

УДК 519.711.3  
КП  
N держреєстрації 0113U000357  
Інв. №

Міністерство освіти та науки України

Харківський національний університет

радіоелектроніки  
61166, Харків, пр. Леніна, 14  
Тел. (057) 702-14-13

ЗАТВЕРДЖУЮ

Т.в. о. проректор з наукової роботи ХНУРЕ  
д.т.н., проф.

В.І. Хаханов

ЗВІТ

З НАУКОВО-ДОСЛІДНИЦЬКОЇ РОБОТИ  
«МОДЕЛІ І МЕТОДИ АНАЛІЗУ ТА ІНТЕРПРЕТАЦІЇ ДИНАМІЧНИХ  
ПРОЦЕСІВ»  
(№ 272)  
(заключний)

Керівник НДР  
докт. техн. наук, проф.

Є.П. Путятін

2015.29.12

2015

Рукопис закінчено 2015.29.12

Результати даної роботи розглянуто Науково-методичною радою ХНУРЕ,  
протокол № \_\_\_\_ від

## СПИСОК АВТОРІВ

Керівник НДР  
зав. каф. інформатики  
докт. техн. наук, проф.  
Відповідальний виконавець  
ст. наук. співр.  
Проф., к.т.н., с.н.с.

Проф., к.т.н.

Проф., докт. техн. наук  
Проф., докт. техн. наук  
Проф., докт. техн. наук  
Проф., к.т.н.

Доцент, к.т.н.

Доцент, к.т.н.

Доцент, к.т.н.

Доцент

Ст. викладач

Асистент

П.н.с., к.т.н.

С.н.с., к.т.н.

С.н.с., к.т.н.

м.н.с., к.т.н.

м.н.с., к.т.н.

Н.с.

Аспірант

Аспірант

Аспірант

Аспірант

Аспірант

Аспірант

Аспірант

Аспірант

Асистент, к.т.н.

Асистент, к.т.н.

Асистент

Є. П. Путятін

В. В. Ляшенко (розділ 3)

Н.Є. Кулішова (розділ 5)

В.П. Ткаченко (розділ 5)

В. П. Машталір (розділ 4)

В. О. Гороховатський (розділ 3)

О.Я. Кузьомін (розділ 1)

Н. В. Білоус (розділ 2)

С.В. Машталір (розділ 4)

О.А. Кобилін (розділ 4)

В.Ф. Челомбітько (розділ 5)

І.Б. Чеботарьова (розділ 5)

Ю.О. Куліков (розділ 3)

О.Ю. Гребінник (розділ 3)

П.М. Маслов (розділ 5)

В.О. Маслова (розділ 5)

Д.В. Фастова (розділ 1)

І.М. Клімов (розділ 1)

О.М. Д'яченко (розділ 1)

І.А. Білоус (розділ 2)

С.И. Богучарский (розділ 4)

О.І. Красов (розділ 2)

А.Є. Берестовський (розділ 3)

М. В. Штукин (розділ 1)

М. А. Буртной (розділ 1)

Б. К. Ткаченко (розділ 1)

М. М. Ткаченко (розділ 1)

І. В. Гурина (розділ 1)

Ю.С. Губницька (розділ 5)

О.І. Хорошевский (розділ 5)

А.К. Парамонов (розділ 5)

## РЕФЕРАТ

Звіт з НДР: 20 рис.

Об'єкт дослідження – інформаційні дані, які визначають розвиток динамічних процесів у системах управління різноманітними процесами.

Мета науково-дослідної роботи – узагальнення та розвиток методів і моделей перетворення інформаційних даних у візуальні образи в плані проведення уніфікованого змістовного та інтерпретаційного аналізу даних як результату існування різних динамічних процесів, що дозволить підвищити достовірність та надійність функціонування інформаційних систем, які базуються на обробці візуальної інформації.

Проведено аналіз урахування особливостей отримання інформації при визначенні динамічних процесів в різних галузях знань та обґрунтовано уніфіковані підходи до перетворення отриманої інформації у візуальні образи. Також вирішено питання визначення обмежень та критеріїв перетворення отриманих даних у візуальні образи відповідно до наявної контекстної інформації та з урахуванням особливостей предметної галузі дослідження тих або інших динамічних процесів. Розроблено методи та моделі обробки візуальної інформації, в яких необхідно визначати необхідність вдосконалення методів сегментації, розпізнавання, структурного аналізу зображень в умовах дії збурень та випадкових завад щодо отримання й перетворення інформації в результаті дослідження динамічних процесів.

Основні результати роботи – новий підхід до подання, аналізу та інтерпретації інформації, яка відображає змістовну сутність динамічних процесів індукованих різними формальними та змістовними критеріями подання даних на основі їх представлення у вигляді просторових образів, що ґрунтується на відповідно побудованих моделях та методах.

АЛГОРИТМ, ДИНАМІЧНІ ПРОЦЕСИ, ЗОБРАЖЕННЯ, НОРМАЛІЗАЦІЯ, РОЗПІЗНАВАННЯ, СЕГМЕНТАЦІЯ, ФАКТОРИЗАЦІЯ.

## ЗМІСТ

РОЗДІЛ 1 .....	7
СИСТЕМА ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ З КОМПЛЕКСНИМ УРАХУВАННЯМ БАГАТОКРИТЕРІАЛЬНОЇ НЕВИЗНАЧЕНОСТІ ТА РИЗИКУ НА ОСНОВІ СТВОРЕННЯ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИХ ІНФОРМАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ .....	7
1.1 Пошук інформації в Інтернет для баз даних та знань .....	21
1.2 Розробка об'єктно-орієнтованої методології розбудови спеціалізованої інформаційно-аналітичної системи і її компонентів на базі знань прецедентів. ...	22
1.3 Розробка узагальненого методу моделювання проблемної ситуації.....	27
1.3.1 Метод пошуку прецедентів для розробки бази знань із текстів опису ситуацій .....	27
1.3.2 Переваги і недоліки моделей подання знань в рамках предметної області...	28
1.3.3 Об'єктно-орієнтована фреймова структура організації бази знань.....	30
1.4 Розробка моделі природного середовища на базі комплексного знаннево- орієнтованого подання мікроситуації .....	32
1.4.1 Технологія моделювання природного середовища .....	32
1.4.2 Розробка моделі природного середовища, яка використовує комплексне знаннево-орієнтоване подання мікроситуації у вигляді елементів трійки "суб'єкт керуюча дія (рішення) – об'єкт ресурсу моніторингу надзвичайних природних ситуацій. ....	34
РОЗДІЛ 2 .....	37
ДОСЛІДЖЕННЯ ТА РОЗРОБКА МЕТОДІВ ТА МОДЕЛЕЙ ВИДІЛЕННЯ, ОБРОБКИ ТА КЛАСИФІКАЦІЇ ВІЗУАЛЬНОЇ ІНФОРМАЦІЇ .....	37
2.1 Методи класифікації на основі вейвлет-перетворення для автоматизованої медичної діагностики.....	39
2.2 Загальний алгоритм класифікації та підрахунку кількості клітин еритроцитів на фотозображенні .....	46
2.2.1 Попередня обробка зображення .....	48
2.2.2 Морфологічні операції.....	49
2.2.3 Пошук границь об'єктів та аналіз їх властивостей .....	51
2.2.4 Класифікація об'єктів .....	52
2.2.5 Визначення середньої кількості еритроцитів в скупчених областях.....	56
РОЗДІЛ 3 .....	57
РОЗПІЗНАВАННЯ ЗОБРАЖЕНЬ НА ОСНОВІ ПОПЕРЕДНЬОГО СТРУКТУРУВАННЯ ЕЛЕМЕНТІВ ОПИСУ .....	57
3.1 Формалізм мультимножин в задачах структурного розпізнавання і пошуку в базах відеоданих.....	57
3.2 Грануляція значень ознак об'єктів як засіб підвищення результативності методів структурного розпізнавання .....	63
3.3 Побудова і застосування функції приналежності для результативного структурного аналізу та розпізнавання зображень.....	70

РОЗДІЛ 4 .....	76
МЕТОДИ ФРАГМЕНТНОЇ КЛАСТЕРИЗАЦІЇ РАСТРОВИХ ДАНИХ ПРИ ВІДОМОМУ ЧИСЛІ КЛАСІВ .....	76
4.1 Матрична модифікація методу кластеризації CLARANS у великих базах відеоспостережень .....	77
4.2 Сегментація зображень на базі модифікованого DBSCAN .....	85
4.3 Кластеризація зображень на основі рекуррентної оптимізації .....	89
РОЗДІЛ 5 .....	96
ІНФОРМАЦІЙНІ ТЕХНОЛОГІЇ АВТОМАТИЗОВАНОЇ ОБРОБКИ ЗОБРАЖЕНЬ ТА КОЛЬОРОВІДТВОРЕННЯ У ВІДКРИТИХ ПОЛІГРАФІЧНИХ СИСТЕМАХ .....	96
5.1 Формування переліку властивостей і атрибутів оригіналів для поліграфічного відтворення .....	98
5.2 Формування переліку процедур, необхідних для покращення зображень протягом додрукарської підготовки .....	109
5.3 Формування описів лінгвістичних змінних, що використовуються для оцінки якості зображень .....	113
5.4 Формування наборів правил для прийняття альтернативних рішень у ході обробки зображень .....	118
5.5 Розробка структури автоматизованої системи обробки зображень в додрукарській підготовці видань .....	121
Висновки .....	126
Список літератури .....	130

## ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ

НС - надзвичайна ситуація

НПС - надзвичайна природна ситуація

СІАС - спеціалізована інформаційно-аналітична система

БЗПР - багатокритеріальна задача прийняття рішень

ОПР - особа, що приймає рішення

СПР - суб'єкт, який приймає рішення

ІСППР - створення інформаційної системи прийняття рішень

НКП - метод найменшої квадратичної помилки

АС - автоматизована система

ВП - вейвлет-перетворення

МОВП - мультистартова оптимізація на основі вейвлет-перетворення

СКВ - середньоквадратичне відхилення

СІМ - структурно-ієрархічний метод

ГО - гістограмна ознака

АСУПП - автоматизована система управління поліграфічними підприємствами

ПУВ - підсистеми віддаленої взаємодії

СУВ - системи управління вмістом

ХО - характерна ознака

VLDB - Very Large Data Base

CLARANS - Clustering Large Applications based on RANdomised Search

PAM - Partitioning Around Medoids

CLARA - Clustering LARge Applications

DBSCAN - Density Based Spatial Clustering of Applications with Noise

DBCLASD - Distribution-Based Clustering of LARge Spatial Databases

OPTICS - Ordering Points To Identify the Clustering Structure

DENCLUE - DENsity-based CLUstEring

KDD - knowledge discovery in databases

## РОЗДІЛ 1

### СИСТЕМА ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ З КОМПЛЕКСНИМ УРАХУВАННЯМ БАГАТОКРИТЕРІАЛЬНОЇ НЕВИЗНАЧЕНОСТІ ТА РИЗИКУ НА ОСНОВІ СТВОРЕННЯ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИХ ІНФОРМАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ

Під надзвичайними природними ситуаціями (НПС) розумітимемо порушення стійкого стану об'єктів навколишнього природного середовища, що під впливом метеорологічних й інших зовнішніх факторів набуває катастрофічного розвитку або розповсюдження, яке не припиняється (перевищення швидкості зміни стану вище припустимого значення) та призводить до економічних, соціальних і людських втрат.

Для вирішення проблем, пов'язаних з прийняттям рішень в умовах безпеки виникнення або в результаті виникнення надзвичайних ситуацій природного і техногенного характеру необхідно подання та формування знань, висновок (пошук рішення) на основі знань, що виявляються з прецедентних, якісних даних, моделювання на їх основі отриманих знань та ін. У зв'язку з цим, актуальним є створення інтелектуальних (експертних) систем для створення спеціалізованої інформаційно-аналітичної системи (СІАС). При цьому необхідно приділити особливу увагу створенню інтелектуальних систем підтримки прийняття рішень, у тому числі систем реального часу, які призначені для моніторингу та управління в складних умовах виникнення та ліквідації наслідків надзвичайних ситуацій.

В данному розділі формулюються такі основні завдання дослідження: 1) обґрунтування та аналіз мети; 2) формування множини допустимих рішень; 3) вибір і обґрунтування системи оцінювання допустимих рішень (задача оцінювання); 4) визначення найкращого рішення (задача оптимізації). Суб'єкт, який приймає рішення (СПР), завжди зацікавлений у прийнятті ефективних або раціональних рішень, оскільки неефективні рішення в штатних, надзвичайних і виробничих ситуаціях призводять до значних втрат часу і ресурсів. Загально відомо, що необхідними вимогами до ефективності рішень є їх повнота,

своєчасність і оптимальність понять, які є суперечливими по суті. Прагнення задовольнити зазначені вимоги призводить до серйозних методологічних і обчислювальних труднощів. Зокрема, забезпечення комплексності (повноти) рішень веде до необхідності більш повного врахування внутрішніх і зовнішніх факторів, що збільшує розмірність задачі прийняття рішень в умовах багатокритеріальності. При цьому зростає невизначеність, яка обумовлена не повнотою знань про взаємовплив факторів, неточністю їх вимірювання, випадковими зовнішніми і внутрішніми впливами. Спроба усунути вихідну невизначеність шляхом наукового дослідження вимагає високої кваліфікації СПР, великих витрат часу і, як наслідок, призводить до несвоєчасності прийняття рішень.

Традиційний підхід сьогодні не задовольняє вимогам практики, як по точності, так і по ефективності в силу невиправданої декомпозиції проблеми на дві умовно незалежні задачі. Перша - детермінована задача багатокритеріальної оптимізації вирішується без урахування невизначеності, а друга - прийняття рішень в умовах невизначеності цільової функції - без урахування її багатокритеріального характеру. Це обумовлено принциповою некоректністю по Адамара задачі багатокритеріальної оптимізації в силу не однозначності її вирішення. Вирішити завдання можна тільки з точністю до області компромісних рішень або шляхом регуляризації. З одного боку, регуляризація задачі для визначення єдиного рішення шляхом обчислення узагальненої багатofакторної скалярною оцінки ефективності базується на суб'єктивних експертних оцінках, детермінізація яких призводить до значних помилок. З іншого боку, моделі та методи прийняття рішень в умовах невизначеності скалярної оцінки виявляються не адекватними без урахування їх багатокритеріального характеру. Отже, прагнення до підвищення ефективності прийнятих рішень вимагає розвивати методологію комплексного вирішення проблеми прийняття рішень з невідривним урахуванням багатокритеріальності та невизначеності вихідних даних.

