

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
СУМСЬКИЙ ДЕРЖАВНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
ЦЕНТР ЗАОЧНОЇ, ДИСТАНЦІЙНОЇ ТА ВЕЧІРНЬОЇ
ФОРМ НАВЧАННЯ
КАФЕДРА КОМП'ЮТЕРНИХ НАУК

ВИПУСКНА РОБОТА

на тему:

**«Інформаційне і програмне забезпечення
інтелектуальної системи діагностування
психоемоційного стану людини»**

**Завідувач
випускової кафедри**

Довбиш А. С.

Керівник роботи

Шелехов І.В.

Студент гр. ІНз-61С

Котенко Д. Ю.

Суми 2020

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
СУМСЬКИЙ ДЕРЖАВНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
ЦЕНТР ЗАОЧНОЇ, ДИСТАНЦІЙНОЇ ТА ВЕЧІРНЬОЇ ФОРМ НАВЧАННЯ
Кафедра комп'ютерних наук

Затверджую _____

Зав. кафедрою Довбиш А.С.

“ _____ ” _____ 2020 р.

ЗАВДАННЯ
до випускної роботи

Студента четвертого курсу, групи ІНз-61С Котенка Дмитра Юрійовича спеціальності “Комп'ютерні науки” заочної форми навчання.

Тема: “ Інформаційне і програмне забезпечення інтелектуальної системи діагностування психоемоційного стану людини”

Затверджена наказом по СумДУ

№ _____ от _____ 2020р.

Зміст пояснювальної записки: 1) аналіз проблеми. постановка задачі дослідження; 2) інформаційно-екстремальна інтелектуальна технологія; 3) розробка інформаційного та програмного забезпечення системи комп'ютерної психодіагностики

Дата видачі завдання “ _____ ” _____ 2020р.

Керівник випускної роботи _____ Шелехов І.В.

Завдання прийняв до виконання _____ Котенко Д.Ю.

РЕФЕРАТ

Записка: 40 стр., 9 рис., 1 додаток, 11 джерел.

Об'єкт дослідження — слабоформалізований процес діагностування психоемоційного стану людини.

Мета роботи — проектування та програмна реалізація системи комп'ютерного діагностування психоемоційного стану людини на основі порівняння її ліво- та правопівкульного портретів з використанням інформаційно-екстремальної інтелектуальної технології (ІЕІТ).

Методи дослідження — метод обробки зображень, інформаційно-екстремальна інтелектуальна технологія.

Результати — розроблено алгоритмічне і програмне забезпечення системи діагностування психоемоційного стану людини на основі порівняння її ліво- та правопівкульного портретів в рамках інформаційно-екстремальної інтелектуальної технології. Програмна реалізація створена за допомогою середовища для наукових та інженерних розрахунків MATLAB.

СИСТЕМА КОМП'ЮТЕРНОЇ ПСИХОДІАГНОСТИКИ,
ІНФОРМАЦІЙНИЙ КРИТЕРІЙ, ЛІВО- ТА
ПРАВОПІВКУЛЬНИЙ ПОРТРЕТ, ІНФОРМАЦІЙНО-
ЕКСТРЕМАЛЬНА ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИЙ ТЕХНОЛОГІЯ.

ЗМІСТ

ВСТУП	5
1 АНАЛІЗ ПРОБЛЕМИ. ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ ДОСЛІДЖЕННЯ	6
1.1 Аналітичний огляд методів комп'ютерної психодіагностики	6
1.2 Метод відбору інформативних ознак на цифрових зображеннях	10
1.3 Постановка задачі	18
2 ІНФОРМАЦІЙНО-ЕКСТРЕМАЛЬНА ІНТЕЛЕКТУАЛЬНА ТЕХНОЛОГІЯ	20
2.1 Основні принципи, концепція та визначення ІЕІ-технології	20
2.2 Математична модель навчання	22
3 РОЗРОБКА ІНФОРМАЦІЙНОГО ТА ПРОГРАМНОГО ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ СИСТЕМИ КОМП'ЮТЕРНОЇ ПСИХОДІАГНОСТИКИ	25
3.1 Формування навчальної матриці	25
3.2 Алгоритм оптимізації параметрів функціонування системи комп'ютерної психодіагностики в рамках ІЕІ-технології	26
3.3 Короткий опис програмної реалізації алгоритму	28
3.4 Результати моделювання	30
ВИСНОВКИ	34
СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ	35
ДОДАТОК	36

ВСТУП

Психологічні тести знайомі, напевно, кожному. Сьогодні їх можна знайти в Інтернеті, в газетах, журналах і книгах. Таке самостійне тестування, безумовно, захоплююче, але відповідати дійсності найчастіше не може. Психодіагностика ж - це чітко спланована обстеження, що складається з консультацій, опитувань і ретельно підібраних один до одного цільових тестових методик, які дозволяють розпізнати індивідуальні психологічні особливості людини і визначити подальші перспективи розвитку.

Можливо, останнім часом Ви стали забудькуваті або розсіяні, а може бути, стали відчувати дратівливість або стурбованість з приводу і без? Може, замислюєтеся про вибір роботи і хочете краще пізнати себе? А можливо, зіткнулися з нерозумінням, труднощами у відносинах з близькими людьми або в колективі?

У всіх цих життєвих ситуаціях Вам може допомогти психодіагностичне дослідження. У клінічному центрі ви можете пройти:

- діагностику психічного розвитку (відповідність віковим нормам розвитку пам'яті, уваги, інтелекту тощо);
- діагностику емоційних станів (тривожності, агресії тощо);
- діагностику особистості;
- діагностику психофізіологічних особливостей (типу темпераменту, працездатності тощо) і інше.

Крім того, ви можете отримати висновок за результатами психодіагностичного дослідження для різних установ і комісій.

1 АНАЛІЗ ПРОБЛЕМИ. ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ ДОСЛІДЖЕННЯ

1.1 Аналітичний огляд методів комп'ютерної психодіагностики

Останнім часом з розвитком науки і техніки спостерігається тенденція до вдосконалення технологій отримання нових знань у всіх областях людського пізнання. Потрібно більш об'єктивно підходити до досліджень знань, які накопичені людством і людиною зокрема. Обробка великої кількості інформації без підручних засобів стала для людини неможливою. Тепер на допомогу прийшли комп'ютери, але постало нове завдання - створення універсальних програм, які змогли б зберігати, якісно і швидко обробляти інформацію, що надходить, а також представляти її у вигляді, зручному для сприйняття людиною. Все більше використання комп'ютерів в психодіагностику дозволяє автоматизувати і, таким чином, спростити ту складну процедуру, яку використовують психологи, викладачі, роботодавці та інші при створенні самих тестів, а також при аналізі результатів тестування. Тим самим, виділяється ряд найважливіших переваг використання комп'ютерних технологій в психологічних дослідженнях. По-перше, це автоматизація, як самого процесу тестування, так і зберігання даних в будь-якої необхідної формі, чим забезпечується можливість статистичного аналізу. По-друге, це робота з практично необмеженим обсягом даних. По-третє, можливість використовувати величезний математичний апарат. Автоматизований підрахунок показників багатьох видів тестів, включаючи особистісні опитувальники типу стандартизованих самозвітів, доступний користувачам вже протягом декількох десятиліть. Більшість комп'ютерних програм виконують також типовий статистичний аналіз, представляючи таку додаткову інформацію, як різні типи похідних показників, інтервали показників в одиницях SEM і профілі показників. Описові висновки (що носять рекомендаційний характер) представляють собою більш тонке застосування машинної технології до складання звітів і використання тестових даних. По суті, ці програми працюють з великими базами даних у вигляді

якісних інтерпретує тверджень, прив'язаних до певних рівнях або паттернам кількісних показників. Крім економії часу клініциста, ця процедура має і іншими перевагами. Комп'ютер може методично і послідовно вести пошук інформації в набагато більш широкою базі даних, ніж це міг би зробити будь-який клініцист поодинці; він також здатний безпомилково застосовувати до актуарних даних більш складні правила відбору інтерпретує тверджень, і, нарешті, він дозволяє вводити в процес підготовки висновку інші доречні змінні, такі як демографічні дані з різних нормативних сукупностей. Безперечно, потенційний внесок комп'ютерів в область психологічної оцінки виглядає вражаюче. Однак більша частина цього потенціалу тільки починає освоюватися. Наприклад, застосування розгалужених процедур і адаптивного тестування, переваги яких зараз широко визнані в області тестування здібностей, тільки починає проникати в сферу тестування особистості і поки що не привело до створення інструментів, придатних для клінічного використання. З іншого боку, комп'ютерні технології привели до створення і швидкому поширенню безлічі нових інструментів для оцінки когнітивного функціонування, які вже використовуються в клінічній нейропсихології, а також в області оцінки недостатньою специфічною здатності до навчання і розладів уваги. У майбутньому навряд чи варто сподіватися на те, що адекватну оцінку нейрокогнітивного функціонування можна буде отримати виключно засобами комп'ютеризованого тестування. Проте комп'ютери вже зараз роблять можливим більш точно варіювання умов пред'явлення завдання випробуваного, з тим щоб оцінити виконання її різних компонентів. Крім того, вони дозволяють реєструвати і оцінювати параметри реакцій (наприклад, розподіл відповідей у часі) способами, застосування яких неможливо при проведенні бланкових або навіть індивідуальних тестів. MicroCog - приклад комп'ютеризованого комплексу, призначеного для скринінгу щодо можливих ознаками порушення когнітивних функцій у дорослих людей. MicroCog складається з 18 субтестів в таких областях, як зовнішня і внутрішня увагу, пам'ять, міркування і обчислення, оперування просторовими образами і час

реакції розроблених з максимальним використанням унікальних можливостей комп'ютерних технологій.

