науковий реп . 2017 рік; 7 : 6620.
13. van Grinsven MJ, van Ginneken B, Hoynг CB, Theelen T, Sánchez CI. . Швидкий навчальний процес нейронної мережі з використанням вибіркового відбору даних: застосування для виявлення крововиливів у кольорових зображеннях очного дна . IEEE Trans Med Imaging . 2016 рік; 35 : 1273– 1284.
14. Звіт про змагання з виявлення діабетичної ретинопатії у 2015 році, веб-сайт Kaggle. – <https://www.kaggle.com/c/diabetic-retinopathy-detection>
15. Decencière E, Cazuguel G, Zhang X та ін. . TeleOphta: методи машинного навчання та обробки зображень для телеофтальмології . IRBM . 2013 рік; 34 : 196–203.
16. Перша допомога для глибокого вивчення медичних зображень . – <https://github.com/yidarvin/firstaid> .
17. Еверінгем М, Ван Гол Л, Вільямс К.К., Вінн Дж, Зіссерман А. Завдання класових візуальних об'єктів (voc) . Int J Обчислення Vis . 2010 р .; 88 : 303–338

18. Сю У, Сяо Т, Чжан Дж, Ян К, Чжан З. Масштабно-інваріантні звивисті нейронні мережі . – <https://arXiv.org/abs/1411.6369> .
19. Гаргея Р, Ленг Т.. Автоматизована ідентифікація діабетичної ретинопатії за допомогою глибокого навчання . Офтальмологія . 2017 рік; 124 : 962–969.
20. Abramoff MD, Lou Y, Erginay A, et al. . Поліпшення автоматизованого виявлення діабетичної ретинопатії на загальнодоступному наборі даних шляхом інтеграції глибокого навчання . 2016 рік; 57 : 5200– 5206.
21. Йосінський J, Клун Дж, Нгуен А, Фукс Т, Ліпсон Х. Розуміння нейронних мереж шляхом глибокої візуалізації . – <https://arxiv.org/abs/1506.06579> .
22. Niemeijer M, Van Ginneken B, Cree MJ та ін. . Ретинопатія в Інтернеті: автоматичне виявлення мікроаневризми на цифрових фотографіях очного дна . IEEE Trans Med Imaging . 2010 р .; 29 : 185– 195.
23. Ван Д, Хосла А, Гаргея Р, Іршад Н, Бек АН. . Глибоке навчання для виявлення метастатичного раку молочної залози . – <https://arxiv.org/abs/1606.05718>
24. Shan J, Li L. Метод глибокого навчання для виявлення мікроаневризми у зображеннях очного дна . : Підключене здоров'я: додатки, системи та інженерні технології (CHASE) . Нью-Йорк: IEEE; 2016: 357–358.
25. Довбиш А. С. Основи проектування інтелектуальних систем: навчальний посібник / А.С. Довбиш.– Суми: СумДУ, 2009.– 170 с.

ДОДАТОК

Base.m

```

clear;
Delta_Optimization;
kvo_klassov = 3;
delta = temp(1);
y1 = imread('1.bmp');
[N,n,dimension] = size(y1);
Y(:,:,1) = y1(:,:,1);
y2 = imread('2.bmp');
[N,n,dimension] = size(y2);
Y(:,:,2) = y2(:,:,1);
y3 = imread('3.bmp');
Y(:,:,3) = y3(:,:,1);

sr_znach_prizn_po_realiz = mean(Y(:,:,1));
n_dopusk = sr_znach_prizn_po_realiz - delta;
v_dopusk = sr_znach_prizn_po_realiz + delta;
SZ = sr_znach_prizn_po_realiz;

for k=1:kvo_klassov
for i=1:n
    SZ(i,:,k) = Y(i,:,k) >= n_dopusk & Y(i,:,k) <= v_dopusk;
end
end

    EV = mean(SZ) >= 0.5;
for k1 = 1:kvo_klassov
    for k = 1:kvo_klassov
        temp(k) = sum(xor(EV(1,:,k1),EV(1,:,k)));
    end
temp(k1) = 101;
dc(k1) = min(temp);
temp2 = find(dc(k1) == temp);

```

```

kc(k1) = temp2(1);

for i = 1:n
    sk1(i) = sum(xor(EV(1,:,k1),SZ(i,:,k1)));
    sk2(i) = sum(xor(EV(1,:,k1),SZ(i,:,kc(k1))));
end

d = [1:n];
for i = 1:n
    K1(i) = sum(sk1 <= d(i));
end
for i = 1:n
    K2(i) = sum(sk2 <= d(i));
end

D1 = K1 / 100;
beta = K2 / 100;
D2 = 1 - beta;
alfa = 1 - D1;

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

Table = [K1; K2; D1; D2; alfa; beta; E]';
rab_oblast = find(((D1 > 0.5)&(D2 > 0.5))&(d < dc(k1)));

if isempty(rab_oblast)
    Emax(k1) = max(E);
    d_tmp = find(E == Emax(k1));
    D1max(k1) = D1(d_tmp(1));
    D2max(k1) = D2(d_tmp(1));
    alfa_max(k1) = alfa(d_tmp(1));
    beta_max(k1) = beta(d_tmp(1));
end