Сучасний стан вибраної проблеми дослідження вказує на актуальність розробки формальних моделей і методів прийняття рішень в умовах



багатокритеріальності, невизначеності та ризику. Перспективи формалізації комплексних процедур прийняття рішень з одночасним урахуванням зазначених умов відкриваються при використанні теорії корисності, аналізу параметрів на інтервалі значень і теорії нечітких множин. Допустима безліч рішень  $Z=Z^S \cup Z^C$  містить в загальному випадку підмножини узгоджених  $Z^S$  і суперечливих (компромісних)  $Z^C$  рішень. Жоден локальний критерій ефективності  $k_j(z) \in \langle k_j(z) \rangle \subseteq Z^C$  з області компромісів  $Z^C$  неможливо поліпшити без погіршення якості хоча б одного локальних критеріїв із заданого кортежу критеріїв  $\langle k_j(z) \rangle$ ,  $j=\overline{1,n}$ . За визначенням маємо оптимальне рішення  $z^* \in Z^C$ . Тому багатокритеріальна задача прийняття рішень (БКПР) формально можна представити відношенням

$$z^* = \arg \operatorname{extr}_{z \in Z^C} \Theta \left[ \langle k_j(z) \rangle \right], \forall j = \overline{1,n}, \quad (1.1)$$

де  $\Theta$  – деяка регулююча процедура, що дозволяє вибрати єдине рішення з області компромісів  $Z^C$  згідно з визначеним принципом оптимальності.

На початку дослідження здійснено огляд існуючої літератури за досліджуваним напрямком минулих та новітніх досліджень. Виконано дослідження та аналіз методів та моделей щодо регуляризації процедури  $\Theta$ , які засновані на деяких схемах компромісу (субоптимізації, лексикографічної оптимізації та ін.) З'ясовано, що часто використовуються евристичні принципи регуляризації, коли вибір рішення у багатокритеріальних задачах прийняття рішень (БЗПР) здійснює особа, що приймає рішення (ОПР) на основі свого досвіду. Виявлено, що кожен із запропонованих принципів оптимальності має свою область коректного застосування на практиці і суттєві недоліки.

Обґрунтовано універсальний принцип оптимальності прийняття рішень в умовах НС, який полягає у формуванні на множині локальних критеріїв  $\{k_i(z)\}$ ,  $i=\overline{1,n}$ , узагальненого скалярного критерію, який називають функцією

корисності  $\Pi(z)$ :

$$\Pi(z) = Q[\lambda_i, k_i(z)], i = \overline{1, n}, \quad (1.2)$$

де  $\lambda_i$  - коефіцієнти ізоморфізму, що приводять різні локальні критерії  $k_i(z)$  до ізоморфного виду;  $Q$  - оператор, який реалізує процедуру обчислення функції корисності  $\Pi(z)$  для всіх  $z \in Z^C$ .

У дисертаційній роботі підкреслюється, що теоретичною основою формування багатокритеріальних скалярних оцінок (1.2) є теорія корисності, яка передбачає існування кількісної оцінки переваги рішень « $\succ$ ». Це означає, що якщо є рішення

$$z_1, z_2 \in Z^C \text{ та } z_1 \succ z_2, \text{ тоді } \Pi(z_1) > \Pi(z_2). \quad (1.3)$$

Отже у роботі підкреслюється, що «корисність» рішень є кількісною мірою їх «ефективності», а БЗПР (1.1) полягає у виборі найкращого рішення  $z^*$ :

$$z^* = \arg \max_{z \in Z^C} \Pi(z). \quad (1.4)$$

Згідно (1.4) потрібне обґрунтування способу формування функції корисності як метрики в просторі локальних критеріїв  $k_i(z)$ . Характерно, що об'єктивної метрики не існує, а принцип ранжирування рішень відображує суб'єктивні переваги ЛПР.

Таким чином, теорія корисності і вибір конкретної функції корисності у вигляді оператора  $Q$  в (1.2) носять аксіоматичний характер, де аксіоматика відображає переваги конкретного СПР або ЛПР. Тому, в основу використання у дослідженні теорії корисності покладена основна гіпотеза про існування «раціонального» рішення чи поведінки, яка допускає відтворюваність і схожість рішень різних ЛПР в однакових умовах. В рамках цієї гіпотези формалізація

процесу ранжирування рішень допомагає ОПР ідентифікувати свої переваги і оцінювати всі рішення  $z \in Z^c$  кількісно за допомогою метрики. Саме на цій основі процедуру оцінювання в подальшому можна реалізувати за допомогою ЕОМ без участі ЛПР.

Аналіз публікацій свідчить, що ефективна формалізація знаходження найкращого в певному сенсі багатокритеріального рішення можлива лише для добре структурованих задач. Але на практиці в умовах НС частіше зустрічаються слабо структуровані завдання, для вирішення яких не розроблені повністю формалізовані методи. Тому, сучасна тенденція створення інформаційної системи прийняття рішень (ІСППР) базується на поєднанні людської здатності вирішувати складні задачі з можливостями формальних методів та комп'ютерного моделювання інтелектуальної діяльності. До таких систем відносяться нейронні мережі, експертні системи інженерії знань та інші системи штучного інтелекту. Загальною вимогою для всіх цих систем є формалізація інтелектуальної діяльності людини в процесах прийняття рішень. Дослідження в цьому напрямку є актуальними завжди, як з наукової, так і з практичною метою автоматизації творчої роботи людей.

У загальному вигляді **завдання дослідження** може бути сформульоване наступним чином. Припустимо, що: ІСППР може бути формально задана набором виду

$$\text{ObNS} = \langle M, R(M), F(M), F(\text{ObNS}) \rangle, \quad (1.5)$$

де  $M = \{M_1, \dots, M_n\}$  - множина формальних або логіко-лінгвістичних моделей, що реалізують певні інтелектуальні функції аналізу, прогнозу вибору рішень для об'єкта НС, який ми контролюємо ObNS (гірська місцевість, де може бути зсув ґрунту чи снігу, гирло річки, де можливий повінь, технологічний процес підприємства та ін.;  $R(M)$  - множина логічних правил знань (квантів знань) стосовно вибору необхідної моделі або сукупності моделей для НС, яку

контролюємо, тобто правил, що реалізують відображення  $R(M):Sit$ , де  $Sit$  - множина ситуацій, які ми контролюємо, вона може бути і відкритою, або  $Sit' \rightarrow M$ , де  $Sit'$  - деяка множина прецедентних мікроситуацій (близьких до ситуації, яку контролюємо та маємо вдалі КР за прийнятими критеріями, при «влученні» в які відбувається зміна (чи модифікація) моделі;  $F(M) = \{F(M_1), \dots, F(M_n)\}$  - множина правил модифікації моделей  $M_i, i = \overline{1, n}$ . Кожне правило реалізує відображення  $F(M_i):S'' \times M_i \rightarrow M'_i$ , де  $S'' \subseteq S, M'_i$  - деяка модифікація моделі  $M_i$ ;  $F(Ob)$  - правило модифікації власне контролює мого об'єкту НС  $ObNS$  - його базових конструкцій  $M, R(M), F(M)$  і, можливо, самого правила  $F(Ob)$ , тобто  $F(Ob)$  реалізує цілий ряд відображень (або комплексне відображення)

$$\begin{aligned} F(Ob):S''' \times M \rightarrow M', S''' \times R(M) \rightarrow R'(M), \\ S''' \times F(M) \rightarrow F'(M), S''' \times F(Ob) \rightarrow F'(Ob), \end{aligned} \quad (1.6)$$

де  $S''' \subseteq S, S''' \cap S' = \emptyset, S''' \cap S'' = \emptyset$  тобто правила модифікації даного типу використовуються в ситуаціях, коли наявних множин моделей, правил вибору і правил модифікації недостатньо для пошуку рішення (рішень) у сформованій проблемній ситуації. Причому для модифікації  $F(Ob)$  можуть бути використані як внутрішні засоби породження моделей і правил (гіпотез), так і зовнішні метазнання, що відображають прагматичний аспект НС.

Кожна з моделей  $Ob$  орієнтована на обробку деякого типу невизначеності.

У роботі поставлена мета досягається вирішенням (1.1) шляхом застосування функції корисності виду (1.2) з оператором  $Q$ , реалізованим за допомогою вилучених до бази знань квантів знань і мікроситуацій прецедентів.

У процесі формування моделей середовища НС використовувались комбінації різних методів DataMining (інтелектуальний аналіз даних), теорія нечітких множин, KnowledgeDiscovery (виявлення знань), ExploratoryDataAnalysis

(дослідницький аналіз даних), класифікації, кластеризації, прогнозування, при цьому виявляються типи закономірностей щодо повторного використання апаратних і програмних та керуючих рішень.

У дослідженні запропоновано інтелектуальну модель багатокритеріального представлення надзвичайної ситуації з урахуванням вилучення квантів знань та прецедентних мікроситуацій з бази даних щодо оптимальних керуючих рішень, що дозволяє підвищити показники пошуку рішень. Крім того запропонована модель ситуації, яка має апіорну не визначність стосовно мереж, у яких випадкові явища об'єднаних причинно-наслідковими зв'язками, що дає можливість адаптувати прецедентні моделі НС до ситуації, яку ми контролюємо для мінімізації часу та витрат на пошук ефективних рішень.

Тут містяться теоретичні основи аналізу й синтезу математичних моделей подання і маніпулювання квантами знань (скорочено  $k$  – знаннями), теоретичне вирішення виділених недостатньо пророблених питань  $\delta$  КСВР - методу прийняття ідентифікаційних (класифікаційних) та прогнозних рішень в умовах невизначеності, а також постановка і вирішення багатокритеріальної задачі звуження множини Парето-оптимальних рішень, які отримуються після логічного виведення за базою  $\delta k$  – знань.

Розглянемо розв'язок  $A_t$  – задачі єдиної формалізації, подання й алгоритмічного маніпулювання числовою та лінгвістичною інформацією у вигляді різнорівневих алгоритмічних цілком достовірних (точних, чітких)  $k$  – знань ( $tk$  – знань). Формально  $A_t$  – задача подається четвіркою:  $A_t = \langle S, K_t, \Pi_t, Q_t \rangle$ , де  $S$  – символна мова  $tk$  – знань, яка складається зі скінченної множини букв, цифр і символів операцій теорії алгоритмів;  $K_t$  – скінченна множина термінальних  $t$  – квантів знань;  $\Pi_t$  – правила конструювання різнорівневих  $t$  – квантів;  $Q_t$  – множина символів, які кодують зміст (семантику)  $t$  – квантових структур.

Множину ОПР різної природи із заданого алфавіту класів позначимо  $\Omega = \{\omega\}$ . Припускають, що об'єкти, які спостерігаються, характеризуються скінченною

кількістю різнотипних (кількісних та якісних) характеристик (ознак)  $x_1, x_2, \dots, x_n$  (у тому числі й цільових). Дані характеристики приймають значення зі скінченних множин:  $X^{(j)} = \{\alpha_1^{(j)}, \alpha_2^{(j)}, \dots, \alpha_{\eta_j}^{(j)}\}$  ( $j = \overline{1, n}$ ), яким ставляться у відповідність одномірні числові масиви  $d^{(j)}$  (домени). Тоді об'єкт  $\omega$ , як елемент множини  $\Omega$ , можна описати  $n$  ознаками зі значеннями з множин  $X^{(j)}$  у вигляді доменізованого числового вектора (домени відділені двокрапками):

$$y = (d^{(1)} : d^{(2)} : \dots : d^{(n)}) = (\alpha_1^{(1)}, \alpha_2^{(1)}, \dots, \alpha_{\eta_1}^{(1)} : \alpha_1^{(2)}, \alpha_2^{(2)}, \dots, \alpha_{\eta_2}^{(2)} : \dots : \alpha_1^{(n)}, \alpha_2^{(n)}, \dots, \alpha_{\eta_n}^{(n)}). \quad (1.7)$$

За теоретичними положеннями КСВР - методу для побудови квантів знань трьох рівнів складності (*квант 0-го рівня*: число, символ; *квант 1-го рівня*: вектор, функція; *квант 2-го рівня*: матриця, композиція функцій) використовуємо термінальні кванти знань (1.8)–(1.10) та  $\Pi$  – оператор суперпозиції (1.11) і  $CON$  – оператор конкатенації в рядок і в матрицю (1.12):

$$tk_o \alpha = [V_k^{(p)}(\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_p)] = \alpha_k, \quad (1.8)$$

де  $tk_o \alpha$  – квант 0-го рівня з наступною семантикою: „з  $p$  –мірної сукупності значень  $\{\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_p\}$  вибрано значення  $\alpha_k$ ”;  $V_k^{(p)}$  – функція вибору аргументу;

$$tk_1 y = [d^{(1)} : d^{(2)} : \dots : d^{(n)}] = [\alpha_1^{(1)}, \alpha_2^{(1)}, \dots, \alpha_{\eta_1}^{(1)} : \alpha_1^{(2)}, \alpha_2^{(2)}, \dots, \alpha_{\eta_2}^{(2)} : \dots : \alpha_1^{(n)}, \alpha_2^{(n)}, \dots, \alpha_{\eta_n}^{(n)}], \quad (1.9)$$

де  $tk_1 y$  – квант 1-го рівня, який є рівносильним виразу (1.1) з наділенням його деяким інформаційним смислом;

$$tk_1 \beta = [\chi_{Y^{(j)}}(\alpha_k^{(j)})] = \begin{cases} 1, & \text{якщо } \alpha_k^{(j)} \in Y^{(j)} \\ 0, & \text{якщо } \alpha_k^{(j)} \notin Y^{(j)} \end{cases}, \quad (1.10)$$

де  $tk_1 \beta$  – квант 1-го рівня з наступною семантикою: „значення „1” у виразі (1.4) показує, що значення  $\alpha_k^{(j)}$   $j$ -ї ознаки в даний момент достовірно спостерігається,

а значення „0” – достовірно не спостерігається”;  $Y^{(j)}$  – множина зареєстрованих значень  $j$ -ї ознаки;  $\chi_{Y^{(j)}}$  – характеристична функція для множини  $Y^{(j)}$ ;

$$P = h(x_1, x_2, \dots, x_n) = f[g_1(x_1, x_2, \dots, x_n), g_2(x_1, x_2, \dots, x_n), \dots, g_n(x_1, x_2, \dots, x_n)], \quad (1.11)$$

де  $P$  – оператор суперпозиції, тобто процедура знаходження функції  $h(x_1, x_2, \dots, x_n)$  за допомогою заданих функцій  $f(y_1, y_2, \dots, y_n)$  та  $g_i(x_1, x_2, \dots, x_n)$  ( $i = \overline{1, n}$ );

$$CON_{i=1}^m \langle e_i \rangle = e_1 e_2 \dots e_m, \quad CON_{i=1}^m [e_i] = \begin{bmatrix} e_1 \\ e_2 \\ \dots \\ e_m \end{bmatrix}, \quad (1.12)$$

де  $CON \langle \bullet \rangle$  – оператор рядкової конкатенації, а  $CON [\bullet]$  – оператор матричної конкатенації, тобто процедура послідовного з’єднання елементів  $e_i$  ( $i = \overline{1, m}$ ) у рядок (у матрицю) відповідно.