Потенційні області застосування цього відносно швидкого і недорогого тесту включають оцінку когнітивного зниження у літніх людей (в діапазоні від легкого до помірного рівнів) і моніторинг пізнавальної діяльності працівників, які можуть піддаватися шкідливим для організму впливам; його також можна використовувати і для інших цілей, перш за все там, де потрібна точна оцінка нейрокогнітивних змін. Було розроблено багато інших нових інструментів для оцінки окремих функцій, і, без сумніву, їх стане ще більше в найближчому майбутньому. Серед найперших тестів цієї групи є кілька тестів безперервної діяльності, таких як тест параметрів уваги, який доступний користувачам як у слуховому, так і в зоровому варіантах. До додаткових прикладів відносяться тест безперервної стежить діяльності та слуховий тест послідовного складання в заданому темпі; обидва містять мультимедійні комплекти програмного забезпечення, що дозволяють оцінювати увагу в зоровій та слуховій модальності. З іншого боку, то комп'ютери мають ще й потенційними можливостями в плані інтеграції даних з багатьох джерел, включаючи всі види наявних тестів, історії хвороби і дані безпосереднього спостереження за поведінкою. Хоча, ймовірно, і можна було б зрадити комп'ютера виконувану клініцистом функцію синтезування даних за індивідуальним нагоди, але необхідна для розробки і підтримки таких інтеграційних програм комп'ютеризована база даних поки що відсутня. Психологічні тести, випередивши виникнення комп'ютерів, чекали і дочекалися їх появи. Комп'ютери дозволяють моделювати клініко-психологічні дослідження, проведені фахівцем з допомогою не іншу людину, а технічних засобів. З огляду на безупинно зростаючі можливості комп'ютерів в обчисленнях, логічних операціях, пам'яті, швидкодії, можна відзначити, що ті обмеження, які існували в методологічному апараті психологічних тестів і були пов'язані з обмеженими можливостями людини, знімаються. У міру розвитку комп'ютерів можливий вихід за межі власне тестового методу і поступовий

рух в сторону моделювання все більш і більш повних форм клініко-психологічного методу. Якщо уявити шкалу вдосконалення можливостей комп'ютерів, то в міру руху по цій шкалі ми можемо з їх допомогою наблизитися до більш і більш до повного моделювання клініко-психологічного психодіагностичного дослідження. Можна сказати, що одне з рухів психодіагностики здійснюється вгору по гвинтових спіралі: від клініко-психологічного методу до патопсихологічного, від нього до тестового і від останнього через комп'ютерну психодіагностику знову до клініко-психологічного методу. Вже зараз чітко виявляється прогресивна еволюція комп'ютерної психодіагностики. На перших етапах комп'ютери використовувалися для обчислення шкальних оцінок і спеціальних числових індексів, а також графічного представлення (профілів). Стала доступною текстова інтерпретація результатів тестування, тобто власне психодіагностичний висновок. Однак перші варіанти інтерпретації носили істотно схематичний характер, використовували найпростіші логічні процедури переходу від числових оцінок до психологічним характеристикам. Потрібно мати на увазі, що в цих сучасних додатках тестування зустрічається чимало підводних каменів. Більшість доступних користувачам систем машинної інтерпретації тестів об'єднують в собі клінічні та статистичні методи. Специфічна суміш кількісних даних і клінічних оціночних суджень відрізняється від системи до системи, так само як різниться технічну якість баз даних і клінічне якість суджень. Крім того, інформація, необхідна для оцінки конкретної системи, часто виявляється недоступною внаслідок заходів з охорони власності фірми-виробника. Швидше за все, саме відсутність необхідної технічної інформації викликало широку стурбованість можливим неправильним використанням програм машинної інтерпретації тестів. Деякі програми вже відповідають відповідним науковим і професійним стандартам або переробляються в даний час для досягнення цієї мети. Відомостей про якість ряду програм взагалі немає, вони ніколи не рецензувалися кваліфікованими фахівцями; і незрівнянно більшу їх кількість явно

переоцінюється внаслідок неперевірених заяв у виданнях рекламного характеру. Перші інструктивні матеріали з оцінки та використання послуг машинної інтерпретації були опубліковані Американською психологічною асоціацією в 1986 р .; перероблені положення цих інструкцій і доповнення до них включаються в нові стандарти тестування, робота над якими ведеться в даний час.

1.2 Метод відбору інформативних ознак на цифрових зображеннях

Розглядається проблема скорочення простору ознак в завданнях розпізнавання на зображеннях і пропонується метод її рішення. Метод дозволяє скоротити кількість ознак, необхідних для вирішення конкретного завдання розпізнавання, від декількох сотень тисяч ознак (пікселів початкового зображення) до декількох десятків або сотень ознак.

Розроблений метод складається з 3 етапів. На першому етапі для кожного зображення з повчальної вибірки робиться розрахунок двовимірних полів ознак (наприклад, результатів обробки просторовими фільтрами, спектральних полів) і на цих полях реалізується попередній відбір ознак за критерієм співвідношення загальної і середньої внутрішньокласової дисперсії. Далі відбір здійснюється шляхом перебору різних комбінацій (методом послідовного приєднання і відкидання ознак) з використанням критерію конкретного завдання розпізнавання, для вирішення якої відбираються ознаки. На останньому етапі вибрані комбінації ознак тестуються на контрольній вибірці зображень, і остаточно приймається рішення про вибір набору ознак для використання при розпізнаванні.

Пропонований метод був успішно апробований при відборі ознак для реалізації у рамках програмно-дослідницької системи розпізнавання особи на зображеннях документів.

Вибір ознак є необхідним етапом при побудові систем класифікації. Вдале рішення цієї задачі забезпечує як зниження розмірності вектору вимірів і опису об'єктів, так і підвищення ефективності системи класифікації в цілому.

Нехай уся безліч зображень Ω у базі даних (вибірці зображень, використовуваний для відбору ознак) підрозділяється на групи (класи) :

$$\Omega = \bigcup_{i=0}^{L-1} \Omega_i, \quad \text{кожен клас } \Omega_i \text{ складається з } N_i \text{ зображень } X^{(n,i)}; \quad \Omega_i = \bigcup_{n=0}^{N_i-1} X^{(n,i)}.$$

Кожне цифрове зображення можна розглядати як безліч числових ознак, заданих в просторі, розмірність якого визначається числом пікселів зображення. Проте класифікація об'єктів (зображень) в такому просторі практично неможлива внаслідок ряду причин. По-перше, представлення зображення є надмірним, ознаки виявляються сильно залежними. По-друге, навчання багато параметричних класифікаторів для великої розмірності ознак вимагає значних ресурсів (тимчасових, об'єму повчальної вибірки і так далі), причому якість таких класифікаторів при реальному застосуванні може не задовольняти заданим вимогам. По-третє, пошук зображення у великих базах даних з використанням великого числа ознак зажадає не виправдано великих обчислювальних ресурсів. При перетворенні зображення в інший простір без зниження його розмірності (наприклад, шляхом спектрального перетворення) ці проблеми зберігаються.

Таким чином, потрібне скорочення признакового простору шляхом відбору найбільш інформативних ознак, що забезпечують необхідні часові і якісні характеристики інформаційної системи, що розробляється.

Вибір ознак може здійснюватися без урахування зв'язку з якістю класифікації, коли ознаки вибираються, виходячи з мінімізації (максимізації) деякого критерію [1]. Прийнятнішою є процедура відбору ознак з використанням межі Чернова або відстані Бхатачарія, проте застосовність цих критеріїв обмежується довкола завдань з відомою щільністю вірогідності [2]. У разі відомих розподілів ознак можна також використовувати поняття дивергенції і ентропії [3]. У тому випадку, коли розподіли ознак для класів є невідомими, найкращим вибором є очевидний критерій вірогідності помилки класифікації, що оцінюється безпосереднім чином.

Для відбору інформативних ознак, що забезпечують рішення задачі розпізнавання, в справжній роботі пропонується метод, що складається з трьох етапів. На першому етапі робиться попередній відбір ознак, на другому етапі з використанням методу приєднання - відкидання формуються найбільш інформативна безліч ознак. На третьому етапі з використанням критерію класифікації вибирається одно або декілька безлічі ознак, що забезпечують найбільш ефективне рішення задачі класифікації.

У представлених нижче розділах приводиться опис кожного з етапів пропонованого методу.

I. Попередній відбір інформативних ознак (перший етап відбору)

Попередній відбір інформативних ознак заснований на дисперсійному аналізі і дозволяє понизити розмірність признакового простору з декількох сотень тисяч ознак (значень пікселів) до декількох десятків або сотень ознак. Загальна схема інформаційної технології попереднього відбору інформативних ознак показана на рис. 1.1.

Вхідними даними для технології є база цих зображень з відповідною семантичною інформацією, що визначає номер класу, до якого належить зображення. Згідно технології спочатку кожне вхідне зображення $X^{(x,l)}$ перетвориться в зображення $X_{Xnorm}^{(n,l)}$, шляхом яскравісної нормалізації і приведення до фіксованого розміру. Далі для кожного нормалізованого зображення обчислюються поля ознак $Y^{(n,l,i)}$, $0 \leq i < I - 1$ розмірами $VerSize^{(i)} \times HorSize^{(i)}$, де i - номер признакового поля, I - кількість використовуваних типів ознак. В якості ознак можуть використовуватися як локальні (обчислювані в ковзаючому вікні по зображенню результати суверток із заздалегідь розрахованими імпульсними характеристиками, статистичні моменти, геометричні, текстури ознаки та ін.), так і глобальні - компоненти спектральних розкладань зображення.

Для усіх типів ознак обчислюються поля відношень загальної (по усіх полях ознак одного типу) дисперсії і середньої внутрішньокласової дисперсії:

$$R^{(i)}(v, h) = D^{(i)}(v, h) / D_{\Sigma}^{(i)}(v, h),$$

де

$$D_{\Sigma}^{(i)}(v, h) = \frac{1}{L} \sum_{i=0}^{L-1} D_i^{(i)}(v, h) \quad - \text{ середня внутрішньокласова дисперсія,}$$

$$M^{(l,i)}(v, h) = \frac{1}{N_i} \sum_{n=0}^{N_i-1} Y^{(n,l,i)}(v, h), \quad - \text{ поля внутрішньокласових середніх}$$

$$D^{(l,i)}(v, h) = \frac{1}{N_i} \sum_{n=0}^{N_i-1} \left(Y^{(n,l,i)}(v, h) - M^{(l,i)}(v, h) \right)^2 \quad \text{значень і дисперсій,}$$

$$M^{(i)}(v, h) = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{n=0}^{N_i-1} Y^{(n,l,i)}(v, h), \quad - \text{ поля загальних середніх значень і}$$

$$D^{(i)}(v, h) = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{n=0}^{N_i-1} \left(Y^{(n,l,i)}(v, h) - M^{(i)}(v, h) \right)^2 \quad \text{дисперсій,}$$

$$N = \sum_{i=0}^{L-1} N_i \quad - \text{ кількість зображень у базі (вибірці).}$$

Відповідно до теорії однофакторного дисперсійного аналізу до найбільш «корисних» ознак відносяться ті, дисперсія яких усередині класу істотно менша, ніж дисперсія по усіх можливих об'єктах. Отже, необхідно вибрати максимальні значення на полях відношень дисперсій $R^{(i)}(v, h)$, т. е. визначити індекси вибраних значень, які використовуватимуться для розрахунку ознак при подальшому розпізнаванні.