```

```

dopt(k1) = -1;
else
Emax(k1) = max(E(rab_oblast))
temp_dopt = rab_oblast(find(E(rab_oblast) == Emax(k1)));
dopt(k1) = temp_dopt(1);
D1max(k1) = D1(dopt(k1));
D2max(k1) = D2(dopt(k1));
alfa_max(k1) = alfa(dopt(k1));
beta_max(k1) = betta(dopt(k1));
end

end

```

Exam;

Display

Delta_Optimization.m

```

kvo_klassov = 3;
delta = 40;
y1 = imread('1.bmp');
[N,n,dimension] = size(y1);
Y(:,:,1) = y1(:,:,1);
y2 = imread('2.bmp');
[N,n,dimension] = size(y2);
Y(1:n,1:N,2) = y2;
y3 = imread('3.bmp');
Y(:,:,3) = y3(:,:,1);

sr_znach_prizn_po_realiz = mean(Y(:,:,1));
for delta = 1:100
n_dopusk = sr_znach_prizn_po_realiz - delta;

```

```

v_dopusk = sr_znach_prizn_po_realiz + delta;
SZ = sr_znach_prizn_po_realiz;
for k = 1:kvo_klassov
for i = 1:n
    SZ(i,:,k) = Y(i,:,k) >= n_dopusk & Y(i,:,k) <= v_dopusk;
end
end
    EV = mean(SZ) >= 0.5;
for k1 = 1:kvo_klassov
    for k = 1:kvo_klassov
        temp(k) = sum(xor(EV(1,:,k1),EV(1,:,k)));
    end
temp(k1) = 101;
dc(k1) = min(temp);
temp2 = find(dc(k1) == temp);
kc(k1) = temp2(1);

for i = 1:n
    sk1(i) = sum(xor(EV(1,:,k1),SZ(i,:,k1)));
    sk2(i) = sum(xor(EV(1,:,k1),SZ(i,:,kc(k1))));
end

d = [1:n];
for i = 1:n
    K1(i) = sum(sk1 <= d(i));
end
for i = 1:n
    K2(i) = sum(sk2 <= d(i));
end

D1 = K1 / 100;
betta = K2 / 100;
D2 = 1 - betta;
alfa = 1 - D1;

```



```

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

Table = [K1; K2; D1; D2; alfa; betta; E]';
rab_oblast = find(((D1 > 0.5)&(D2 > 0.5))&(d < dc(k1)));

if isempty(rab_oblast)
    Emax(k1) = max(E);
    d_tmp = find(E == Emax(k1));
    D1max(k1) = D1(d_tmp(1));
    D2max(k1) = D2(d_tmp(1));
    alfa_max(k1) = alfa(d_tmp(1));
    betta_max(k1) = betta(d_tmp(1));
    dopt(k1) = -1;
else
    Emax(k1) = max(E(rab_oblast));
    temp_dopt = rab_oblast(find(E(rab_oblast) == Emax(k1)));
    dopt(k1) = temp_dopt(1);
    D1max(k1) = D1(dopt(k1));
    D2max(k1) = D2(dopt(k1));
    alfa_max(k1) = alfa(dopt(k1));
    betta_max(k1) = betta(dopt(k1));
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)));

```

Exam.m

```

y_exam = imread('exm.bmp');
X = sr_znach_prizn_po_realiz;
for i = 1:n
    X(i,:) = y_exam(i,:) >= n_dopusk & y_exam(i,:) <= v_dopusk;
end
for k = 1:kvo_klassov
    ev_exam(k) = sum(xor(EV(1,:,k),X(1,:)));
end
M = 1 - (ev_exam./dopt)

M_max = max(M);
if M_max == M(1)
    disp('This is the 1`st class')
else if M_max == M(2)
    disp('This is the 2`nd class')
else if M_max == M(3)
    disp('This is the 3`rd class')
else if ((M(1) < 0) && (M(2) < 0) && (M(3) < 0))
    disp ('This class is unknown')
    end
    end
end
end
end

```

Display.M

```

subplot(3,3,1),imshow(Y(:,:,1));
xlabel(['Class 1 ',num2str(N),'x',num2str(n)]);
subplot(3,3,2),imshow(Y(:,:,2));

```

```
xlabel(['Class 2 ', num2str(N), 'x', num2str(n)]);
subplot(3,3,3), imshow(Y(:,:,3));
xlabel(['Class 3 ', num2str(N), 'x', num2str(n)]);
subplot(3,3,4), imshow(SZ(:,:,1));
xlabel('Binary matrix 1');
subplot(3,3,5), imshow(SZ(:,:,2));
xlabel('Binary matrix 2');
subplot(3,3,6), imshow(SZ(:,:,3));
xlabel('Binary matrix 3');
subplot(3,3,7), imshow(EV(:,:,1));
xlabel('Etal vector 1');
subplot(3,3,8), imshow(EV(:,:,2));
xlabel('Etal vector 2');
subplot(3,3,9), imshow(EV(:,:,3));
xlabel('Etal vector 3');

plot(sr_znach_prizn_po_realiz);
xlabel('Kontroln dopuski');
hold on;
plot(v_dopusk);
plot(n_dopusk);
legend('VD', 'SZ', 'ND');

plot(d,E);
hold on;
area(rab_oblast,E(rab_oblast));
```