Отже маємо  $t$ -квант 1-го рівня  $tk_1\omega$ :

$$tk_1\omega = CON_{j=1}^{n=3} \left\langle CON_{k=1}^{n_j} \left\langle X_{Y^{(j)}} (V_k^{(n_j)} (V_j^{(n)} (tk_1 y))) \right\rangle \right\rangle = [011 : 0010 : 11], \quad (1.13)$$

де вихідний векторний  $t$ -квант  $tk_1 y = [\alpha_1^{(1)}, \alpha_2^{(1)}, \alpha_3^{(1)} : \alpha_1^{(2)}, \alpha_2^{(2)}, \alpha_3^{(2)}, \alpha_4^{(2)} : \alpha_1^{(3)}, \alpha_2^{(3)}]$ , а множини  $Y^{(j)}$  ( $j = \overline{1, 3}$ ) зареєстрованих значень ознак такі:  $Y^{(1)} = \{\alpha_2^{(1)}, \alpha_3^{(1)}\}$ ,  $Y^{(2)} = \{\alpha_3^{(2)}\}$ ,  $Y^{(3)} = \{\alpha_1^{(3)}, \alpha_2^{(3)}\}$ .

Рішення  $A_v$  – задачі єдиної формалізації, подання й алгоритмічного маніпулювання числовою та лінгвістичною інформацією у вигляді ймовірних  $k$ -знань ( $vk$ -знань) відрізняється від  $A_i$  – задачі введенням ймовірної множини  $\tilde{V}$ , яка породжує значення деякої функції  $\sigma_v(\bullet)$  вірогідності подій, що описуються

різнорівневими  $v$  – квантами, тобто  $\tilde{V}$  це множина показників вірогідності  $\nu k$  – знань з інтервалу  $[0,1]$ :  $A_v = \langle S_v, K_v, \tilde{V}, \Pi_v, Q_v \rangle$ .

Були отримані узагальнені формули чисельної оцінки вірогідності  $D_{Z(F)}$  гіпотез про існування імплікативних (1.14) та функціональних (1.9) закономірностей  $r$  – го рангу в навчальній вибірці без спрощення простору РАКЗ-моделі ОПР, що дозволило уточнити максимальний ранг шуканих закономірностей в навчальній вибірці заданого об'єму:

$$D_Z = 2^{r(1-m)} (2^r - 1)^m \sum_{\alpha=1}^{|\mathfrak{S}|} \prod_{i=1}^r \eta_i(\alpha) \leq M_S^*, \quad (1.14)$$

$$D_F = 2^{(2^r - m)} \sum_{\alpha=1}^{|\mathfrak{S}|} \left[ \prod_{i=1}^r \eta_i(\alpha) (N - \sum_{i=1}^r \eta_i) \right] \leq M_F^*, \quad (1.15)$$

де  $r_{\min} \leq r \leq r_{\max}$ ;  $r_{\min} = 2$ ;  $r_{\max} \leq n$ ;  $\alpha$  – індекс номера комбінації значень характеристик

ОПР із множини індексів потужністю  $|\mathfrak{S}| = \frac{n!}{r!(n-r)!}$ ;  $n$  – кількість ознак ОПР;  $\eta_i$  –

кількість значень  $i$  –  $i$  ознаки;  $m$  – кількість об'єктів у навчальній вибірці;  $N = \sum_{i=1}^n \eta_i$ ;

$M_{S(F)}^*$  – крайне (граничне) значення оцінки.

Зазначимо, що хаотичне висування різних ознак не дозволяє встановити відмінність ОПР. Вибір придатної системи ознак для опису деякого класу ОПР є досить нелегкою задачею. При складанні ефективної системи ознак варто уникати двох крайнощів: надмірності й нестачі ознак. У першому випадку важливі показники будуть сховані в масі другорядних або малозначущих, тобто у своєрідному інформаційному шумі, у другому – не виявляться критерії для однозначного розпізнавання конкретних ОПР. Тому важливою задачею була розробка методів аналізу обраної системи ознак для побудови ефективної бази  $\delta k$  – знань. Для оцінки системи ознак  $x_1, x_2, \dots, x_n$  з метою виявлення нестачі ознак запропоновано аналіз навчальної вибірки на наявність неоднозначності ідентифікації ОПР, а з метою виявлення надмірності ознак – аналіз можливості однозначно ідентифікувати об'єкти при відсутності деяких ознак.



**У дослідженні** набув подальшого розвитку еволюційний метод генетичного програмування з застосуванням генетичних алгоритмів оптимізації, що дає можливість обміну у базі знань і мікроситуацій та забезпечення пошуку раціонального рішення у багатокритеріальній задачі.

Суть методу полягає в наступному:

**Перший етап** - визначається мета системи  $S$  як деяка бажана ситуація системного ОПР, досягнення якої вимагає виконання цільових УР. У нашому випадку мета полягає в індуктивному синтезі з навчанням БДКЗ  $\equiv$   $\delta$ КМВР, яка забезпечує виведення комплексу  $\{z_k\} = \hat{z} \in Z^C$  цільових рішень  $C_k$  для всього системного ОПР. Експертами виділяються необхідні для досягнення мети локальні функціональні властивості, які вимірюються в різнотипних шкалах і визначають потенційну ефективність системи  $S$ . Отже, властивості  $X$  є локальними критеріями оцінювання ефективності прийнятих рішень, а розглянута задача (5) є багатокритеріальною, так як мета характеризується множиною локальних критеріїв  $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ .

**На 2-му етапі** експертами разом з ОПР змістовно формуються ТЕД та СПОЗ, необхідні для синтезу цільової ЛСВР в режимі навчання. За допомогою автоматичного квантування ЛСВР перетвориться в  $\delta$ КСВР, за допомогою якої визначається безлічі припустимих рішень задачі МЗПР (1.5). Можливе формування декількох варіантів ТЕД та СПОЗ для синтезу і навчання сукупності різних  $\delta$  КСВР на різнорідних прецедентах з метою подальшого вибору раціонального варіанту  $\delta$ КСВР.

Тут використовується еволюційний підхід, зокрема, генетичне програмування (genetic programming), що представляє собою модифікацію генетичного алгоритму з урахуванням можливостей комп'ютерної програми з урахуванням запропонованих у роботі моделей. При використанні цього методу популяція складається з закодованих відповідним чином програм, які піддаються впливу генетичних операторів схрещування та мутації, для знаходження оптимального рішення, яким вважається програма, найкращим чином вирішальна

поставлене завдання. Програми оцінюються відносно певної спеціальним чином функції пристосованості.

Еволюційна програма - це імовірнісний алгоритм, де на  $k$ -й ітерації до популяції особин оцінюється

$$P(k) = \{x_1^k, \dots, x_n^k\}. \quad (1.16)$$

Кожна особина представляє потенційне рішення задачі, яке у довільній еволюційній програмі може відображатися деякої (в тому числі і досить складною) структурою даних  $D$ . Будь-яке рішення  $x_i^k$  оцінюється за значенням його «пристосованості». Далі в процесі селекції на  $(k+1)$ -й ітерації з найбільш пристосованих особин формується чергова популяція. Деякі особини цієї нової популяції трансформуються за допомогою «генетичних операторів», що дозволяє отримувати нові рішення. Існують перетворення  $\mu_i$  (типу мутації), які змінюють конкретні хромосоми ( $\mu_i : D \rightarrow D$ ), а також трансформації більш високого порядку  $\gamma_i$  (типу схрещування), що створюють нові особини шляхом комбінування фрагментів декількох (двох або більше) хромосом, тобто  $\gamma_i : D \times \dots \times D \rightarrow D$ . Від еволюційної програми очікується, що після зміни деякої кількості поколінь найкраща особина буде представляти рішення, близьке до оптимального.

**На 3-му етапі** вирішується задача оцінювання, тобто визначається деяка міра, що дозволяє об'єктивно порівнювати ефективність комплексів рішень  $\hat{z} \in Z^C$  між собою і, отже, оцінити якість  $\delta$  КСВР, генеруючих  $\hat{z}$  в умовах багатокритеріального, ризику і  $\delta$ -невизначеності ( $\delta \in \{t, \pi, v, \varphi, \dots\}$ ). Така міра повинна враховувати як позитивний ефект, тобто ступінь досягнення мети, так і витрати на досягнення цього ефекту. Конкретного витрати на створення системи  $S$  (6) вимагає і синтез будь-якого варіанту структури  $C$  (1.5), який реалізується мережевим  $\delta$ -квантовим графом  $G_{\delta k} \equiv \delta$  КСВР. На виході  $G_{\delta k}$  отримують

комплекс шуканих рішень  $\{C_k\} = \hat{z} \in Z^C$  після активізації посилюючих  $\delta k$  - знань  $e_i$  на вході графа. Це дозволяє застосувати існуючу в ІКЗ модель  $\hat{O}(\hat{z})$  неформального багатокритеріального оцінювання ефективності рішень величиною ймовірності несприятливих наслідків від прийнятих рішень з використанням зовнішнього критерію  $K_j(\hat{z})$ :

$$\hat{O}(\hat{z}) = Q[K_j(\hat{z}), \delta KCBP, B_j], \quad (j=1, 2, \dots, s). \quad (1.17)$$

Модель (1.7) представлено  $\hat{O}(\hat{z})$  операторним відображенням для визначення корисності комплексу цільових рішень  $\hat{z} = \{C_1, \dots, C_s\} \in Z^C$  по заданій методикою алгоритмічного обчислення оцінки ефективності  $K_j(\hat{z})$ . Це відображення реалізується оператором, який характеризує структуру моделі  $\hat{O}(\hat{z})$  з урахуванням кортежу параметрів  $B_j$ , вид залежності між входом і виходом  $\mathbf{B} \delta k \mathbf{Z} \equiv \delta KCBP$  і забезпечує генерацію  $\hat{z} \in Z^C$  з обчисленням величини ризику  $K_j(\hat{z})$  прийняти помилкове рішення на контрольних ситуаціях.

Поняття неформального багатокритеріального оцінювання прийнятих рішень в ІКЗ базується на загальноприйнятому, перевіреному на практиці довірі до професійних знань і досвіду фахівців проблемної області при виборі альтернатив без явної багатокритеріальної формалізації вибору. Так як досвід і професійні знання експертів допускають формалізацію  $\delta k$  - знаннями у вигляді спеціальної  $\mathbf{B} \delta k \mathbf{Z} \equiv \delta KCBP$ , то вдається уникнути відомих труднощів явного формалізованого синтезу узагальненого критерію для агрегування локальних критеріїв при оцінюванні ефективності рішень. Для цього достатньо оцінити корисність знайденої кінцевої сукупності  $\mathbf{B} \delta k \mathbf{Z} \equiv \delta KCBP$  у конкретних умовах  $\delta$  - невизначеності та ризику з по-міццю мінімізації значення зовнішнього критерію  $K_j(\hat{z})$ , досягаючи мінімального ризику прийняття помилкового рішення на контрольних ситуаціях. При цьому модель  $\hat{O}(\hat{z})$  (10) задовольняє аксіомам теорії вибору в умовах ризику Фон Неймана і Моргенштерна і правомірна для оцінювання ефективності знанняорієнтованих рішень одночасно в комплексних

умовах багатокритеріального,  $\delta$  - невизначеності і ризику. Тут використовується  $\delta$  - квантовий граф  $G_{\delta k} \equiv \delta$  КСВР, описуваний узагальненим  $s$  - значним предикатом  $P(G_{\delta k})$  у вигляді диз'юнкції  $s$  булевих функцій  $F_i(\varphi_i(\tilde{x}_j), \tilde{B}_i)$ , ( $i = 1, 2, \dots, s$ ). Число  $s$  цільових рішень  $(C_1, \dots, C_s) \in \hat{z}$  визначає  $s$  - значність узагальненого предикату  $P(G_{\delta k})$ . Функції  $F_i(\varphi_i(\tilde{x}_j), \tilde{B}_i)$  відповідають  $\delta$  - квантовим шляхам графа  $G_{\delta k}$  і описують логічні причинно-наслідкові міркування в  $\delta$  КСВР відносно  $s$  цільових рішень-наслідків  $C_1, \dots, C_s$  у комплексі  $\hat{z}$ . При цьому параметри  $b_i \in B_j$  моделі  $\hat{O}(\hat{z})$  визначаються з точністю до інтервальної невизначеності, що обумовлено різноманітністю суджень експертів при формуванні СПОЗ. Інтервальна невизначеність означає, що відомі тільки межі інтервалу  $[b_i^{\min}, b_i^{\max}]$  можливих значень параметрів  $b_i$ . Значення  $\alpha_k^j$  ознак  $x_j = (\alpha_1^j, \alpha_2^j, \dots, \alpha_{\rho_j}^j)$ , ( $j = 1, 2, \dots, n$ ) ОПР також можуть бути задані границями інтервалів через так званих НЕ-факторів (неповнота знань, неточність вимірювань і т.п.). У зв'язку з цим всі інтервальні величини, використовувані при  $\delta$  - невизначеності, позначені символами з хвилею « $\sim$ ».