Якщо поле ознак $Y^{(n,l,i)}$ є спектральним зображенням, то вибрані відліки можуть знаходитися на будь-якій відстані один від одного, оскільки є незалежними. У випадку якщо поле ознак отримане шляхом локальної просторової фільтрації, то в якості шуканих повинні братися відліки, які є локальними екстремумами (максимумами) полів відношень дисперсій, визначуваними в квадратному вікні. Відмітимо, що кількість визначуваних екстремумів $K^{(i)}$ і розмір вікна є параметрами методу. Таким чином, визначаються і зберігаються масиви індексів екстремумів.

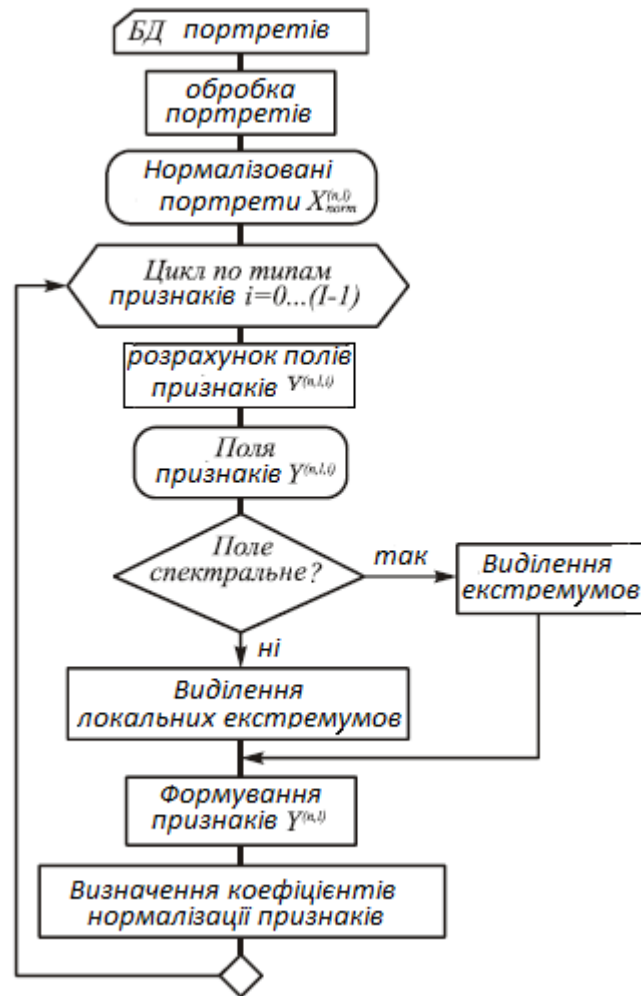


Рисунок 1.1 - Схема попереднього відбору інформативних ознак

З використанням збережених індексів з полів ознак $Y^{(n,l,i)}$ формується масив векторів ознак

$$\mathbf{Y}^{(n,l)} = \left\{ Y^{(n,l,i)}(k) \right\}_{k=0}^{K-1}, \quad \text{де} \quad K = \sum_{i=0}^{l-1} K^{(i)}$$

- загальне число заздалегідь відібраних ознак. По масиву векторів ознак розраховуються коефіцієнти нормалізації ознак:

$$a(k) = \frac{1}{\sqrt{D(k)}}, \quad b(k) = -\frac{M(k)}{\sqrt{D(k)}}$$

$$\text{де} \quad M(k) = \frac{1}{N} \sum_{l=0}^{L-1} \sum_{n=0}^{N_l-1} Y^{(n,l,i)}(k), \quad D(k) = \frac{1}{N} \sum_{l=0}^{L-1} \sum_{n=0}^{N_l-1} \left(Y^{(n,l,i)}(k) - M(k) \right)^2$$

- середнє значення і дисперсія кожної відібраної ознаки.

Таким чином, формується проміжний набір ознак, з використанням якого робиться остаточний відбір ознак, орієнтованих на рішення конкретної задачі розпізнавання (пошуку зображення у базі даних, ідентифікації). Для остаточного відбору повинна використовуватися інша повчальна вибірка (більша, ніж для попереднього відбору), оскільки далі відбір ознак робиться не безпосередньо по зображеннях, а по розрахованому масиву векторів ознак.

II. Формування великих кількостей інформативних ознак (другий етап відбору)

Сформований на першому етапі набір ознак (визначуваний набором індексів пікселів на полях ознак, що розраховуються по заданих алгоритмах) є сильно надмірним, проте він може служити основою для подальшого відбору ознак.

Мета другого етапу відбору ознак - знайти різні варіанти комбінацій ознак, що забезпечують найкращі результати класифікації для різних типів класифікаторів і критеріїв класифікації.

Повний перебір усіх можливих комбінацій ознак є завданням (при апріорі не заданій кількості відібраних ознак загальне число комбінацій складає $2^k - 1$, де K - кількість відібраних на першому етапі ознак), що практично не реалізовується. Тому в справжній роботі замість повного перебору пропонується комбінація алгоритмів послідовного приєднання і послідовного відкидання ознак. Таким чином, відбір ознак на другому етапі складається з наступних кроків:

1. Для заданої повчальної вибірки зображень розраховується масив векторів ознак (відповідно до першого етапу);
2. Задається вид класифікатора і критерій класифікації;
3. Реалізується алгоритм послідовного приєднання ознак. Для кожної з ознак навчається класифікатор і розраховується значення критерію. За критерієм вибирається найкраща ознака, далі розглядаються усі комбінації двох ознак (одина з яких фіксована), визначається і фіксується найкраща за критерієм пара і так далі. Процес триває до тих пір, поки значення критерію

не почне зменшуватися (настає «перенавчання» класифікатора - число ознак занадто велике для цієї повчальної вибірки), або значення критерію стає постійним на деякій кількості (наприклад, п'яти) останній зафіксованій вибраній безлічі ознак.

4. Для відібраної безлічі ознак реалізується алгоритм послідовного відкидання ознак. Якщо відібрано K ознак, то спочатку розглядаються усі можливі комбінації з $K - 1$ ознаки. Для кожної комбінації навчається класифікатор, розраховується значення критерію, вибирається і фіксується найкраща за критерієм комбінація, т. е. відкидається «непотрібний» ознака. Далі процес триває доки не залишиться апріорі задана мала кількість ознак, що свідомо не забезпечує необхідну якість класифікації.

5. Кроки 2-4 повторюються для різних видів класифікаторів і критеріїв класифікації.

Таким чином, для різних видів класифікаторів і критеріїв класифікації формуються по дві залежності значення критерію класифікації від числа ознак, при цьому кожному числу ознак відповідає конкретна безліч ознак. Проте некоректно вибирати найкращий набір ознак, орієнтуючись тільки на результати навчання, оскільки набір ознак, що показав краще значення критерію при навчанні, може дати гірші результати при застосуванні на контрольній вибірці.

III. Остаточний відбір ознак (третьій етап відбору)

Порівняно невелике число безлічі ознак (декілька десятків), отриманих на другому етапі, дозволяє провести повноцінне моделювання з метою остаточного відбору ознак. При цьому замість повчальної вибірки повинні використовуватися еталонна і контрольна вибірка, об'єм яких визначається необхідною достовірністю отримуваних результатів класифікації. При цьому еталонна вибірка може перетинатися або повністю співпадати з повчальною, а контрольна вибірка повинна включати як нові зображення класів, що входять в еталонну вибірку, так і зображення нових класів.

Відбір ознак на третьому етапі складається з наступних кроків:

1. Для заданих еталонній і контрольній вибірок зображень розраховуються масиви векторів ознак.

2. Розглядається уся (чи з деяким кроком по кількості ознак - наприклад, послідовно 5, 10, 15, 20 ознак) безліч ознак, отримана на другому етапі відбору ознак. При цьому для кожної множини відомий вид класифікатора і критерію класифікації, при яких ця множина була відібрана. Для кожної такої множини робиться навчання класифікатора (якщо результати не збережені) і тестування з використанням еталонної і контрольної вибірок.

3. Остаточо вибираються одно (чи декілька, якщо необхідно) безліч ознак, виходячи з результатів тестування і вживаного критерію класифікації.

IV. Застосування розробленого методу

Викладений в справжній роботі метод був успішно застосований при відборі ознак для створення системи розпізнавання особи по фото зображенню особи. В результаті дослідження різних типів ознак (імовірнісних, геометричних, спектральних ознак) були відібрані локальні статистичні ознаки (моменти початкових порядків, розраховані по певних локальних областях), а також ряд спектральних ознак (що розраховуються на основі перетворення Хартлі). Центри локальних областей, знайдені за допомогою пропонованого методу відбору ознак, показані на рис. 1.2.

Відмітимо, що використання розглянутого в справжній роботі методу відбору ознак дозволило досягти в системі розпізнавання особи по фото зображенню обличчя вірогідності вірного пізнавання $P_{11} = 0,926$, вірогідність вірного відсіювання $P_{00} = 0,966$ при використанні класифікатора по відстані Махаланобиса, заснованого на стратегії Неймана-Пірсона ($P_{11} \rightarrow \max$ при обмеженні на вірогідність помилкового виявлення $P_{01} < 0.05$). Розмір бази даних при проведенні експериментів складав 4800 зображень.