Таким чином, окремий комплекс рішень  $\hat{z} \in Z^C$  в МЗПР (1.1) представляє собою мережеву систему логічного висновку  $s$  цільових наслідків у вигляді  $\delta$  КСВР, яка описується диз'юнкцією булевих функцій  $F_i(\varphi_i(\tilde{x}_j), \tilde{B}_i)$ , залежать від двозначних предикатів  $\varphi_i(\tilde{x}_j)$  і кортежу параметрів  $\tilde{B}_i$ , що характеризують відповідно сенс і кількість  $\delta$  - квантових вершин-подій з логічними зв'язками між ними. Предикати  $\varphi_i(\tilde{x}_j)$  описують логіку причинно-наслідкових зв'язків між локальними критеріями-властивостями  $k_j \equiv \tilde{x}_j$ , ( $j = 1, 2, \dots, n$ ) ОПР. Отже, модель  $\hat{O}(\hat{z})$  (10) для оцінки знанняорієнтованих рішень в умовах багатокритеріальності, ризику і  $\delta$  - невизначеності можна записати у вигляді:

$$\Phi(\hat{z}) = Q[K_y(\hat{z}), \bigvee_{i=1}^s F_i((\varphi_i(\tilde{x}_j), \tilde{B}_i))]. \quad (1.18)$$

На **4-му етапі** здійснюється вибір з допустимої множини  $Z^C$  єдиного раціонального рішення  $\hat{z}_{\delta\delta\delta} \in Z^C$  на основі використання результатів 2-го етапу і моделі (1.8). Тоді у відповідності з формулами (1.4) і (1.8) сформулювати можна завдання (1.1), тобто МЗПР, знаходить наступний формальний вигляд в термінах інженерії квантів знань:

$$z^* = \hat{z}_{\delta\delta\delta} = \arg \min_{\hat{z} \in Z^C} \Phi(\hat{z}) = \arg \min_{\hat{z} \in Z^C} [Q(K_y(\hat{z}), \bigvee_{i=1}^S F_i((\varphi_i(\tilde{x}_j), \tilde{B}_i)))] \quad (1.19)$$

Поняття «раціональне» рішення тут більш правдоподібно, ніж «оптимальне» в силу неформально-багатокритеріальної мотивації запропонованої метрики (1.8) для оцінювання прийнятих рішень в комплексних умовах багатокритеріального,  $\delta$  - невизначеності і ризику.

### 1.1 Пошук інформації в Інтернет для баз даних та знань

Актуальність проблеми пошуку інформації (даних і знань) у Інтернеті для систем моніторингу стосовно надзвичайних ситуацій (НС) пов'язано з труднощами у своєчасному, якісному і достовірному накопиченні баз даних і знань для прийняття ефективних чи раціональних управлінських рішень для запобігання або ліквідації наслідків НС.

Для накопичення та аналізу даних і знань про раніше прийняті ефективні рішення або вдалі прецедентні сценарії можуть бути додатково зібрані у Інтернет. Треба враховувати, що такі дані та знання мають велику неоднорідність. Як показує статистика, частка структурованих даних в архівах становить не більше 20%, а решта ж 80% припадають на частку різних документів, сканованих текстів та іншої розрізненої інформації. При цьому виникає проблема ефективного пошуку адекватної інформації, рішення якої дозволяє перетворити розрізнені дані в цілісну систему знань. Існуючі пошукові системи першого покоління не можуть

повною мірою вирішити завдання пошуку релевантної інформації в повнотекстових колекціях, багато в чому через орієнтованість на реляційні моделі пошуку та можуть бути мало ефективні до пошуку інформації в архівах документів з використанням природної мови.

Результати виконаного дослідження призвели до розбудови моделей та методів пошукових програм у Інтернеті та соціальних мережах. Були виявлені ланцюжки логічних та семантичних зв'язків між об'єктами, поняттями та відношеннями для моделювання ситуації в контрольованій зоні НС. Отже, було виконане дослідження проблеми в наступній послідовності: «стан навколишнього середовища – оцінка показників ризику НС – аналіз ситуації та можливих сценаріїв розвитку ситуації– пошук управлінських рішень для попередження або ліквідації наслідків НС».

Результати дослідження було представлено на міжнародному форумі «Скорочення ризиків лих (IDRC 2014, Давос)».

## 1.2 Розробка об'єктно-орієнтованої методології розбудови спеціалізованої інформаційно-аналітичної системи і її компонентів на базі знань прецедентів.

Запропонована об'єктно-орієнтована методологія розробки СІАС і її компонентів забезпечує формалізацію інформації щодо НПС й подання її у вигляді, зручному для розуміння й аналізу. Статистичну модель НПС {Mod} створено за цією методологією, вона відображає НПС з тим чи іншим ступенем наближеності. Моделі можуть бути використані як для аналізу НПС так і для розроблення СІАС. У свою чергу СІАС забезпечує прийняття рішень ОПР за рахунок пошуку у базі знань прецедентів  $\tilde{I}$  різного роду керуючих рішень  $\mathfrak{Z}$  і використання ресурсів для ліквідації наслідків НПС  $\Sigma$  для вирішення задач  $\{Zps\}$  моніторингу, попередження чи ліквідації наслідків НПС. Ця методологія реалізує принципи структурного аналізу й дозволяє визначити в моделях основні

структурні компоненти СІАС з використанням моделі НПС.

Переваги запропонованої методології:

- можливість розглядати природне середовище із різних точок зору; різних рівній опису, що забезпечують підтримку концепції життєвого циклу СІАС; диференційований погляд на НПС (СІАС, систему керування та інше);
- різноманіття методів моделювання  $\{Met\}$  і алгоритмів пошуку рішень  $\{Alg\}$  як для розробки СІАС, так й аналізу ситуації, для прийняття найкращих рішень у НПС, які відображують різні аспекти досліджуваної предметної області;
- єдиний репозитарій; всі моделі й бази знань створюються й зберігаються в єдиній базі СІАС, що забезпечує побудову інтегрованої й цілісної моделі природного середовища;
- можливість багаторазового застосування результатів моделювання; накопичення для повторного використання вдало прийнятих раніше рішень щодо розробки СІАС, моніторингу і прийняття рішень щодо ліквідації наслідків НПС.

У цьому випадку вирішення задач  $\{Zad\}$  розробки структури СІАС  $\{Str\}$  і концепція щодо моделювання НПС  $M(Sit'_i)$  можна подати у такому вигляді:

$$\{Zad, Met, Mod, Alg, Prog, Pk\} \xrightarrow{\{Pr\}} \{Str\} , \quad (1.20)$$

$$Str_i \in Str, i = \overline{1, K} ,$$

$$M(Sit'_i) = \underset{Zad_\eta^o \in Zad}{extr} \underset{Zad_\eta^o \in Zad}{extr} \underset{Met^e \in Met}{extr} \underset{Mod_{ПС}^e \in Mod}{extr} \underset{Alg_j^e \in Alg}{extr} \underset{Prog_\phi^e \in Prog}{extr} \min_{r \in R} M(Zad, Met, Alg_j, Prog_\phi, Mod_i, R)$$

де  $Zad_\eta^e$  –  $\eta$ -а задача моніторингу і ліквідації НПС для  $e$  – го методу розробки ПЗПОІ,  $\eta = \overline{1, Z}$ ;  $Met^e$  –  $e$  -й метод розробки СІАС,  $e = \overline{1, E}$ ;  $Mod_{ПС}^e$  – модель природного середовища у  $e$ -му методі розробки СІАС;  $Alg_j^e$  –  $j$ -й алгоритм для  $e$ -го методу розробки СІАС,  $j = \overline{1, J}$ ;  $Prog_\phi^e$  –  $\phi$ -я програма ПЗПОІ для реалізації  $j$ -го алгоритму в  $e$ -му методі розробки СІАС,  $\phi = \overline{1, \Pi}$ ;  $Pk$  – показники якості розробки СІАС. Для реалізації методології використовуються такі методи й

алгоритми: методи максимальної правдоподібності, мінімізації байєсівського ризику й МГУА, звичайний і зважений метод найменшої квадратичної помилки (НКП), гребневі, робастні й рекурентні процедури, нейронні мережі, генетичні алгоритми, адаптивні й інші процедури.

Реалізація методології дозволяє вирішити задачу мінімізації ризику появи НПС у відповідності до наведеної методики. Тобто маємо функцію мінімізації ризиків

$$\Phi = \min_{j,i} \mathfrak{R}(X_{\text{const}}, x_j^K, x_i^\beta), \quad (1.21)$$

де  $X_{\text{const}}$  – множина постійних параметрів навколишнього середовища (кут нахилу схилу, поверхня чи структура ґрунту, рослинність і т.п.);  $x_j^K$  –  $j$ -го кількісного  $K$ -го параметра навколишнього середовища (температура повітря, вологість, швидкість вітру й т.п.);  $x_i^\beta$  –  $i$ -го якісного параметра навколишнього середовища (експертна оцінка надзвичайної ситуації й вірогідності ризику його настання, наприклад, оцінка погрози – "слаба", "середня", "сильна" і т.п.).

На (рис.1.1) видно, що найбільш значущими елементами досліджуваної технології є блоки « Система підтримки прийняття рішень », « Статистична база





Рисунок 1.1–Організаційна схема взаємодії основних підсистем в рамках розглянутої технології моніторингу та управління ризиками

даних » і « Динамічна база даних». Це обумовлено тим, що рішення виробляються на підставі баз даних і, разом з тим, є основою для поповнення динамічної бази цієї системи. Виходячи з відомого досвіду, оптимізація подібних підсистем можлива за рахунок підвищення ефективності їх взаємодії на різних рівнях.

Такий підхід вимагає додаткового дослідження з урахуванням технологічних і організаційних особливостей, що відносяться до розглянутої предметної області.

У блоці «Підсистема підтримки прийняття рішень» доводиться враховувати велике число невизначених і суперечливих факторів для вибору альтернативного рішення при вирішенні багатокритеріальної задачі.

Якщо для проектування БД основні труднощі полягають в оцінці повноти та достовірності кількісних даних, то для динамічної БЗ необхідно вибрати найбільш точні та ефективні методи і моделі.

В якості міри ефективності баз знань виступала точність класифікації. Для визначення значимості одержуваних результатів виконувалося їх порівняння з відомими результатами інших авторів. В (Табл.1.1) наведено результати класифікації.

Таблиця 1.1– Порівняння точності методів класифікації в БЗ

Набори даних Метод класифікації	BUPA LiverDisorders	AustralianCreditApp roval	GermanCredi tData
Байесовський класифікатор	0,629	0,847	0,679
Багатошаровий персептрон	0,693	0,833	0,716
Метод випадкових підпросторів	0,632	0,852	0,677
Колектив нейронних мереж	0,783	0,918	0,815
Нечітко- продукційна база знань	0,762	0,859	0,827

З (табл.1.1) видно, що здатність до класифікації сформованих нечітких-продукційних баз знань поступається лише класифікатору на основі колективу нейронних мереж і перевершує всі відомі методи класифікації, що беруть участь в порівнянні. Отримані результати для даного дослідження вказують на можливість

ефективного використання запропонованого підходу до формування баз знань експертних діагностичних систем.

Таким чином розроблено об'єктно-орієнтовану методологію розробки спеціалізованої інформаційно-аналітичної системи і її компонентів на базі знань прецедентів.

### 1.3 Розробка узагальненого методу моделювання проблемної ситуації

#### 1.3.1 Метод пошуку прецедентів для розробки бази знань із текстів опису ситуацій

Метод пошуку прецедентів для розробки бази знань із текстів опису ситуацій експертами має такі кроки:

Крок 1. Виділення з множини кандидатів понять  $cuP$  множини центральних понять або прецедентів  $cPvt$  (іменники, які є предметами чи об'єктами в реченнях  $TextExp$ ).  $ERp1(cuP) \rightarrow cPvt_i$ , де  $ERp1$  - функція виявлення кандидатів у центральні поняття –  $cPvt$ .

Крок 2. Виділення контексту або зв'язків (відносин)  $OtA = cuP/cPvt$  для отриманих кандидатів у центральні поняття  $cPvt$ . Завдання полягає у виділенні підмножини відносин (асоціацій)  $Ot \subset OtA$ . Елементами множини відносин  $Ot$  є головні, активні й додаткові зв'язки. Кожний з елементів множини відносин  $OtP_i \in Ot$  буде пов'язаний з певним центральним поняттям  $cPvt_i \in cPvt$ .

Крок 3. Формується множина мікроситуацій  $Sit'_i = \langle cPvt_i, Ot_{cPvt_i} \rangle$  - прецедентів, у якому елементи множин  $Ot_{cPvt_i}$  є елементи множини  $Ot$  (понять, дій і ресурсів). На даному етапі отримані мікроситуації ще не є повними оскільки елементи множини  $Ot$  ще не порівняні з другорядними поняттями.

Крок 4. Пошук другорядних понять. Другорядними поняттями можуть виступати будь-які елементи множини кандидатів  $cuP$  незалежно від того, чи

потрапили вони в множину центральних понять  $cPvt$ , множину відносин  $Ot$  або в жодне з них. У більшості випадків другорядні поняття виходять із доповнень до дієслівних форм, виділеним раніше. У загальному випадку другорядні поняття це ті поняття, на які посилаються асоціації. Вирішальне правило  $pravRe sh$  подається у такому вигляді:  $prav Re sh = \bigwedge_i Pr izn_i$ , де  $Pr izn_i$  - окрема ознака.

Під час підрахунку значення вирішального правила  $pravRe sh$  кожному з ознак  $Pr izn_i$  ставиться у відповідність значення істини, якщо дана ознака присутня у понятті й хибі в протилежному випадку.

### 1.3.2 Переваги і недоліки моделей подання знань в рамках предметної області

Таблиця 1.2– Порівняння точності методів класифікації в БЗ

Методи	Переваги	Недоліки
Фреймові моделі	<ul style="list-style-type: none"> <li>- принцип успадкування дозволяє проводити аналіз ситуації за відсутності ряду деталей ;</li> <li>- є досить універсальною , тому дозволяє відобразити різноманіття знань про реальний світ через:фрейми, структури, роль, сценарії, ситуація;</li> <li>-за допомогою приєднаних процедур фреймова система дозволяє реалізувати будь-який механізм управління виводу .</li> </ul>	<p>Відносно висока складність фреймових систем :</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>- зниженні швидкості роботи механізму виведення ;</li> <li>- збільшенні трудомісткості внесення змін в родову ієрархію</li> </ul>
Мережева модель	<ul style="list-style-type: none"> <li>- великі виразні можливості;</li> <li>- природність і наочність</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- громіздкість і неефективність</li> </ul>

	<p>системи знань, представленої графічно;</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>- близькість структури мережі семантичній структурі фраз природної мови;</li> <li>- краще відповідає сучасним уявленням про організацію довготривалої пам'яті людини.</li> </ul>	<p>представлення знань лише апаратом семантичної мережі;</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>- складність організації процедури пошуку потрібного знання (як фрагмента мережі)</li> </ul>
Логічна модель	<ul style="list-style-type: none"> <li>- наявність одноманітної формальної процедури виводу;</li> <li>- можливість запрограмувати механізм виводу синтаксично правильних висловів.</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- із-за високої міри одноманітності складно використовувати при побудові доказів евристик;</li> <li>- синтаксично правильні вислови можуть бути семантично абсолютно безглуздими.</li> </ul>
Продукційні моделі	<ul style="list-style-type: none"> <li>- більшу частину знань можна представити у вигляді продукцій;</li> <li>- системи продукцій є модульними;</li> <li>- системи продукцій можуть реалізовувати будь-які алгоритми доступні комп'ютеру;</li> <li>- покажчики на сферу вживання продукції дозволяє ефективно організувати пам'ять і класифікація сфер може бути багаторівневою;</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- складно перевіряти несуперечності системи продукцій при додаванні нової (необхідно робити при кожному додаванні нової продукції);</li> <li>- властива невизначеність вибору виконуваної продукції з активних продукцій, т.ч. виникають складнощі при перевірці коректності роботи системи.</li> </ul>

	<p>- об'єднуючи продукційну і мережеву виставу виходять кошти, що володіють великою обчислювальною потужністю;</p> <p>- паралелізм в системі продукцій зручний для паралельних структур;</p> <p>- зростання суперечності продукційної моделі може бути обмежений шляхом введення механізмів виключень і повернень.</p>	
--	--	--

Кожна з відомих моделей подання знань (табл.1.2) володіє мінімум декількома недоліками з наведеного списку:

- недостатній універсалізм,
- складність отримання нових знань,
- можливість отримання суперечливих знань,
- складність нарощування моделі,
- значна розмірність моделі,
- відсутність наочності у поданні знань.

Таким чином, очевидно найбільш ефективною моделлю представлення знань є змішана модель. Все більше створюється ІС, заснованих на таких, здавалося б, несумісних підходах, як нейронні мережі і фрейми, семантичні мережі і логіка предикатів

### 1.3.3 Об'єктно-орієнтована фреймова структура організації бази знань

В інструментальних засобах реалізації методу пошуку прецедентів використовується об'єктно-орієнтована фреймова структура організації бази

знань, що дозволяє здійснювати гнучку базу знань, яка застосовується для розробки компонентів ПЗПОІ. Інструментальні CASE конструктори моніторингу НПС мають модель  $\{Ins\} = \langle X, (Subj, Pr, Obj) \rangle$ , де  $\{Ins\}$  – модель інструментальних засобів;  $X = \{x_j, j = \overline{1, m}\}$  множина параметрів навколишнього середовища;  $Subj$  суб'єкт (ЛПР),  $Pr \in \{Alg' \cup Ar\}$  предикат (множина операцій, обумовлена застосовуваними алгоритмами  $Alg'$ );  $Obj$  об'єкт (керуючі дії  $\mathfrak{Z}$  й ресурс  $\Sigma$  для моніторингу ЧПС);  $Ar$  – нотація. База знань мікроситуацій в об'єктно-орієнтованій фреймовій структурі організації бази знань подається так:  $KB = \{Kat, Sit', \Pi\}$ , де  $Kat$  група категорій понять  $Kat = \{Kat_i\}$ ;  $Sit'$  множина мікроситуацій  $Sit' = \{Sit'_j\}$ ;  $\Pi$  множина прецедентів  $\Pi = \{\Pi_k\} \Rightarrow Sit'$ .

"Відбір" прецедентів забезпечується за рахунок порівняння поточної, проблемної мікроситуації з множиною еталонних мікроситуацій. У метричному просторі подібність прецеденту й проблемної ситуації можна оцінити в такій послідовності:

1. Вводиться метрика в просторі всіх значущих параметрів.
2. У множині мікроситуацій визначається точка, що відповідає проблемній мікроситуації.
3. На основі метрики визначається найближча до проблемної мікроситуації точка, що може бути використана повторно, яка перевірена і щонайкраще підходить в ситуації, яку ми аналізуємо. Як наслідок СІАС пропонує керуючу дію ОПР.

В результаті розроблено узагальнено методи моделювання проблемної ситуації.

## 1.4 Розробка моделі природного середовища на базі комплексного знаннево-орієнтованого подання мікроситуації

### 1.4.1 Технологія моделювання природного середовища

Технологія моделювання природного середовища має три етапи.

Етап 1. Проведення попереднього статистичного аналізу попередження виникнення НПС дозволяє визначити дискримінантні функції прогнозу таких мікроситуацій.

Етап 2. Отримання за допомогою таких функцій результати оцінювання ймовірності віднесення досліджуваних даних до класів та вірогідної оцінки виникнення надзвичайної ситуації.

Етап 3. Отримання комбінації факторів природної небезпеки у вигляді класів мікроситуацій дозволяє мати об'єктивну відповідність між вірогідними оцінками природного середовища і ступенями шкали природної небезпеки, що, в остаточному підсумку, дозволяє проводити порівняльну оцінку часу до настання надзвичайної ситуації.

У дослідженні пропонується така технологія моніторингу природного середовища за експертними оцінками:

1. Маємо  $X = \{X_1, X_2, \dots, X_j, \dots, X_n\} \in D$  – значення змінних природного середовища;  $D_j$  множина припустимих значень змінної  $X_j$  (усі  $D_j$  передбачаються обмеженими);  $D = \prod_{j=1}^n D_j$  – простір значень. Нехай зафіксовано  $T+1$  переліків часу  $t = \overline{1, T+1}$ . Завдання прогнозування тимчасового ряду полягає в тому, щоб за відомим значенням змінних для  $T$  переліків часу (передісторії) оцінити значення змінних для  $T+1$  – прогнозованого моменту часу. Індокси, що відповідають перелікам часу, розміщуємо праворуч унизу. Отже,  $X_t$  позначатиме кортеж значень змінних для моменту часу  $t$ .

2. Ураховуємо передісторію –  $E_t$  – якісна й кількісна експертна оцінка подій і ситуацій передісторії й  $X_t = \{X_{t-1}, \dots, X_{t-r}, \dots, X_{t-m}\}$  – складовий кортеж



кількісних значень змінних для передісторії. При цьому  $X_t, E_t \in D^{T+1}$ , тоді  $D^{T+1}$  буде простором реалізацій досліджуваного природного процесу.

3. Вирішуємо завдання побудови вирішальної функції. Для цього розглянемо статистичну гру  $\langle X, E, \mathfrak{S}, \Delta, V \rangle$ , де  $X$  – змінні середовища,  $E$  – оцінка подій,  $\mathfrak{S}$  – множина рішень для моніторингу НПС,  $\Delta(X, \mathfrak{S})$  – функція втрат,  $V \Rightarrow \langle X, E, \mathfrak{S} \rangle$  – простір спостережень.

4. Визначаємо стан природного середовища  $X_t$ , що характеризується  $P_{t,X}(D/X_{t-i})$  – умовним розподілом у просторі змінних  $X$  для відліку  $t$  при відомих значеннях змінних  $t-i, i = \overline{1, r}$ , де  $r = r(t, X)$  – довжина істотної передісторії (що впливає на розподіл для даного відліку).

5. Передбачуємо, що імовірнісні властивості процесу згодом не змінюються, тобто  $P_{t,X}(D/X_{t-i}) = P_X(D/X_{t-i})$  – умовний розподіл не залежить від  $t$ .

6. Вирішуємо завдання прогнозування часового ряду  $i$  для цього " відновлюємо " стан  $X$ , що поєднуємо з отриманою емпіричною інформацією простору спостережень  $V = \{V_1, V_2, \dots, V_j, \dots, V_N\}$ . Врахуємо  $E \in D$  – оцінку стану природного середовища.

7. Визначаємо в емпіричних даних передісторію процесу з обліком вірогідних висловлень експертів  $P(V_1)$  і  $P(V_2)$ , де  $V_1 = X_{N+1}$ , а  $V_2 = \{B_i \in B \mid i = \overline{1, M}\}$ . Тут  $B$  – множина усіляких висловлень виду  $B_i = \langle E_i, \gamma_i \{ (E_{i,k}, P_{i,k}) \mid k = \overline{1, K_i} \} \rangle$ , де  $E_i \in D_r$ ,  $P_{i,k} = P(X_{i,k} \in E_{i,k} / X_i)$  – оцінка ймовірності влучення ситуації в  $E_{i,k}$  при кожному  $X_i \in E_{i,k}$ ;  $\gamma_i$  – оцінка ступеня довіри висловленню  $E_{i,k} \in D$ .

8. Виділяємо варіант прийняття рішень  $\mathfrak{S}$  для найбільш раціонального з точки зору особи, що приймає рішення (ОПР) висловлення  $B_i$  й кращої оцінки експерта  $E_i \in D_r$  з найвищим ступенем довіри  $\gamma_i$ .

1.4.2 Розробка моделі природного середовища, яка використовує комплексне знаннєво-орієнтоване подання мікроситуації у вигляді елементів трійки "суб'єкт – керуюча дія (рішення) – об'єкт ресурсу моніторингу надзвичайних природних ситуацій".

У моделі природного середовища, яка використовує комплексне знаннєво-орієнтоване подання мікроситуації застосовується контекстно-залежна мова нечіткої логіки. Мікроситуація відповідає трійці "*суб'єкт (ОПР) – керуюча дія – об'єкт (ресурс для попередження й усунення наслідків НПС), з яким оперує інтелект людини*". Суб'єктом – ОПР є центральне поняття, контекст управляє впливом, а об'єктом є другорядне поняття. Такий підхід має три основні відмінні риси:

1. Замість або додатково до числових кількісних змінних застосовуються нечіткі величини й так звані "лінгвістичні" змінні, які пов'язують ситуацію  $Sit = \{Sit'_i\} \quad (i = \overline{1, n})$ , мету  $Z$  й трійку "суб'єкт (ОПР) – керуюча дія – об'єкт ( $\Sigma$ )". Мікроситуації, які визначаються на множині кількісних параметрів  $\{X\}$  (після використання DataMining) поєднуються з якісними або лінгвістичними даними.

2. Прості відносини між змінними описуються за допомогою нечітких висловлень предикатів.

3. Складні відносини описуються нечіткими алгоритмами з використанням функцій приналежності  $\{\mu_i\} \quad i = \overline{1, k}$ , тому що класифікація ситуацій має неоднозначне значення й може приймати проміжні значення між крайніми значеннями.

Контекстно-залежна модель розроблялась відносно до узагальненої ситуації  $Sit = \{Sit'_i\} \quad (i = \overline{1, n})$ , яка складається з множин мікроситуацій  $\{Sit'_i\}$ , що *утворені поняттями*– елементами середовища:

$$Sit'_i = \langle (X, e_i, K_e), \mathfrak{A}, \Sigma \rangle,$$

де  $\Sigma$  – необхідний ресурс (обсяги й засоби для попередження або ліквідації наслідків надзвичайних ситуацій);  $\mathfrak{A}$  – множина керуючих дій; частина мікроситуації, обумовлена парою  $\langle e_i, K_e \rangle$ , називається лінгвістичною (якісною,

значеннєвою одиницею) мікроситуацією центрального поняття –  $e$ , навколо якої базується мікроситуація.  $X = \{X_j, (j = \overline{1, m})\}$  – кількісні показники природного явища (наприклад, атмосферний тиск, температура повітря й т.ін.), постійні параметри середовища (наприклад, нахил гори, покриття схилу й т.ін.) у контрольованому районі й ресурсах, і має у своєму розпорядженні ОПР (наприклад, кількість справних рухливих засобів для евакуації людей, мобільні засоби для проведення повітряної розвідки й т.ін.). Множина  $K_e$  є *контекстом* лінгвістичного, центрального поняття  $e$ . Множина  $K_e = \{k_{ei}\}$ ,  $i = \overline{1, m}$  складається з понять, які виражають *відношення центрального поняття « e » з іншими другорядними* поняттями, що беруть участь у даній мікроситуації. Відношення – це деяка залежність центрального поняття від другорядних понять. Для даної мікроситуації як другорядне поняття може виступати поняття, що є центральним в іншій мікроситуації.

В якості висновків треба відзначити, що розроблені теоретичні основи, які дозволяють уточнити прогноз надзвичайних ситуацій і підвищити ефективність прийняття рішень для прогнозування та ліквідації наслідків НПС. Отримані результати:

1. Новий метод подальшого розвитку - еволюційний метод генетичного програмування з застосуванням генетичних алгоритмів оптимізації, що дає можливість обміну у базі знань і мікроситуацій та забезпечення пошуку раціонального рішення у багатокритеріальній задачі.

2. Розроблено модель ситуації, яка має апріорну не визначність стосовно мереж, у яких випадкові явища об'єднаних причино-наслідковими зв'язками, що дає можливість адаптувати прецедентні моделі НС до ситуації, яку ми контролюємо для мінімізації часу та витрат на пошук ефективних рішень.

3. Розроблено інтелектуальна модель багатокритеріального представлення надзвичайної ситуації з урахуванням вилучення квантів знань та прецедентних мікроситуацій з бази даних щодо оптимальних керуючих рішень, що дозволяє підвищити показники пошуку рішень.

4. Удосконалено методи knowledge discovery in data bases(KDD) у системі підтримки прийняття рішень за допомогою бази прецедентних мікроситуацій, що надає можливість збільшення швидкодії методів багатокритеріальної оптимізації ризиків за рахунок можливості використання розподілених баз даних.

5. Методи та моделі, запропоновані у цьому дослідженні, доведено до програмної реалізації у вигляді інтегрованих компонентів програмної інфраструктури системи ситуаційних центрів, що дозволяє інтегрувати розподілену складову в процес роботи системи, не порушуючи існуючих процесів.

6. Запропоновані методи дозволяють істотно (30%) підвищити точність прогнозування в умовах відсутності вхідних даних та суттєво (20%) знизити час, необхідний на прийняття рішень щодо ліквідації наслідків надзвичайної ситуації.

## РОЗДІЛ 2

### ДОСЛІДЖЕННЯ ТА РОЗРОБКА МЕТОДІВ ТА МОДЕЛЕЙ ВИДІЛЕННЯ, ОБРОБКИ ТА КЛАСИФІКАЦІЇ ВІЗУАЛЬНОЇ ІНФОРМАЦІЇ

Успіхи з розпізнавання візуальної інформації вражають так, як і інші значні досягнення з аналізу зображень спеціального виду (наприклад, розпізнавання треків ядерних частинок, ідентифікація автомобілів-порушників за відео та фотознімками, аналіз і розпізнавання сигналів в медицині, агропромисловості та геології). Однак, універсальних методів обробки відеопотоків та візуальної інформації, які б можна було порівняти за ефективністю з інтелектуальними можливостями людини, ще не знайдено, що стимулює активну діяльність вчених у цьому напрямку.