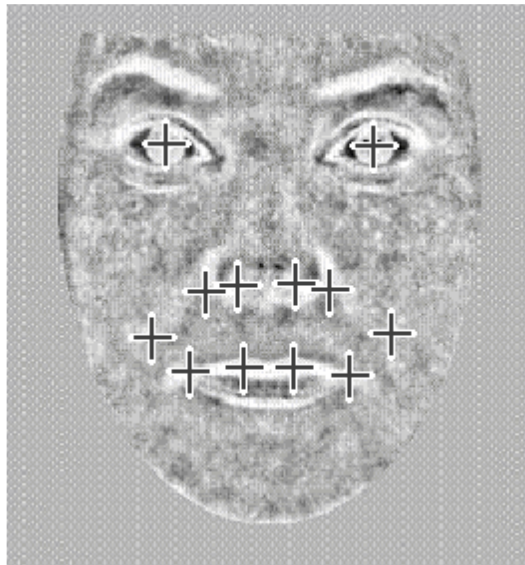


Рисунок 1.2 - Области для розрахунку ознак (області для розрахунку локальних ознак позначені хрестиками)

У роботі запропонований трьох етапний метод відбору інформативних ознак, заснований на розрахунку як локальних, так і глобальних ознак, використанні алгоритму приєднання - відкидання ознак і критеріїв класифікації.

Запропонований метод був використаний при створенні системи розпізнавання особи по фото зображенню особи, де показав свою ефективність.

1.3 Постановка задачі

Аналітичний огляд технологій комп'ютерної психодіагностики доводить актуальність практичної задачі застосування елементів сучасних інтелектуальних методів аналізу даних з метою підвищення ефективності і оперативності діагностування.

В роботі запропоновано інформаційно-екстремальна інтелектуальна модифікація технології відео-комп'ютерної психодіагностики та корекції. Таким чином основними завданнями роботи є:

- 1) формування вхідного математичного опису системи інформаційно-екстремальної інтелектуальної оцінки психоемоційного стану людини;

- 2) розробка математичної моделі навчання системи
- 3) визначення різноманітності між право та лівопівкульними портретами особи, що діагностується, з використанням інформаційних мір інформаційно-екстремальної інтелектуальної технології;
- 4) розробка та програмна реалізація алгоритмів навчання інтелектуальної системи;
- 5) перевірка працездатності інтелектуальної системи з використанням зображень пацієнтів, що проходять процедуру психокорекції.

2 ІНФОРМАЦІЙНО-ЕКСТРЕМАЛЬНА ІНТЕЛЕКТУАЛЬНА ТЕХНОЛОГІЯ

2.1 Основні принципи, концепція та визначення ІЕІ-технології

Наведемо основні визначення, що використовує ІЕІ-технологія.

Клас або образ X_k^0 – це відображення характеристик або ознак k -тої групи подібних об'єктів, що розпізнаються, або реалізацій класу.

Множина класів формують алфавіт класів розпізнавання $\{X_k^0 | k = \overline{1, M}\}$, де M – потужність алфавіту. Множина ознак або словник формує простір ознак розпізнавання Ω , в якому клас визначається як область $X_k^0 \subset \Omega$. Множина реалізацій кожного класу формує його навчальну вибірку $\{Y_{k,i}^{(j)} | k = \overline{1, M}, i = \overline{1, N}, j = \overline{1, n}\}$, де N – потужність словника ознак, n – об'єм вибірки.

ІЕІ-технологія для відтворення вирішальних правил класів розпізнавання в процесі навчання використовує редуційований бінарний простір ознак розпізнавання Ω_B , в якому ознаки здані приймати значення 0 або 1. Метрикою такого простору є кодова відстань:

$$d(x_1, x_2) = \sum_{i=1}^N (x_{1,i} \oplus x_{2,i}) \quad (2.1)$$

де $x_{1,i}$ – i -та координата бінарного вектору $x_1 \in \Omega_B$; $x_{2,i}$ – i -та координата бінарного вектора $x_2 \in \Omega_B$; \oplus – операція складання за модулем два.

Для переходу з простору ознак Ω до Ω_B застосовується механізм системи контрольних та нормованих допусків на ознаки розпізнавання. Поля нормованого і контрольного допусків для i -тої ознаки розпізнавання складаються з верхнього і нижнього допусків, які задаються шляхом визначення центру поля допусків та його ширини $\{\delta_{H,i} | i = \overline{1, N}\}$ для нормованих та $\{\delta_{K,i} | i = \overline{1, N}\}$ для контрольних допусків. Центр поля обчислюється як математичне сподівання значень ознак розпізнавання одного з класів, що визначається як базовий X_1^0 . Ширина поля нормованих допусків

$\{\delta_{H,i} | i = \overline{1, N}\}$ визначається за максимальним відхилення значення ознаки від центру поля. Контрольні допуски включають значення ознаки з імовірністю $0 < p_i < 1$ за умови, що реалізація відноситься до базового класу X_1^0 . При цьому виконується нерівність $|\delta_{K,i}| \leq |\delta_{H,i}|$ і система контрольних допусків є сталою для всіх класів алфавіту.

Після формування та застосування системи контрольних допусків навчальна вибірка $\{Y_{k,i}^{(j)} | k = \overline{1, M}, i = \overline{1, N}, j = \overline{1, n}\}$ перетворюється на бінарну навчальну вибірку $\{X_{k,i}^{(j)} | k = \overline{1, M}, i = \overline{1, N}, j = \overline{1, n}\}$. Реалізаціями класу X_k^0 в такій вибірці є структурований бінарний вектор $x_k^{(j)} = \langle x_{k,1}^{(j)}, \dots, x_{k,i}^{(j)}, \dots, x_{k,N}^{(j)} \rangle$, де $x_{m,i}^{(j)}$ – i -та координата вектору, яка приймає значення 1, якщо значення i -ї ознаки належить полю контрольних допусків $\delta_{K,i}$, або 0, якщо значення виходить за верхній або нижній допуск цього поля.

Основною задачею етапу навчання за ІЕІ-технологією є формування вирішальних правил всіх класів в просторі Ω_B , за бінарною навчальною вибіркою $\{X_{k,i}^{(j)}\}$ деяким оптимальним в інформаційному розумінні способом, що на етапі екзамену забезпечить прийняття рішень з наближеною до максимальної асимптотичної достовірністю. Такі правила формуються у вигляді роздільних гіперсфер, для яких в процесі навчання визначаються центр і радіус.

Центр роздільної гіперсфери або еталонний вектор $x_k = \langle x_{k,1}, \dots, x_{k,i}, \dots, x_{k,N} \rangle$ – це математичне сподівання бінарних реалізацій класу X_k^0 .

Радіус роздільної гіперсфери формується за ітераційною процедурою $d_k^* = \arg \max_{\{d\}} E_k^{(d)}$, де $d = \overline{0, N}$ – множина радіусів гіперсфери, $E_k^{(d)}$ – значення критерію оптимізації, що характеризують функціональну ефективність роздільної гіперсфери з параметрами $\tilde{\mathfrak{R}}_k = (x_k, d_k^*)$.

Як критерій оптимізації процесу навчання системи за ІЕІ-технологією використовується інформаційний статистичний критерій, який є природною мірою подібності (або різноманітності) класів і при цьому сформований у вигляді функціоналу від асимптотичних точносних характеристик.

При цьому функціональними параметрами вважається будь-яка характеристика системи, яка безпосередньо або опосередковано впливає на функціональну ефективність системи. В цій роботі функціональними параметрами є геометричні параметри роздільних гіперсфер і ширина поля контрольних допусків.

На відміну від класичних методів розпізнавання образів ІЕІ-технологія приймає гіпотезу нечіткої компактності розпізнавання образів, тобто дозволяє роздільним гіперсферам $\tilde{\mathfrak{R}}^{|M|} = \{x_k, d_k^*\}$ перетинатися в просторі Ω_B при виконанні таких умов:

$$\begin{aligned}
 & 1) \left(\forall X_m^o \in \tilde{\mathfrak{R}}^{|M|} \right) [X_m^o \neq \emptyset]; \\
 & 2) \left(\exists X_k^o \in \tilde{\mathfrak{R}}^{|M|} \right) \left(\exists X_l^o \in \tilde{\mathfrak{R}}^{|M|} \right) [X_k^o \neq X_l^o \rightarrow X_k^o \cap X_l^o \neq \emptyset]; \\
 & 3) \left(\forall X_k^o \in \tilde{\mathfrak{R}}^{|M|} \right) \left(\forall X_l^o \in \tilde{\mathfrak{R}}^{|M|} \right) [X_k^o \neq X_l^o \rightarrow \text{Ker} X_k^o \cap \text{Ker} X_l^o = \emptyset]; \\
 & 4) \bigcup_{X_k^o \in \tilde{\mathfrak{R}}} X_k^o \subseteq \Omega_B; \quad k \neq l; k, l = \overline{1, M}.
 \end{aligned} \tag{2.2}$$

2.2 Математична модель навчання

Математична модель у вигляді діаграми відображення множин, задіяних в процесі навчання за базовим алгоритмом у рамках ІЕІ-технології, для апіорно нечіткого розбиття має вигляд, показаний на рис. 2.1

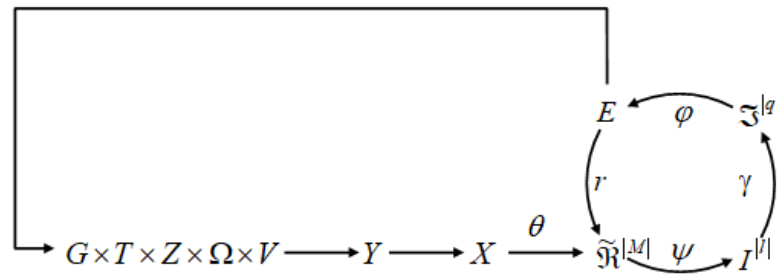


Рисунок 2.1 – Діаграма відображення множин за базовим алгоритмом навчання

На рис.2.1 прийнято такі позначення:

G – простір вхідних сигналів (факторів), які діють на систему;

T – множина моментів часу зняття інформації;

Ω – простір ознак розпізнавання;

Z – алфавіт класів розпізнавання;

V – множина типів вирішальних правил;

$\Phi: G \times T \times \Omega \times Z \rightarrow Y$ – оператор формування вибіркової множини Y .