У загальному випадку отримання інваріантності по відношенню до розмірів, форми і орієнтації розпізнаються по растру об'єктів є складною, а часто і нерозв'язною проблемою. Іншу проблему породжує необхідність виділення з зображення його фрагмента, що відноситься до окремого об'єкту. Ця проблема є спільною для всіх класичних методів розпізнавання та інтерпретації візуальних образів. Проблема носить явно виражений комплексний ієрархічний характер і включає ряд основних етапів: сприйняття поля зору, сегментація, нормалізація виділених об'єктів, розпізнавання. Такий важливий обов'язковий етап як розуміння (інтерпретація) зображень включається частково в етап сегментації і остаточно вирішується на етапі розпізнавання.

Основним елементом будь-якої задачі розпізнавання зображень є відповідь на питання: чи відносяться дані (вхідні) зображення до класу зображень, який представляє даний еталон. Перший спосіб вирішення проблеми - порівняти безпосередньо зображення з еталонами (або їх ознаки). Навіть, незважаючи на те, що такий спосіб прямого перебору є дуже неефективним і потребував би значних ресурсів для виконання задачі, виникає ще ряд специфічних технічних труднощів і проблем, особливо при створенні систем технічного зору (СТЗ):

- зображення знаходяться на складному фоні;

- зображення та еталон відрізняються середовищем в полі зору;
- вхідні зображення не збігаються з еталоном за рахунок випадкових перешкод;
- відмінності між вхідними зображеннями та зображенням еталона виникають через зміну освітленості, підсвічування, локальних перешкод;
- вхідні зображення та еталон можуть відрізнити геометричні перетворення, включаючи такі складні як афінні та проєктивні.

Для ефективного вирішення задачі потрібно зважено обрати алгоритм розпізнавання, базуючись на їх перевагах та недоліках, тому що різні алгоритми можуть бути надзвичайно ефективними для розпізнавання обличчя або номерів на будинках, але не приносять жодного результату при розпізнаванні рукописного тексту або пошуку по масиву зображень.

При обробці візуальної інформації потрібно враховувати шум, перешкоди, спотворення та погану якість зображення. Ці фактори значно впливають на результат розпізнавання об'єктів на фотографії, тому необхідно застосовувати попередню обробку, щоб позбавитися від небажаних ефектів, що можуть погіршити ефективність розпізнавання об'єктів. Для вирішення завдання в цілому і на окремих її етапах потрібно застосовувати різні методи сегментації, нормалізації та розпізнавання.

Таким чином, проведений аналіз показав, що процес розпізнавання та інтерпретації візуальних образів є складною багатоетапною процедурою. Багатоетапність (ієрархічність) зумовлена тим, що різні завдання обробки насправді тісно пов'язані і якість вирішення однієї з них впливає на вибір методу вирішення інших. Так вибір методу розпізнавання та інтерпретації візуальних образів залежить від конкретних умов пред'явлення вхідних зображень, у тому числі характеру фону, інших зображень, помехової обстановки і пов'язаний з вибором методів предобробки, сегментації, фільтрації. На основі результатів аналізу можна виділити декілька етапів розпізнавання зображення. На першому етапі застосовуються найменш трудомісткі признакові алгоритми для вирішення

задачі про нееквівалентності вхідних зображень і еталонів. Вхідна множина зображень при цьому істотно скорочується. На другому етапі зображення піддаються нормалізації. На третьому - нормалізовані зображення класифікуються одним з конструктивних способів, наприклад кореляційним. При такій структурі розпізнавання та інтерпретації час вирішення завдань скорочується в сотні разів.

## 2.1 Методи класифікації на основі вейвлет-перетворення для автоматизованої медичної діагностики

Необхідність автоматизованих систем (АС) підтримки прийняття рішень при медичній діагностиці обумовлена низкою причин. Серед таких причин - необхідність оперативної діагностики в рекреаційній медицині, при контролі спортивних навантажень із застосуванням сучасних мобільних додатків. У подібних випадках виникають ситуації, коли необхідно з високими швидкістю і достовірністю прийняти рішення про зниження навантажень або коригуванні стану пацієнта за допомогою лікарських методів. Діагностування в таких системах проводять шляхом класифікації з пошуком оптимуму відповідного функціоналу якості [1, 2]. Дані навчальних вибірок в умовах, наприклад, вдосконалення медичних методів, можуть відрізнятися у високому ступені. Це може відбуватися через індивідуальних відмінностей пацієнтів і при моделюванні може проявлятися високим рівнем перешкод. Через це у функціоналу якості може бути багатоекстремального та / або зашумлена поверхню. Існуючі методи класифікації, що використовують оцінку градієнта [1, 2], в таких умовах відрізняються низькою достовірністю (через різних рівнів перешкод в даних при навчанні та в робочому режимі класифікації) і не задовольняють вимогам практики [3, 4]. Для таких умов авторами розроблені методи мультістартової оптимізації на основі вейвлет-перетворення (ВП) з урахуванням і без урахування обмежень (у вигляді нерівностей) [5, 6]. З-за різних властивостей цих методів,

реалізуючи класифікацію на основі методу з використанням ВП з урахуванням обмежень [5], можна підвищити швидкодію цієї процедури.

Відомо, що в основі ІТ та методів обробки діагностичних параметрів класифікації, кластеризації, сегментації, адаптації, фільтрації) лежить процедура оптимізації відповідних функціоналів. Проведений аналіз показав, що при медичній діагностиці цільова функція зашумлена через апріорної невизначеності і мультимодальна через варіабельності дефектів.

Існуючі методи оптимізації в зазначених умовах не задовольняють вимогам практики: градієнтні методи оптимізації мають низьку завадостійкість, чутливі до локальних екстремумів і до початкової точки пошуку, субградієнтні методи мають високу похибку. Це істотно знижує ефективність діагностування.

У даному дослідженні запропоновано новий підхід до вирішення оптимізаційних задач на основі вейвлет-аналізу. Застосування цього підходу дозволяє на першій стадії пошуку при великій довжині носія вейвлет - функції з великою ймовірністю вийти в околиці глобального оптимуму і - на наступних стадіях - забезпечити зниження похибки при оцінці напрямки пошуку за допомогою вейвлет-функції з малою довжиною носія. Такий підхід надалі будемо називати мультістартовим.

Для обґрунтування вибору методу класифікації для підвищення швидкодії та достовірності прийнятих в АС класифікаційних рішень при автоматизованій медичній діагностиці, в роботі проводиться дослідження методів класифікації з навчанням з визначенням коефіцієнтів розділяють поверхонь за допомогою методу мультістартової оптимізації на основі ВП (МОВП) з урахуванням і без урахування обмежень .

Технічні можливості виробництва лікарських виробів і різні особливості стану здоров'я пацієнтів обумовлюють особливості функціоналу якості при класифікації. Малі обсяги наборів навчальних параметрів і зовнішні впливи при їх вимірі викликають зашумленість поверхні функціоналу. Відмінності в кількості образів у класах, дисперсії параметрів у класі проявляються складною формою кластерів. Це обумовлює асиметрію і складну поверхню цільової функції



(багатоекстремального, поверхня типу «яр»). Тому запропоновано використовувати метод класифікації з навчанням з визначенням коефіцієнтів розділяючих поверхонь за допомогою методу МОВП [4], коли метод МОВП реалізується за схемою

$$\mathbf{c}[n] = \mathbf{c}[n-1] - \gamma[n] WT_k(\mathbf{Q}(\mathbf{x}[n], \mathbf{c}[n-1])), \quad (2.1)$$

где  $\mathbf{Q}(\mathbf{x}, \mathbf{c})$  – функціонал, який при класифікації залежить від вектора коефіцієнтів розділяючих поверхонь  $\mathbf{c} = (c_1, \dots, c_N)$  і від даних вимірювань  $\mathbf{x} = (x_1, \dots, x_M)$ ;  $\gamma[n]$  – крок;  $n$  – номер ітерації;  $k$  – номер старту;

$$WT_k(\mathbf{Q}(\mathbf{x}[n], \mathbf{c}[n-1])) = \{G_{1k}, G_{2k}, \dots, G_{Nk}\} \quad (2.2)$$

визначає напрямок руху до екстремуму;

$$G_{jk} = \frac{1}{s_k} \sum_{\substack{i = -\frac{s_k}{2} \\ i \neq 0}}^{\frac{s_k}{2}} Q(\mathbf{x}[n], \mathbf{c}_j + ia) \cdot \Psi_k(i). \quad (2.3)$$

В (2.3)  $s_k$  – довжина носія вейвлет-функції (ВФ)  $k$ -ом старті ( $s_k$  – парне число);  $a$  – шаг дискретизації;  $\Psi_k(i)$  – ВФ на  $k$ -ом старті (табл.2.1);  $j = 1, \dots, N$  – розмірність вектору параметрів. Для оцінки напрямки пошуку оптимуму в (2.2) обрані симетричні і нестационарні ВФ; на першому етапі - ВФ виду

$$\Psi_1(i) = \begin{cases} 1, & \text{якщо } i = 1, \dots, \frac{s_1}{2} \\ -1, & \text{якщо } i = -1, \dots, -\frac{s_1}{2} \end{cases}$$

і на наступних етапах – ВФ, отримані за схемою (табл.2.1), на сьомому етапі для цього застосовується

$$\Psi_7(i) = \begin{cases} 1, & \text{якщо } i = 1 \\ -1, & \text{якщо } i = -1 \end{cases}$$

Таблиця 2.1 – Параметри ВФ для метода МОВП

Назва	Позначення	Значення параметра				
Номер старта	$k$	2	3	4	5	6
Масштаб ВФ	$\alpha_k$	1	2	3	4	5
Довжина носія	$s_k$	20	10	6	4	4
Вид ВФ	$\Psi_k(i)$	$\begin{cases} \frac{1}{\alpha_k ( i  + 1)}, & \text{если } i > 0, \\ -\frac{1}{\alpha_k ( i  + 1)} & \text{если } i < 0 \end{cases}$ $i \in \left[-\frac{s_k}{2}, +\frac{s_k}{2}\right], \quad i \neq 0$				

Метод МОВП з вихідними даними:  $\delta_1$  – похибка пошуку оптимуму старту (визначається на етапі апріорних досліджень функціоналу якості);  $\delta_2$  – похибка пошуку оптимуму прикладної задачі;  $k_{\max}$  – максимальна кількість стартів, реалізується в наступній послідовності.

Крок 1. Визначаються:  $c[0]$  – початкове наближення до координати оптимуму;  $\gamma[1]$  – шаг; вид ВП и ВФ;  $a$  – крок дискретизації ВФ;  $s_1$  – довжина носія ВФ  $\Psi_1(i)$ ;  $k=1$ ,  $n=1$ .

Крок 2. Оцінюється напрямок пошуку по (2) в точці наближення до координати оптимуму для старту  $k$ . При  $k=1$  використовується зважена сума з  $\Psi_1(i)$  (в  $c[0]$  при  $n=1$ ). Довжину носія  $s_1$  для  $\Psi_1(i)$  визначають при аналізі цільової функції.

Крок 3. Виконується пошук оптимуму  $Q(\mathbf{x}, \mathbf{c})$  по (1) при  $k \leq k_{\max}$ , інакше – останов.

Крок 4. Якщо на ітерації  $n$  виконується  $|c[n] - c[n-1]| \leq \delta_1$ , пошук на поточному старті закінчується, інакше –  $n = n + 1$  і перехід к кроку 2.

Крок 5. Якщо  $k > 1$  та знайдена на  $k$ -ом старті координата оптимуму відрізняється від результату  $k - 1$  старта не більш, чим на  $\delta_2$  – останов; інакше – або якщо  $k < k_{\max}$ , то номер старту  $k = k + 1$ , обирається ВФ для оцінки напрямку пошуку (2) (при  $1 < k < k_{\max}$  – ВФ  $\Psi_k(i)$  (див. табл.1)), при  $k = k_{\max}$  – с  $\Psi_7(i)$ , і перехід до кроку 2.

На базі методу МОВП [6, 8] розроблено метод оптимізації з обмеженнями у вигляді нерівностей - МОВП1, в якому швидкодію підвищено за рахунок звуження області пошуку на етапі обробки з ВФ  $\Psi_k(i)$  (при  $k > 1$ ) шляхом врахування обмежень у вигляді нерівностей  $g_j(\mathbf{c}) \geq 0$ ,  $j = \overline{1, N}$ , значення яких отримують при пошуку на першому старті. Метод МОВП1 з вихідними даними методу МОВП, реалізується в такій послідовності:

Крок 1. Пошук оптимуму  $Q(\mathbf{x}, \mathbf{c})$  проводиться за допомогою методу МОВП (кроки 1 – 4) з визначенням координати мінімуму  $\mathbf{c}_H^*$  з похибкою  $\delta_1$  на старті з  $\Psi_1(i)$ . Значення  $\mathbf{c}_H^*$  використовується для визначення обмеження  $g(\mathbf{c}_H^*)$ .

Крок 2. Відповідно з відомим методом центрів [7] формується новий функціонал  $Q_1(\cdot)$

$$Q_1(\mathbf{x}[n], \mathbf{c}[n], g(\mathbf{c}_H^*)) = -\ln(Q(\mathbf{x}[n], \mathbf{c}[n-1]) - Q(\mathbf{x}[n], \mathbf{c}_H^* - b) - \ln(\mathbf{c}[n-1] - g(\mathbf{c}_H^*))), \quad (2.4)$$

де  $Q(\mathbf{x}[n], \mathbf{c}[n-1])$  – вихідний функціонал на кроці пошуку  $n - 1$ ;  $Q(\mathbf{x}[n], \mathbf{c}_H^*)$  – Його значення в точці мінімуму, знайденого з ВФ  $\Psi_1(i)$ ;  $g(\mathbf{c}_H^*) \geq \mathbf{c}_H^* - b$  – обмеження;  $b \geq 0$  – параметр, який визначається на етапі апріорних досліджень функціоналу якості з урахуванням  $b \ll \delta_1$  та  $b \ll \delta_2$ .

Крок 3. Збільшується номер старту  $k = k + 1$  старту і далі пошук оптимуму  $Q_1(\cdot)$  здійснюється по кроках 2 - 5 базового методу МОВП при номерах старту.

Класифікація складається відносно стану пацієнта до одного з класів шляхом порівняння параметрів-ознак. Вона заснована на гіпотезі компактності - припущенні про подібність образів одного класу за значенням параметрів. При

класифікації в роботі проводиться пошук мінімуму функціоналу  $Q(\mathbf{x}, \mathbf{c})$  – суми помилок першого і другого роду по вектору коефіцієнтів  $\mathbf{c} = (c_1, \dots, c_N)$ . Ці коефіцієнти визначають вид поверхні, яка розділяє класи в просторі параметрів-ознак. На першому етапі класифікації («навчанні») - будується поділяюча поверхня  $y = f(\mathbf{x})$  за навчальною вибіркою відомих класів, на другому етапі (у «робочому» режимі) - визначається клас, що обумовлює стан досліджуваного пацієнта. На першому етапі виконуються наступні кроки:

Крок 1. Формуються навчальну вибірку з відомими вектором параметрів-ознак  $\mathbf{x}$  і величинами, що визначають клас образів  $y$ .

Крок 2. Задають клас розділяючих поверхонь  $y = f(\mathbf{x})$  з властивістю (для двох класів  $A$  і  $B$ )  $\text{sign } f(\mathbf{x}) = \begin{cases} 1, & \text{если } \mathbf{x} \in A, \\ -1, & \text{если } \mathbf{x} \in B. \end{cases}$

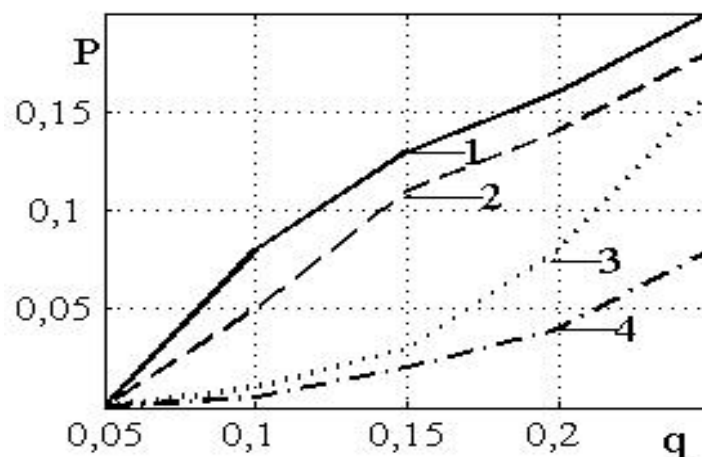
Крок 3. Формулюють функціонал  $Q(\mathbf{x}, \mathbf{c}) = F(y - \hat{f}(\mathbf{x}, \mathbf{c}))$ , з  $\hat{f}(\mathbf{x}, \mathbf{c}) = \sum_{v=1}^N c_v \phi_v(\mathbf{x})$ .

Крок 4. Вибирають один з методів МОВП, задають його вихідні дані та параметри (див. метод МОВП, крок 1) і  $\delta_2$  – похибка класифікації і розраховуються значення коефіцієнтів  $\mathbf{c} = (c_1, \dots, c_N)$ .

Досліджено завадостійкість класифікації на основі МОН при зміні дисперсії в поділюваних класах. Така ситуація може скластися при малій кількості досліджень при оновленні лікарської бази та зростаючою (наприклад - через зміни вікової групи пацієнтів в рекреаційному центрі) дисперсії класів в робочому режимі класифікації. На рис. 1 наведені результати досліджень середнього ризику  $P$  при зміні  $q$  – відносної величини середньоквадратичного відхилення (СКВ) параметрів-ознак в класах для класифікації, реалізованої на базі методів МОВП і градієнтного спуску. Тут  $q = \frac{q_p}{q_0 \cdot D}$ ,  $q_p$  і  $q_0$  – СКВ параметрів в класах в робочому режимі і при «навчанні» відповідно;  $D$  – відстань між центрами класів навчальної вибірки;  $s_i$  – довжина носія ВФ  $\Psi_1(i)$ . При класифікації на базі МОВП

в порівнянні з класифікацією на базі методу градієнтного спуску середній ризик  $P$  зменшився в середньому до 1,4 рази.

У ряді завдань, наприклад, при налагодженні мобільних додатків при дослідженні в умовах виробництва лікарських засобів корекції стану пацієнта, швидкодія класифікації повинно бути підвищено. Для таких умов при класифікації з навчанням запропоновано використовувати метод МОВП1 замість методу МОВП на кроці 4 методу класифікації. Для класифікації на базі методів МОВП і МОВП1 оцінені середній ризик  $P$  і швидкодія класифікації для двох класів по 70 образів, поділених в двовимірному просторі ознак відрізком  $\hat{f}(\mathbf{x}, \mathbf{c}) = c_0 + c_1 x$ . Початкові значення  $c_0 = 0,05$ ,  $c_1 = 2$ , крок дискретизації ВФ  $\Psi_1(i) - a = 6$ . Порівняння методів показало, що при класифікації на базі МОВП1 в порівнянні з класифікацією на основі методу МОВП вираш часу рахунку (по таймеру) склав більше 1,3 рази при зниженні  $P$  на 0,03.



1 – на базі градієнтного спуску; 2, 3, 4 - на базі МОВП при  $S_2 < S_3 < S_4$  відповідно

Рисунок 2.1 - Залежність середнього ризику  $P$  від  $q$  – СКВ параметрів- ознак в класах для різних методів класифікації

Таким чином, класифікація на базі МОВП1 рекомендується до застосування при необхідності підвищити швидкодію навчання при класифікації в умовах корекції мобільних додатків при зміні лікарської бази [9]. При цьому на етапі навчання АС рекомендується застосовувати базовий метод МОВП, оскільки він у зв'язку з послідовним скороченням галузі обробки і збільшенням точності пошуку

координати оптимуму, відрізняється найнижчою похибкою. Такий пошук відрізняється низькою швидкістю, однак, як правило, на етапі навчання АС вимоги до швидкості процедури класифікації більш низькі [9-12]. На етапі додаткового навчання при класифікації рекомендується застосовувати один із запропонованих у роботі методів оптимізації з використанням ВП, залежно від вимог по швидкості та достовірності класифікації.

Таким чином, досліджено метод класифікації на базі методів МОВП і МОВП1. Дослідження показали, що при класифікації на базі МОВП в порівнянні з класифікацією на базі методу градієнтного спуску середній ризик  $R$  зменшився в середньому до 1,4 рази. Подібні результати отримані і при порівнянні цього методу з методами, заснованими на інших градієнтних алгоритмах. На підставі досліджень зроблено висновок, що метод класифікації на базі МОВП рекомендується до застосування при малих обсягах наборів навчальних параметрів-ознак і зростанні їх дисперсії в класах через зміни умов класифікації в робочому режимі. Запропоновано рекомендації для вибору методу пошуку оптимуму при класифікації в АС з урахуванням етапу, на якому проводиться класифікація. Це дозволило обґрунтувати вибір методу класифікації залежно від етапу навчання (додаткового навчання) АС і, як правило, суперечливих вимог по швидкості і достовірності в конкретній ситуації. В результаті досліджень встановлено, що розроблені методи класифікації на базі МОВП дозволяють підвищити достовірність класифікації при високому рівні перешкод та / або складній формі кластерів, і можуть бути рекомендовані для застосування в широкому колі прикладних задач, що відповідають цим умовам.

## 2.2 Загальний алгоритм класифікації та підрахунку кількості клітин еритроцитів на фотозображенні

При вирішенні задачі визначення кількості еритроцитів на цифровому зображенні специфіка зображення така:

- істотна різниця яскравості зображення приводить до наявності чіткої границі;
- суттєве зашумлення зображення;
- несуттєвий вплив тіні та надлишку світла на якість зображення;
- наявність як відокремлених клітин еритроцитів (безконтактного), так і їх скупчень, які виглядають як єдиний об'єкт;
- наявність інших об'єктів (тромбоцитів, лейкоцитів);
- неможливість впливати на розташування об'єктів пошуку.

Перераховані вище причини обґрунтовують вибір як існуючих методів розпізнавання об'єктів на зображенні (методи виділення контуру), так і створення окремих алгоритмів класифікації, специфічних для даних об'єктів пошуку.

Першою операцією, що однозначно виділить зображення об'єктів-насіння від фону, має бути один з методів одержання двійкового зображення порогове перетворення. Наприклад, метод порогового перетворення, або виділення об'єкта за кольором.

Наступним кроком має бути видалення шуму і заповнення порожнин, що можуть утворитися внаслідок попередніх дій, найчастіше для цього застосовують операції математичної морфології: перенос, ерозія, дилація, розкриття.

Як результат, отримуємо бінарне зображення, на якому об'єкти представляють собою області пікселів одного кольору. Окрім того, клітини еритроцитів, що на момент фотографування розташовувалося у безпосередній близькості одне від одного, або мають точки дотику між собою, на даному етапі формує одну суцільну область пікселів. Надалі, такі суцільні області, до складу яких входить більше ніж одна клітина будемо називати «скупченими» об'єктами. Области пікселів, що включають в себе тільки одну клітину еритроцит, будемо вважати «відокремленими» об'єктами. Для того, щоб мати змогу оперувати безпосередньо отриманими об'єктами, мати уявлення про їх геометричні характеристики, кількість таких об'єктів, необхідно визначити їх границі. Сукупність пікселів, що становлять границю області є контур.

Основна задача контурного аналізу — одержання зовнішнього контуру зображених об'єктів і запис координат точок цього контуру. Найчастіше потрібно одержати зовнішній контур у вигляді замкнутої кривої або сукупності відрізків дуг. Найбільш відомий спосіб кодування контуру — ланцюговий код Фрімена. В результаті отримуємо деяку множину об'єктів, які підлягають подальшому аналізу.

Наступні дії будуть спрямовані на визначення середньої кількості фактичних об'єктів, що входять до складу кожної області. Насамперед необхідно розділити всі існуючі об'єкти на класи: «скупчені еритроцити», «відокремлені еритроцити», «інші клітини». Для цього необхідно визначити критерій класифікації, це може бути одна або декілька геометричних характеристик, та розробити відповідний алгоритм.

Останнім кроком є визначення середньої кількості еритроцитів, що становлять «скупчені» об'єкти, на основі даних, що можна отримати з вибірки «відокремлених» об'єктів. Визначимо загальну суму.

Отже, послідовність дій, що виконується для розпізнавання клітин еритроцитів буде такою: перетворення зображення у відтінки сірого, бінаризація зображення, виконання морфологічних операцій, виділення контурів об'єктів, класифікація, визначення середньої кількості клітин у кожному «скупченому» об'єкті, визначення загальної кількості еритроцитів на зображенні.

### 2.2.1 Попередня обробка зображення

Попередня обробка зображення проводиться з метою підготувати зображення для подальшої роботи з ним. На цьому етапі виконується фільтрація зображення, обробка його основних характеристик в залежності від обраної кольорової моделі (яскравість, тон, насиченість та ін.), подальше перетворення зображення у двійковий формат на основі обраної межі бінаризації. Межа встановлюється фіксована для усіх зображень, або розраховується на основі



властивостей конкретного зображення. Для бімодального зображення найбільш оптимальним алгоритмом пошуку межі бінаризації є метод Отсу. Для зображень з нерівномірним розподілом світла, або тіні (наприклад, затемнені по кутах і краях та надлишково освітлені в центрі) виконується пошук локальної межі бінаризації для окремих областей зображення.

### 2.2.2 Морфологічні операції

Для подальшої обробки отриманих бінарних об'єктів виконують морфологічні перетворення. Основні морфологічні перетворення - це звуження  $\varepsilon$  (erode, розмивання) і розширення  $\delta$  (dilate, розтягування). Ці операції можливо представити в вигляді

$$\varepsilon_B(A) @ \cap \{A + b : b \in -B\},$$
$$\delta_B(A) @ \cup \{A + b : b \in -B\}$$

де  $B$  – деякий структурний елемент, фактично визначаючий характеристики результуючого зображення  $A$ .

Розширення – це згортка деякого зображення (або області зображення)  $A$  з деяким ядром  $B$ . Ядро має точку прив'язки (якір) і може бути будь-яких форм і розмірів. Найчастіше ядро має квадратну форму із точкою прив'язки в центрі. Ядро може розглядатися як шаблон або маска, і його ефект розширення залежить від оператора локального максимуму. На рис. 2.2 наведений приклад використання операції розширення.

Звуження – зворотна операція. Дія оператора звуження полягає в обчисленні локального мінімуму під ядром. Даний оператор створює нове зображення на основі вихідного.

Суть операції звуження в тім що вкраплення і шуми розмиваються, у той час як більші і, відповідно, більше значимі регіони не зачіпаються. А ідея операції

розширення - знайти регіони аналогічного кольору ті інтенсивності і їх об'єднати. Корисність розширення виникає тому, що в багатьох випадках більша область

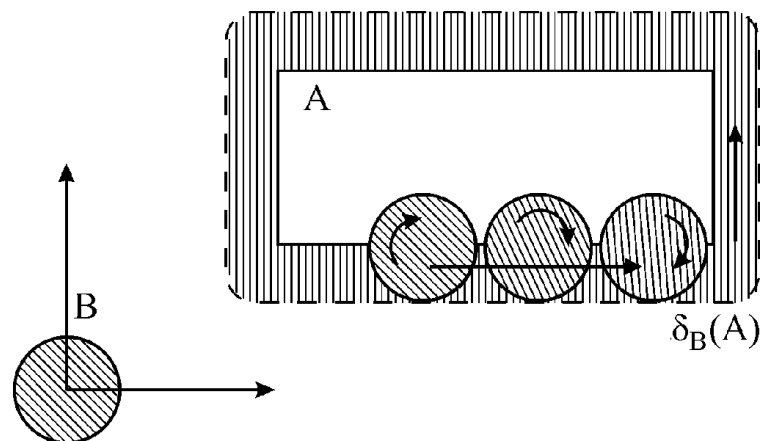


Рисунок 2.2 – Приклад використання морфологічного розширення

розбита на менші, шумами, тінями й т.д. На рис. 2.3 наведений приклад операції реалізації операції звуження.