Y – вибіркова множина;

X – вибіркова множина, яка утворює бінарну навчальну вибірку;

$U: E \rightarrow G \times T \times \Omega \times Z \times V$ – оператор, що регламентує процес навчання і дозволяє оптимізувати параметри його плану, які визначають, наприклад, обсяг і структуру випробовувань, черговість розгляду класів розпізнавання та інше.

Застосуємо оператор θ допустимих перетворень вхідного математичного опису системи в бінарному просторі ознак Ω_B з метою нечіткої факторизації простору ознак: $\theta: Y \rightarrow \tilde{\mathfrak{R}}^{|M|}$. Нехай оператор класифікації $\psi: \tilde{\mathfrak{R}}^{|M|} \rightarrow I^{|l|}$ перевіряє основну статистичну гіпотезу про належність реалізацій $\{x_m^{(j)} | j = \overline{1, n}\}$ класу X_k^o , де $I^{|l|} = \{\gamma_1, \gamma_2, \dots, \gamma_l\}$ – множина гіпотез. Оператор $\gamma: I^{|l|} \rightarrow \mathfrak{Z}^{|q|}$ шляхом оцінки статистичних гіпотез формує множину точнісних характеристик $\mathfrak{Z}^{|q|}$, де $q = l^2$ – кількість точнісних характеристик. Оператор ϕ :

Оператор $\varphi: \mathfrak{Z}^{|\mathcal{Q}|} \rightarrow E$ обчислює множину значень інформаційного КФЕ, який є функціоналом точнісних характеристик. Контур оптимізації геометричних параметрів розбиття $\tilde{\mathfrak{R}}^{|\mathcal{M}|}$ шляхом пошуку максимуму КФЕ навчання розпізнаванню реалізацій класу X_k^o замикається оператором $r: E \rightarrow \tilde{\mathfrak{R}}^{|\mathcal{M}|}$.

Для оцінки функціональної ефективності системи використовується ентропійна міра Шеннона (2.3)

$$\begin{aligned}
 E_m^{(k)} = & 1 + 0.5 \left(\left(\frac{D_1^{(k)}}{D_1^{(k)} + \beta^{(k)}} \right) \log_2 \left(\frac{D_1^{(k)}}{D_1^{(k)} + \beta^{(k)}} \right) + \right. \\
 & + \left(\frac{\beta^{(k)}}{D_1^{(k)} + \beta^{(k)}} \right) \log_2 \left(\frac{\beta^{(k)}}{D_1^{(k)} + \beta^{(k)}} \right) + \\
 & + \left(\frac{\alpha^{(k)}}{D_2^{(k)} + \alpha^{(k)}} \right) \log_2 \left(\frac{\alpha^{(k)}}{D_2^{(k)} + \alpha^{(k)}} \right) + \\
 & \left. + \left(\frac{D_2^{(k)}}{D_2^{(k)} + \alpha^{(k)}} \right) \log_2 \left(\frac{D_2^{(k)}}{D_2^{(k)} + \alpha^{(k)}} \right) \right)
 \end{aligned} \tag{2.3}$$

де $\alpha^{(k)}, \beta^{(k)}, D_1^{(k)}, D_2^{(k)}$ – точнісні характеристики системи, k – крок навчання.

3 РОЗРОБКА ІНФОРМАЦІЙНОГО ТА ПРОГРАМНОГО ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ СИСТЕМИ КОМП'ЮТЕРНОЇ ПСИХОДІАГНОСТИКИ

3.1 Формування навчальної матриці

Навчальні матриці формуються з врахуванням специфіки технології відео-комп'ютерної психодіагностики та корекції. Згідно цієї технології для оцінки психоемоційного стану пацієнту необхідно сформувати та порівняти лівопівкульний та правопівкульний портрет пацієнта. Для формування цих портретів фотографія пацієнта розділяється на дві половини праву та ліву, кожна з них відображається дзеркально по лінії симетрії та поєднується зі своїм оригіналом (Рис. 3.1).

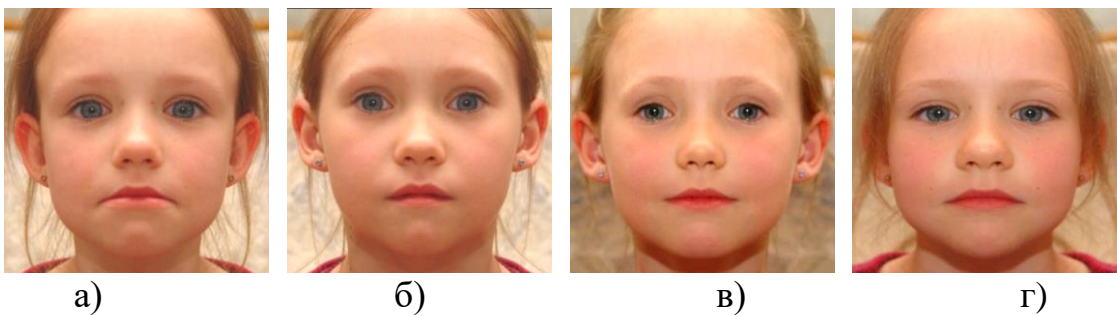


Рисунок 3.1 - Портрети, що використовуються при психодіагностиці:

- а) правопівкульний портрет до психокорекції; б) лівопівкульний портрет до психокорекції; в) правопівкульний портрет після психокорекції; г) лівопівкульний портрет після психокорекції

Оскільки ліва половина зображення (рис. 3.1) повністю дублює значення ознак розпізнавання правої половини, то її ознаки не є інформативними. Таким чином, при порівнянні портретів достатньо використовувати лише одну з таких половин (Рис. 3.2).

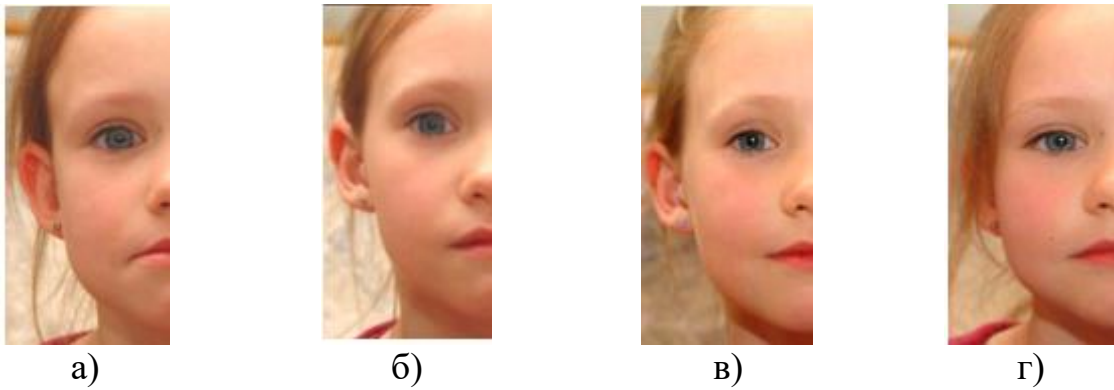


Рисунок 3.2 – Частинні портрети, що використовуються при психодіагностиці: а) правопівкульний портрет до психокорекції; б) лівопівкульний портрет до психокорекції; в) правопівкульний портрет після психокорекції; г) лівопівкульний портрет після психокорекції

За рис. 3.1 і 3.2 вважаємо стаціонарними за яскравістю. Таким чином, параметри початкової вибірки такі: потужність алфавіту класів розпізнавання $m=2$, потужність множини ознак розпізнавання N дорівнює кількості пікселів по горизонталі, але враховуючи те, що яскравість кожного пікселю складається з яскравості трьох кольорів RGB, то кожний піксель формує три ознаки розпізнавання рис. 3.1 $N=170*3=510$, а для рис. 3.2 $N=(170/2)*3=255$, кількість реалізацій n це кількість пікселів по вертикалі ($n=170$).

3.2 Алгоритм оптимізації параметрів функціонування системи комп'ютерної психодіагностики в рамках ІЕІ-технології

Призначенням алгоритму навчання за ІЕІ-технологією є оптимізація геометричних параметрів роздільних гіперсфер. Вхідною інформацією для навчання за цим алгоритмом є система полів контрольних допусків $\{\delta_{k,i} | i = \overline{1, N}\}$ і навчальна вибірка $\{Y_{k,i}^{(j)} | k = \overline{1, M}, i = \overline{1, N}, j = \overline{1, n}\}$.

Подано алгоритм навчання за допомогою псевдокоду:

algorithm Навчання **is**

input:

система контрольних допусків $\{\delta_{k,i} | i = \overline{1, N}\}$,

навчальна вибірка $\{Y_{k,i}^{(j)} | k = \overline{1, M}, i = \overline{1, N}, j = \overline{1, n}\}$

output:

геометричні параметри роздільних гіперсфер $\tilde{\mathfrak{R}}^{|M|} = \{x_k, d_k^* | k = \overline{1, M}\}$,

максимальні значення КФЕ $\{E_{max}^{(k)} | k = \overline{1, M}\}$
точності характеристики $\{D_1^{(k)}, D_2^{(k)}, \alpha^{(k)}, \beta^{(k)} | k = \overline{1, M}\}$
for each класу $k = \overline{1, M}$ **do**
 for each ознаки $i = \overline{1, N}$ **do**
 for each реалізації $y_{k,i}^{(j)}$ **in** $\{Y_{k,i}^{(j)}\}$ **do**
 if $y_{k,i}^{(j)}$ **in** $\delta_{K,i}$ **then** $x_{k,i}^{(j)} \leftarrow 1$ **else** $x_{k,i}^{(j)} \leftarrow 0$
 if $\frac{\sum_{j=1}^n x_{k,i}^{(j)}}{n} < 0.5$ **then** $x_{k,i} \leftarrow 1$ **else** $x_{k,i} \leftarrow 0$
for each класу $k = \overline{1, M}$ **do**
 for each класу $l = \overline{1, M}$ **do**
 $d_{k,l} \leftarrow d(x_k \oplus x_l)$
 $d_c^{(k)} \leftarrow \max_{l \neq k} d_{k,l}; k_c^{(k)} \leftarrow \arg \max_{l \neq k} d_{k,l}$
 for each реалізації $x_k^{(j)}$ **in** $\{X_k^{(j)}\}$ **do**
 $s_1^{(j)} \leftarrow d(x_k \oplus x_k^{(j)})$
 for each реалізації $x_{k_c^{(k)}}^{(j)}$ **in** $\{X_{k_c^{(k)}}^{(j)}\}$ **do**
 $s_2^{(j)} \leftarrow d(x_k \oplus x_{k_c^{(k)}}^{(j)})$
 for each радіусу $d = \overline{0, N}$ **do**
 $K_1 \leftarrow \sum_{j=1}^n (s_1^{(j)} \leq d); K_2 \leftarrow \sum_{j=1}^n (s_2^{(j)} \leq d)$
 $E_d \leftarrow 0.5 \log_2 \left(\frac{K_1 + n - K_2 + \varepsilon}{n - K_1 + K_2 + \varepsilon} \right) \left(\frac{K_1 + n - K_2 - (n - K_1 + K_2)}{n} \right)$
 $D_{1,d} \leftarrow \frac{K_1}{n}; D_{2,d} \leftarrow 1 - \frac{K_2}{n}; \alpha_d \leftarrow 1 - \frac{K_1}{n}; \beta_d \leftarrow \frac{K_2}{n}$
 $E_{max}^{(k)} \leftarrow \max_{\substack{d < d_c^{(k)} \\ D_{1,d} \geq 0.5 \text{ and } D_{2,d} \geq 0.5}} E_d; d_k^* \leftarrow \arg \max_{\substack{d < d_c^{(k)} \\ D_{1,d} \geq 0.5 \text{ and } D_{2,d} \geq 0.5}} E_d$
 $D_1^{(k)} \leftarrow D_{1,d_k^*}; D_2^{(k)} \leftarrow D_{2,d_k^*}; \alpha^{(k)} \leftarrow \alpha_{d_k^*}; \beta^{(k)} \leftarrow \beta_{d_k^*}$
return $\tilde{\mathfrak{R}}^{|M|} = \{x_k, d_k^* | k = \overline{1, M}\}, \{E_{max}^{(k)} | k = \overline{1, M}\}, \{D_1^{(k)}, D_2^{(k)}, \alpha^{(k)}, \beta^{(k)} | k = \overline{1, M}\}$

Основним результатом роботи алгоритму навчання є $\tilde{\mathfrak{R}}^{|M|} = \{x_k, d_k^* | k = \overline{1, M}\}$ масиви еталонних векторів класів розпізнавання та оптимальних значень радіусів роздільних гіперсфер. Крім того, виводяться додаткові дані $\{E_{max}^{(k)} | k = \overline{1, M}\}$ – масив максимальних значень КФЕ та $\{D_1^{(k)}, D_2^{(k)}, \alpha^{(k)}, \beta^{(k)} | k = \overline{1, M}\}$ масиви оцінок точносних характеристик: перша та друга достовірність, помилки першого та другого роду відповідно.

3.3 Короткий опис програмної реалізації алгоритму

Алгоритм було реалізовано за допомогою середовища розробки MATLAB. Мова програмування MATLAB є високорівневою мовою, що інтерпретується. Вона оперує структурами даних, що засновані на матрицях, має значний спектр функцій, потужне інтегроване середовище розробки, використовує об'єктно-орієнтовану парадигму, здатна застосовувати при розрахунках програми, які були написані на інших мовах програмування.

Графічні можливості MATLAB задовольняють навіть найвимогливішого користувача. Засоби візуалізації це одна з найсильніших сторін MATLAB. По-перше графічна галерея пакету пропонує величезний набір двох та тривимірних графіків, достатній для візуалізації всіляких даних. З їх допомогою можна малювати поверхні, лінії, стовпчикові і кругові діаграми, діаграми розсіяння ін. і При цьому допускається вибирати колір, заливку, і товщину спосіб відображення ліній, поверхонь, сіток і полів, векторних масштаб (лінійний або логарифмічний) по будь-якій осей, з системи координат і безліч інших параметрів, для необхідних тонкого налаштування графіків. Зображення можна додатково забезпечувати пояснювальними написами, графічними примітивами (рамки, стрілки і і ін.) навіть складними математичними формулами.

Таким чином MATLAB є високоефективним засобом для вирішення спектру широкого обчислювальних завдань і моделювання складних процесів. В той же час пакет досить простий, оскільки великого виконання числа операцій здійснюється в дружньому середовищі, що частенько вимагає лише знання відповідної наочної області. Тому ідеально MATLAB підходить як для розробників, здатних вникнути в тонкості програмування, так і для інженерів, яким необхідно ефективний засіб для вирішення прикладних завдань, що поєднанні з потужністю і універсальністю пакету робить його унікальним продуктом в своєму класі.

Створена програма складається із модуля формування та оптимізації вхідного математичного (my.m). модуля реалізації базового алгоритму (mfse.m).

В модулі my.m (Рис.3.3) наведено графічне відображення результатів застосування оптимізації базового алгоритму навчання.

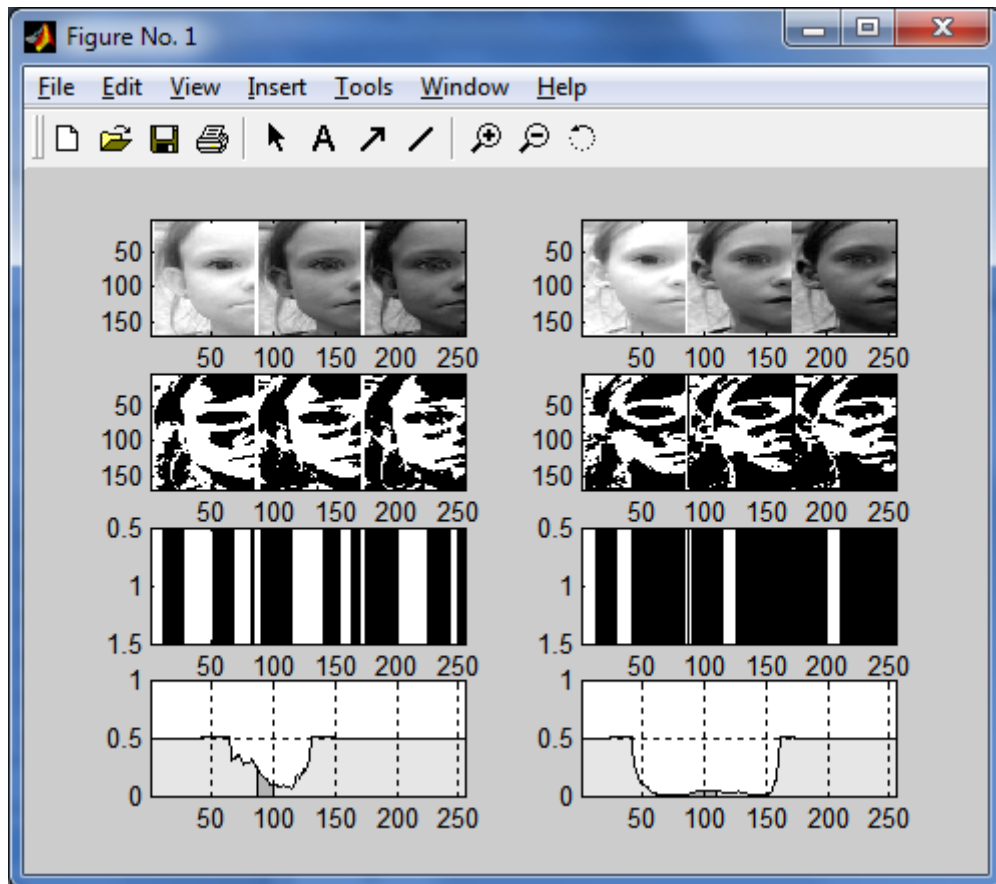


Рисунок 3.3 – Результат застосування функції mfse.m

На рис. 3.3 у першому рядку знаходяться навчальні матриці, подані у графічному вигляді, у другому рядку – бінарні навчальні матриці, у третьому – еталонні вектори, у четвертому зображена зміна усередненого значення критерію функціональної ефективності при оптимізації геометричних параметрів контейнерів класів розпізнання.

Програмний код, розробленої системи психодіагностики, наведено в додатку.

3.4 Результати моделювання

Спочатку при формуванні навчальної матриці використовувалися повні ліво- та правопівкульні портрети. Динаміка зміни КФЕ при формуванні вирішальних правил для портретів пацієнта до психокорекції подані на рис. 3.4.

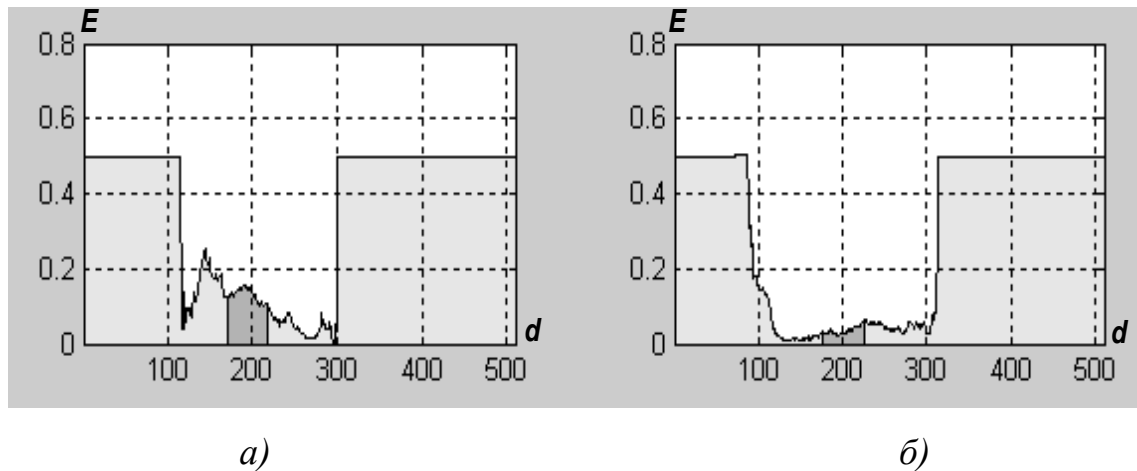


Рисунок 3.4 - Динаміка зміни КФЕ при формуванні контейнера для класів:

а) X_0 – «лівопівкульний портрет», б) X_1 – «правопівкульний портрет»

Аналіз показує, що оптимальним значенням радіуса гіперсферичного контейнеру для класу X_0 (лівопівкульний портрет) є $d^*=190$. При цьому максимальне значення КФЕ за мірою Шеннона дорівнює $E^* = 0.1587$, а точнісні характеристики перша достовірність та помилка другого роду набувають таких значень $D1=0.6765$, $\beta = 0,2235$. Оптимальним значенням радіуса гіперсферичного контейнеру для класу X_1 (правопівкульний портрет) є $d^*=225$. При цьому максимальне значення КФЕ за мірою Шеннона дорівнює $E^* = 0.0636$, а точнісні характеристики перша достовірність та помилка другого роду набувають таких значень $D1=0.7529$, $\beta = 0,4824$. Незначні максимальні значення КФЕ (рис. 3.4) можна пояснити тим, що право і лівопівкульний портрет було сформовано з двох частин одного зображення, але наявність робочих областей вказує на певну відмінність цих портретів.

На наступному кроці динаміка зміни КФЕ при формуванні вирішальних правил для портретів пацієнта після психокорекції подані на рис. 3.5.

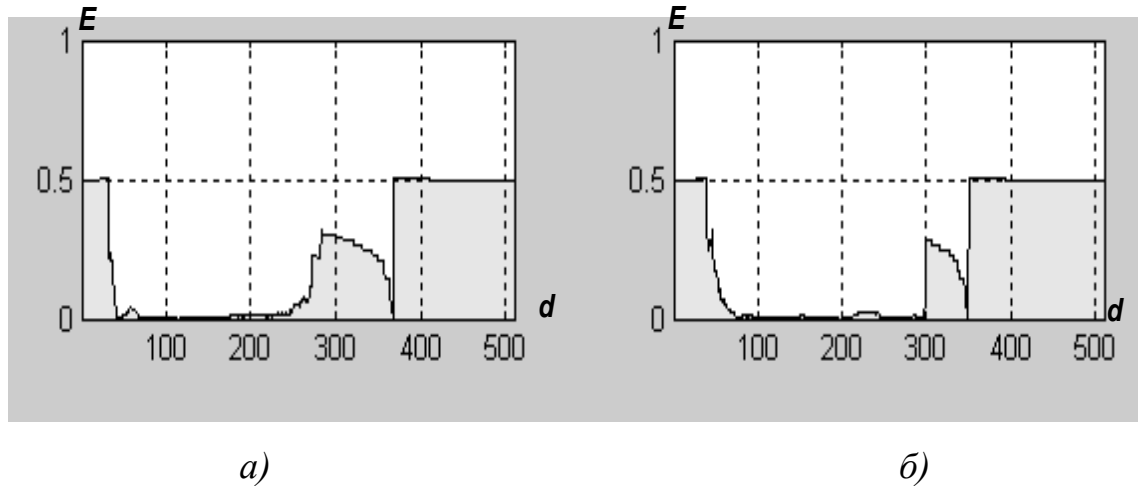


Рисунок 3.5 - Динаміка зміни КФЕ при формуванні контейнера для класів:

a) X_0 – «лівопівкульний портрет», *б)* X_1 – «правопівкульний портрет»

Аналіз показує що програма не може побудувати вирішальних правил, тобто психокорекція пройшла успішно. Таким чином, після проведення психокорекції різноманітність між ліво- та правопівкульними портретами зменшилася, на що вказує стрімке зниження максимальних значень КФЕ при формуванні геометричних параметрів відповідних класів.

Перевіримо можливість застосування частини ліво- та правопівкульні портрети. Динаміка зміни КФЕ при формуванні вирішальних правил для частинного портретів пацієнта до психокорекції подані на рис. 3.6.

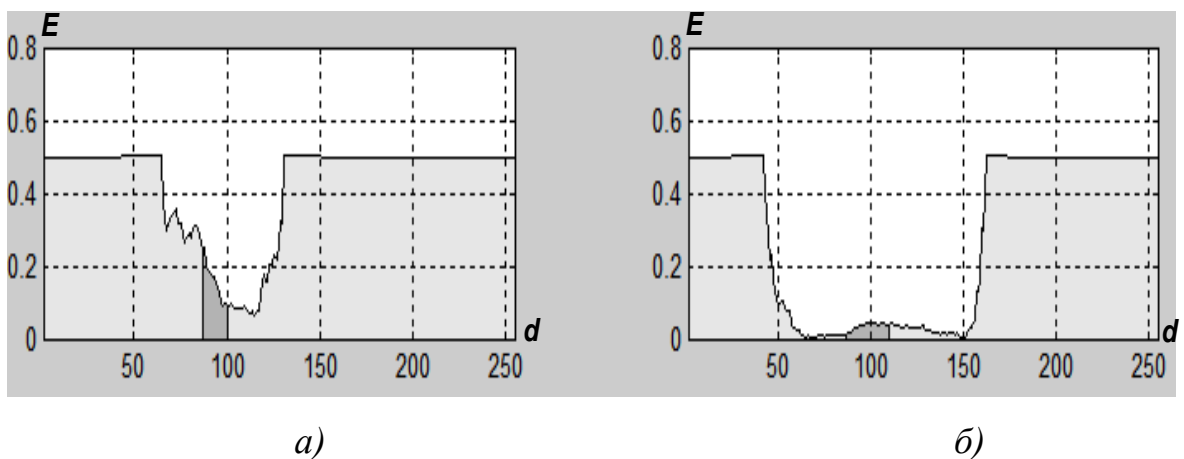


Рисунок 3.6 - Динаміка зміни КФЕ при формуванні контейнера для класів:

a) X_0 – «лівопівкульний портрет», *б)* X_1 – «правопівкульний портрет»

Аналіз показує, що оптимальним значенням радіуса гіперсферичного контейнеру для класу X_0 (лівопівкульний портрет) є $d^*=88$. При цьому максимальне значення КФЕ за мірою Шеннона дорівнює $E^* = 0.2500$, а точностні характеристики перша достовірність та помилка другого роду набувають таких значень $D1=0.5235$, $\beta = 0.0824$. Оптимальним значенням радіуса гіперсферичного контейнеру для класу X_1 (правопівкульний портрет) є $d^*=99$. При цьому максимальне значення КФЕ за мірою Шеннона дорівнює $E^* = 0.0437$, а точностні характеристики перша достовірність та помилка другого роду набувають таких значень $D1=0.6706$, $\beta = 0.4294$. Незначні максимальні значення КФЕ (рис. 3.7) можна пояснити тим, що право і лівопівкульний портрет було сформовано з двох частин одного зображення, але наявність робочих областей вказує на певну відмінність цих портретів.

На наступному кроці динаміка зміни КФЕ при формуванні вирішальних правил для портретів пацієнта після психокорекції подані на рис. 3.7.

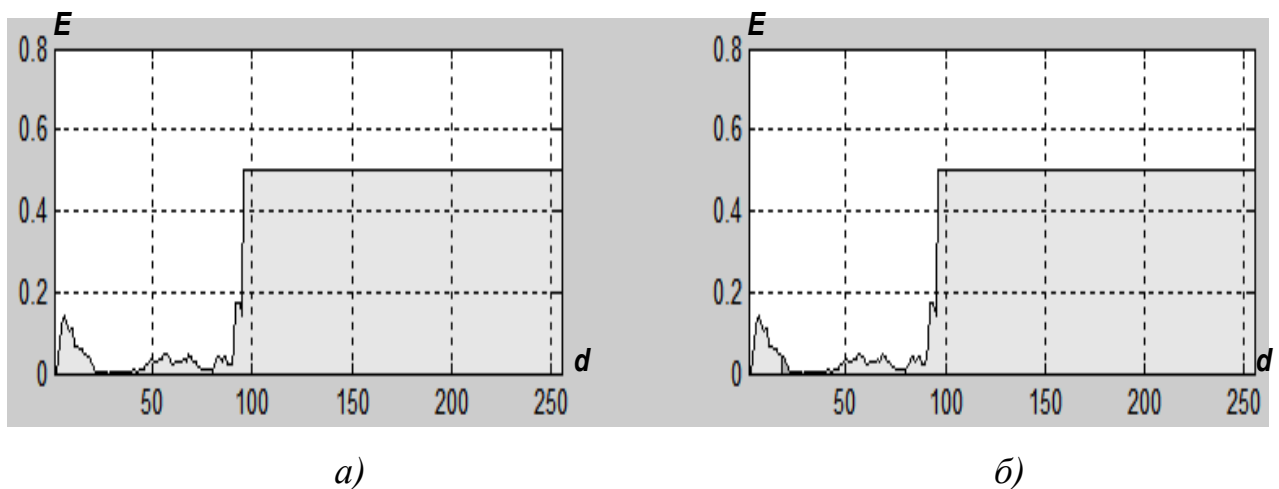


Рисунок 3.7 - Динаміка зміни КФЕ при формуванні контейнера для класів:

a) X_0 – «лівопівкульний портрет», б) X_1 – «правопівкульний портрет»

Аналіз показує що програма не може побудувати вирішальних правил, тобто психокорекція пройшла успішно. Таким чином, після проведення психокорекції різноманітність між ліво- та правопівкульними портретами

зменшилася, на що вказує стрімке зниження максимальних значень КФЕ при формуванні геометричних параметрів відповідних класів.

Таким чином, застосування часткових право- та ліво півкульних портретів дозволяє виконувати психодіагностування аналогічно до варіанту, коли навчальна матриця складається за відповідними повними портретами.

ВИСНОВКИ

В роботі запропоновано інформаційно-екстремальна інтелектуальна модифікація технології відео-комп'ютерної психодіагностики та корекції. При цьому було виконано такі завдання:

- 1) сформовано вхідний математичний опис системи інформаційно-екстремальної інтелектуальної оцінки психоемоційного стану людини;
- 2) на базі математичної моделі навчання за інформаційно-екстремальною інтелектуальною технологією запропоновано процедуру визначення різноманітності між право та лівопівкульними портретами особи, що діагностується,
- 3) як критерій різноманітності використовується одна з інформаційних мір інформаційно-екстремальної інтелектуальної технології;
- 4) виконано розробку та програмну реалізацію запропонованих алгоритмів в середовищі для інженерних та наукових розрахунків MATLAB;
- 5) перевірка працездатності системи проведено з використанням зображень пацієнтів, що проходять процедуру психокорекції.

СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. Althoff T, Sosič R, Hicks JL et al. Large-scale physical activity data reveal worldwide activity inequality. *Nature*, 2017.– 547(7663):336–339.
2. Baumert A, Schmitt M, Perugini M et al. Integrating personality structure, personality process, and personality development. *Eur J Pers*, 2017.– 31(5):503–528.
3. Bleidorn W, Hopwood CJ, Lucas RE (2018) Life events and personality trait change. *J Pers*, 2018. – 86(1):83–96.
4. Ануашвили А.Н. Объективная психология на основе волновой модели мозга. - М.: Экон-Информ, 2008. - 292 с.
5. Рідкокаша А.А., Голдер К.К. Основи систем штучного інтелекту: Навчальний посібник - Черкаси: Відлуння (Плюс, 2002(240 с.
6. А.С. Краснополюсовський Інформаційний синтез інтелектуальних систем керування, що навчаються // Видавництво СумДУ Суми - 2003.
7. Методи та математичні моделі сучасних інформаційно-комунікаційних технологій : звіт про НДР (заключний) / кер. В.К. Ободяк. - Суми : СумДУ, 2018. - 383 с.
8. Інтелектуальний протез кінцівки, що самонавчається : звіт про НДР (проміжний) / кер. А.С. Довбиш. - Суми: СумДУ, 2017. - 75 с.
9. Москаленко, В.В. Вступ до інформаційного аналізу і синтезу інфокомунікаційних систем : навч. посіб. / В.В. Москаленко, А.С. Довбиш. - Суми: СумДУ, 2016. - 226 с
10. Інтелектуальна система керування навантаженням і ресурсами розподіленого обчислювального середовища з підвищеною інформаційною безпекою : звіт про НДР (заключний) / Кер. А.С. Довбиш. - Суми : СумДУ, 2016. - 166 с.
11. Довбиш, А.С. Основи теорії розпізнавання образів : навч. посіб.: у 2-х ч. Ч.1 / А.С. Довбиш, І.В. Шелехов. - Суми: СумДУ, 2015. - 109 с.

ДОДАТОК

(Програмний код)

```

my.m
mdiff=5;
clear y1;
im1=imread('1.bmp');
r=size(im1);
p = reshape(im1,r(1),r(2)*r(3));
tsize=1:r(1);
psize=1:r(2);
nmax=min(r(1),r(2));
im2=imread('2.bmp');
d=reshape(im2,r(1),r(2)*r(3));
y1(1, :, :)=p';
y1(2, :, :)=d';
[em, delta_opt, d_opt, D1, D2] = oskd(0,y1,1);
[em;d_opt';D1;D2]
im1_old=im1;
im2_old=im2;
sr_em_old=mean(em);
sr_em_old
sem(1)=sr_em_old;
rozm=size(im1)
rozm_o=[0 0 0];
while sum(rozm~=rozm_o)
rozm_o=size(im1);
im1(1:mdiff, :, :)=[];
im2(1:mdiff, :, :)=[];
r=size(im1);
clear p;
clear d;
p = reshape(im1,r(1),r(2)*r(3));
d= reshape(im2,r(1),r(2)*r(3));
clear y2;
y2(1, :, :)=p';
y2(2, :, :)=d';
[em, delta_opt, d_opt, D1, D2] = oskd(0,y2,0);
[em;d_opt';D1;D2]
sr_em2=mean(em);
sr_em2
if sr_em2>=sr_em_old
sr_em_old=sr_em2;
im1_old=im1;
im2_old=im2;
tsize(1:mdiff)=[];
sem(end+1)=sr_em_old;
else
im1=im1_old;
im2=im2_old;
end;
size(im1)
im1(end-mdiff+1:end, :, :)=[];
im2(end-mdiff+1:end, :, :)=[];
r=size(im1);
clear p;
clear d;

```

```

p = reshape(im1,r(1),r(2)*r(3));
d= reshape(im2,r(1),r(2)*r(3));
clear y3;
y3(1, :, :) = p';
y3(2, :, :) = d';
[em, delta_opt, d_opt, D1, D2] = oskd(0,y3,0);
[em;d_opt';D1;D2]
sr_em3=mean(em);
sr_em3
if sr_em3>=sr_em_old
sr_em_old=sr_em3;
im1_old=im1;
im2_old=im2;
tsize(end-mdiff+1:end)=[];
sem(end+1)=sr_em_old;
else
im1=im1_old;
im2=im2_old;
end;
size(im1)
im1(:,1:mdiff,:)=[];
im2(:,1:mdiff,:)=[];
im1(:,end-mdiff+1:end,:)=[];
im2(:,end-mdiff+1:end,:)=[];
r=size(im1);
clear p;
clear d;
p = reshape(im1,r(1),r(2)*r(3));
d= reshape(im2,r(1),r(2)*r(3));
clear y4;
y4(1, :, :) = p';
y4(2, :, :) = d';
[em, delta_opt, d_opt, D1, D2] = oskd(0,y4,0);
[em;d_opt';D1;D2]
sr_em4=mean(em);
sr_em4
if sr_em4>=sr_em_old
sr_em_old=sr_em4;
im1_old=im1;
im2_old=im2;
psize(1:mdiff)=[];
sem(end+1)=sr_em_old;
psize(end-mdiff+1:end)=[];
else
im1=im1_old;
im2=im2_old;
end;
roz=size(im1)
plot(sem);
end;

```

mfse.m

```

function [em, d_opt, D1, D2] = mfse(y,delta,vis);
m=length(y(:,1,1));
N=length(y(1,:,1));
n=length(y(1,1,:));
if vis
sp=4;
colormap(gray);
for k=1:m
subplot(sp,m,k); imagesc(shiftdim(y(k,:,:),1)');
end;
end;
for i=1:N
nmin=10000000000;
for k=1:1
sum1=0;
sum2=0;
for j=1:n
sum1=sum1+double(y(k,i,j));
sum2=sum2+double(y(k,i,j))^2;
end;
sum1=round(sum1/n);
sum2=sum2-(sum1/n)^2;
if nmin>sum2
nmin=sum2;
nm=sum1;
end;
end;
vd(i)=sum1+delta;
nd(i)=sum1-delta;
end;
for i=1:N
bm(:,i,:)=(y(:,i,:)<=vd(i)) & (y(:,i,:)>=nd(i));
end;
ev=round(mean(bm,3));
if vis
for k=1:m
subplot(sp,m,k+m);
image(shiftdim(uint8(255*double(bm(k,:,:))),1)');
end;
for k=1:m
subplot(sp,m,k+2*m);
image((uint8(255*double(ev(k,:)))));
end;
end;
for k=1:m
for k_c=1:m
if k==k_c para(k_c)=NaN;
else
para(k_c)=sum(xor(ev(k,:),ev(k_c,:)));
end;
end;
dc=min(para);
kc_mas=find(para==dc);
kc=kc_mas(1);
for j=1:n
sk(1,j)=sum(xor(ev(k,:),bm(k,:,j)));
sk(2,j)=sum(xor(ev(k,:),bm(kc,:,j)));
end
end

```

```

d1=k1./n;
betta=k2./n;
alfa=1-d1;
d2=1-betta;
warning off;
e1=(k1./(k1+k2).*log2(k1./(k1+k2))); e1(find(isnan(e1)))=0;
e2=(k2./(k1+k2).*log2(k2./(k1+k2))); e2(find(isnan(e2)))=0;
e3=((n-k1)./(2*n-k1-k2)).*log2((n-k1)./(2*n-k1-k2));
e3(find(isnan(e3)))=0;
e4=((n-k2)./(2*n-k1-k2)).*log2((n-k2)./(2*n-k1-k2));
e4(find(isnan(e4)))=0;
warning on;
e=1+0.5*(e1+e2+e3+e4);
clear e1 e2 e3 e4;
t=find(d1>0.5&d2>0.5);
if isempty(t)
em(k)=max(e);
else em(k)=max(e(t));
end;
d_o=find(e==em(k));
d_opt(k,:)=d_o(end);
D1(k)=d1(d_opt(k));
D2(k)=d2(d_opt(k));
if vis
subplot(sp,m,k+3*m);
area(e,'FaceColor',[0.9 0.9 0.9]);
if ~isempty(t)
hold on;
area(t,e(t),'FaceColor',[0.7 0.7 0.7]);
grid on;
hold off;
pause(0.1);
end;
set(gca,'Layer','top');
end;
end;
end;

```

oskd.m

```

function [em, delta_opt, d_opt, D1, D2] = oskd(num,y,vis);
edelta=zeros(1,100);
tdelta=zeros(1,100);
for delta=2:50
[em, d_opt, D1, D2]=mfse(y,delta,1);
edelta(delta)=mean(em);
rez(:, :, delta)=[em, d_opt', D1, D2];
if all((D2>=.5)&(D1>=.5))==1) tdelta(delta)=delta; end;
end;
tdelta=find(tdelta>0);
if isempty(tdelta)
edeltamax=max(edelta); %Якщо нема робочої області
else edeltamax=max(edelta(tdelta));
end;
delta_o=find(edelta==edeltamax);
delta_opt=delta_o(1);
[em, d_opt, D1, D2]=mfse(y,delta_opt,vis);
if vis
pause;
area(edelta,'FaceColor',[0.9 0.9 0.9]);
hold on;
area(tdelta,edelta(tdelta),'FaceColor',[0.7 0.7 0.7]);
hold off;
end;

```