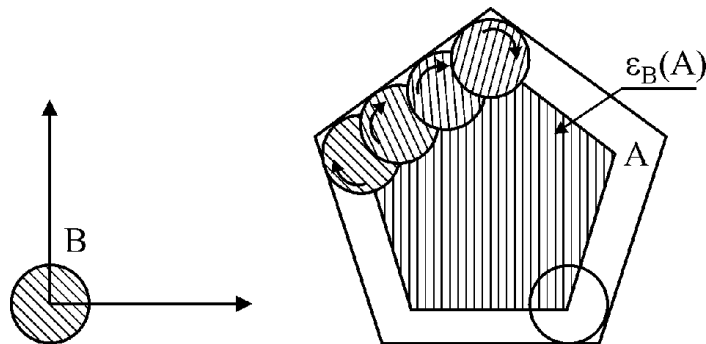


Рисунок 2.3 – Операція морфологічного звуження

Інша група морфологічних операцій це відкриття ( $\gamma$ ) та закриття ( $\phi$ ), які являють собою комбінацію операцій звуження та розширення. У випадку відкриття, спочатку виконується звуження а потім розширення. Відкриття часто використовується для підрахунку регіонів на двійковому зображенні. В операторі закриття, навпаки, спочатку виконується розширення а потім звуження. Закриття може використатися для усунення небажаних шумів. Схематично можливо представити ці операції як сукупність звуження та розширення у вигляді

$$\gamma_B(A) = \delta_B(\varepsilon_B(A)), \quad \varphi_B(A) = \varepsilon_B(\delta_B(A)),$$

В якості деякого висновку по цих операціях слід зазначити наступне:

- багаторазове використання тих самих операцій відкриття та закриття не змінює результату;
- використовую операції  $\gamma$  та  $\varphi$ , завжди отримуємо  $\gamma_H(B) \subseteq B \subseteq \varphi_H(B)$ ;
- операція  $\gamma$  видаляє незначні об'єкти та тонкі (за кількістю пікселів) частини великих об'єктів, що призводить до розділення об'єктів, з'єднаних тонкими лініями, тобто реалізує деякі елементарні алгоритми фільтрації;
- операція  $\varphi$  заповнює незначні «дири» в об'єктах, з'єднує об'єкти, що знаходяться поруч, тобто при вдалому виборі прототипів (структурних елементів) аналіз багатозв'язних об'єктів можливо звести до обробки однозв'язних областей.

### 2.2.3 Пошук границь об'єктів та аналіз їх властивостей

Існує множина підходів до виділення границь, але практично всі можна розділити на дві категорії: методи, засновані на пошуку максимумів, і методи, засновані на пошуку нулів. Методи, засновані на пошуку максимумів, виділяють границі за допомогою обчислення «сили краю», звичайного вираження першої похідної, такого як величина градієнта, і потім пошуку локальних максимумів сили краю, використовуючи передбачуваний напрямок границі - перпендикуляр до вектора-градієнта. Методи, засновані на пошуку нулів, шукають перетинання осі абсцис вираження другої похідної, нулі лапласіана.

Як крок передобробки до виділення границь практично завжди застосовується згладжування зображення, наприклад фільтром Гаусса. Відомі методи виділення границь відрізняються застосовуваними фільтрами згладжування та способам визначення сили краю. Хоча багато методів виділення границь ґрунтуються на обчисленні градієнта зображення, вони відрізняються типами фільтрів, застосовуваних для обчислення градієнтів.

Як відомо, край (границя) — це така крива на зображенні, уздовж якої відбувається різка зміна яскравості або інших видів неоднорідностей. Інакше кажучи, край — це різкий перехід(зміна) яскравості. Причини виникнення країв — зміна освітленості, зміна кольору, зміна глибини сцени (орієнтації поверхні).

Найпопулярнішим методом виділення границь є детектор границь Кенні.

Хоча робота Кенні була проведена ще на початку комп'ютерного зору (1986), детектор границь Кенні дотепер є одним із кращих детекторів.

Алгоритм роботи детектора границь Кенні:

- 1) убрати шум і зайві деталі із зображення;
- 2) розрахувати градієнт зображення;
- 3) зробити краї тонкими (edge thinning);
- 4) зв'язати краї в контур (edge linking).

#### 2.2.4 Класифікація об'єктів

На даному етапі окремі об'єкти, що мали точки дотику, сприймаються як один єдиний об'єкт — «скупчений» об'єкт. Виходячи з цього, необхідно розподілити об'єкти на три класи: клас «скупчених еритроцитів» об'єктів і клас «відокремлених еритроцитів». Проблема може бути вирішена за допомогою розробки алгоритму класифікації об'єктів. Класифікація виконується на основі певної порогової ознаки  $P$ , що дозволяє однозначно встановити приналежність кожного об'єкта до того чи іншого класу.

Приймаючи до уваги, що «скупчені» об'єкти в більшості представляють собою неопуклі багатокутники, характерною ознакою для розрахунку порогового значення  $P$  використовується показник компактності  $C$ . Компактність  $C$  визначається як

$$C = \frac{P^2}{S}$$

де  $P$  — периметр об'єкта, пікс.;

$S$  – площа об’єкта, пікс.

З того, що «скупчені» об’єкти, зазвичай, мають більшу площу відносно «відокремлених» об’єктів, другим критерієм пошуку порогового значення є площа  $S$  (кількість пікселів, що формують об’єкт).

Для виконання послідувочої класифікації за цими ознаками, попередньо необхідно знайти граничні значення кожної з характеристик.

Для прикладу, розглянемо геометричні характеристики об’єктів, що занесені до таблиці 2.2, та побудуємо графік вибірки цих об’єктів (рис. 2.4).

Горизонтальна вісь графіка є показником площі, а вертикальна – ознакою компактності. Дані таблиці отримано на основі тестового зображення (рис. 2.5). На графіку чітко видно сформований кластер об’єктів, розташований неподалік від початку координат. Ці об’єкти мають дуже подібні показники компактності та площі.

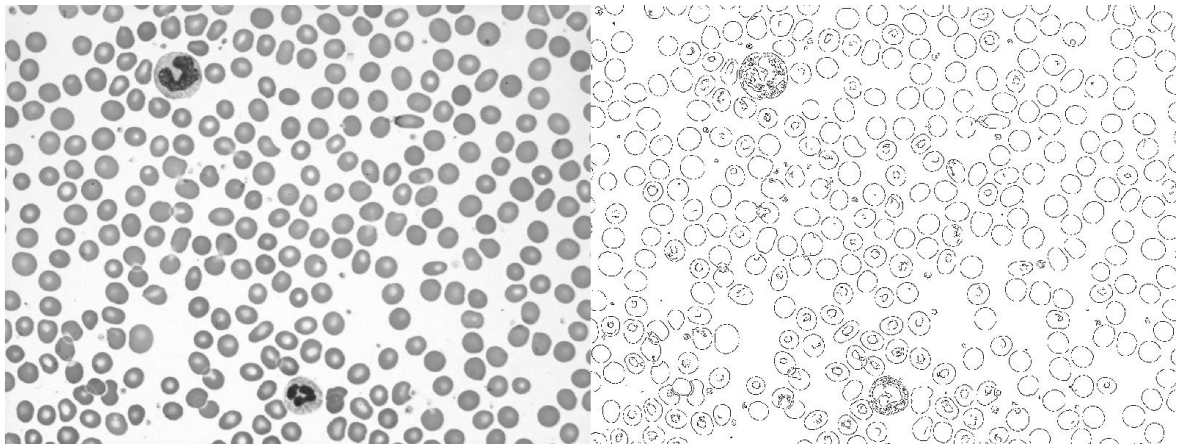


Рисунок 2.4 – Тестове зображення

Таблиця 2.2 – Дані, отримані для деякої вибірки

$i$	$S_i, \text{пікс.}^2$	$C_i$	$i$	$S_i, \text{пікс.}^2$	$C_i$	$i$	$S_i, \text{пікс.}^2$	$C_i$
1	7508	19,9	11	10139	16,4	21	13387	17
2	7776,5	20,1	12	10175,5	18,4	22	25613	42,5
3	7860	18,9	13	10247,5	18,1	23	29326	31,4
4	8261	18,4	14	10520	19,6	24	31828,5	27,6
5	8721,5	19,5	15	10652,5	17,8	25	39902	62,7
6	8977,5	16,7	16	10758	19,3	26	40650,5	44,2
7	9008,5	18,5	17	11106,5	16,8	27	42500	47,9
8	9295	22,3	18	11451,5	17,4	28	44553	40
9	9431,5	17	19	12060	16,6	29	48532,5	33,2
10	9696	18,5	20	12880	15,7			

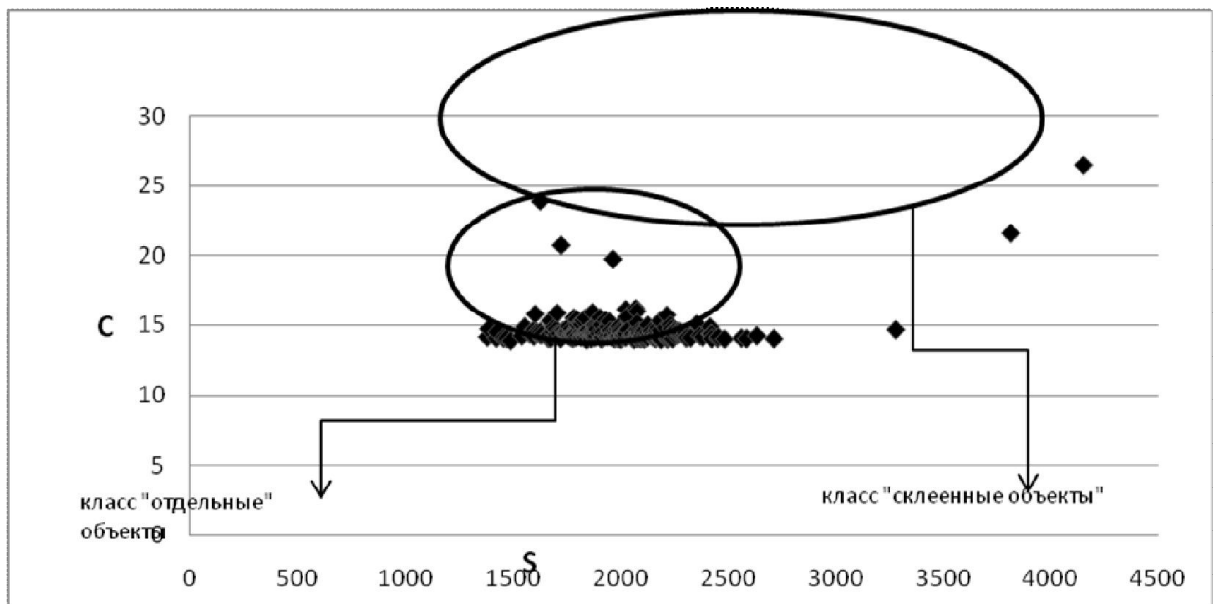


Рисунок 2.5 – Графік вибірки об'єктів

З того, що форма та розміри, а відповідно, площа і компактність, «скупчених» об'єктів не мають жодної закономірності і формуються випадковим чином, то очевидно, що об'єкти, які сформували кластер, є «відокремленими» об'єктами клітин еритроцитів.

Всі інші об'єкти слід вважати «скупченими», та такими, що підлягають подальшому аналізу.

Показник компактності, наряду з площею, формують два рівноправні критерії, що використовуються для побудови результативного вектора  $k_i$  (радіус-вектор точки з координатами  $(C_i; S_i)$ ), що характеризує кожний об'єкт зображення. Довжина результативного вектору є ітоговим критерієм визначення порогового значення, на основі якого приймається рішення, щодо віднесення певного об'єкта до класу «скупчених», або «відокремлених».

Наступним кроком є сортування об'єктів за ознакою критерію довжини результативного вектора у порядку зростання, після чого виконується ітераційний алгоритм.

Однією з характеристик алгоритму є показник середньої довжини результативного вектора  $\bar{k}_i$  для вибірки «відокремлених» об'єктів. Дана характеристика перераховується на кожному кроці ітерації після того, як

приймається рішення про визначення приналежності області до «відокремлених». Перед початком роботи алгоритму показник довжини середнього результативного вектору вважається рівним довжині результативного вектору першої області у відсортованому списку (тобто, довжині найменшого результативного вектору); пороговим значенням на початку є нуль.

Другою характеристикою процесу класифікації є фіксований коефіцієнт  $Q$ , що являє собою допустиму міру відмінності між порівнювальними результативними коефіцієнтами  $k_i$  та  $\bar{k}_i$ . Емпіричним шляхом було обрано значення  $Q = 1,5$  як найбільш задовільне.

Робота алгоритму полягає в наступному: на кожній ітерації розраховується відношення  $k_i$  та  $\bar{k}_i$  і порівнюється з коефіцієнтом  $Q$ . Якщо відношення менше ніж  $Q$ , то об'єкт  $i$  класифікується як «відокремлений». Після цього об'єкт  $i$  поповнює собою вибірку «відокремлених» об'єктів, розраховується  $\bar{k}_i$ , враховуючи значення  $k_i$  нового об'єкта. Якщо ж відношення  $k_i$  та  $\bar{k}_i$  виявилось більше за  $Q$ , то пороговим значенням приймається  $i$  (номер ітерації), робота алгоритму вважається завершеною. Усі наступні об'єкти, що не приймали участі у порівнянні класифікуються як «скупчені» об'єкти.

Розроблений алгоритм визначення порогового значення:

- розрахунок результуючого показника  $k_i$  за формулою:

$$k_i = \sqrt{S_i^2 + C_s^2}, \quad i = \overline{1, n}$$

де  $S_i$  – площа  $i$ -го об'єкта;

$C_s$  – компактність  $i$ -го об'єкта;

$n$  – загальна кількість об'єктів на зображенні;

- ранжирування об'єктів за ознакою  $k_i$ ;

- визначення показника  $\bar{k}_j$

– якщо  $k_{j+1} - \bar{k}_j < Q$  ( $Q=1,5$  – допустима міра відмінності між порівнювальними  $k_{j+1}$  та  $\bar{k}_j$ ), то об'єкт з номером  $j+1$  відноситься до класу «відокремлених» об'єктів, виконуємо перевірку результуючого показника наступного об'єкта. В іншому випадку,  $j$  – останній відокремлений об'єкт в ранжируваному ряді, об'єкти  $j+1 \dots, n$  відповідають «скупченим» групам. Приймаємо порогове значення рівне  $k_{j+1}$  [13].

### 2.2.5 Визначення середньої кількості еритроцитів в скупчених областях

Проблема вирішується шляхом ділення значення площі кожного «скупченого» об'єкта на середнє значення площ вибірки «відокремлених» об'єктів з послідуочим округленням до цілого. Вибірка «відокремлених» об'єктів має бути сформована на попередньому кроці та налічувати як мінімум один елемент. Важливо зауважити, що одержувана кількість еритроцитів, таким чином, є усередненим значенням та залежить від об'єму вибірки як «скупчених» об'єктів, так і «відокремлених». Чим більша кількість «відокремлених» об'єктів, тим точніше буде сформована середня (еталонна) площа. Чим менше елементів входить до вибірки «скупчених» об'єктів, тим менше буде отримано усереднених значень.



### РОЗДІЛ 3

## РОЗПІЗНАВАННЯ ЗОБРАЖЕНЬ НА ОСНОВІ ПОПЕРЕДНЬОГО СТРУКТУРУВАННЯ ЕЛЕМЕНТІВ ОПИСУ

Існуючі структурні методи аналізу об'єктів на зображеннях реальних візуальних сцен дозволяють з досить високою ефективністю здійснити класифікацію в умовах впливу просторових і адитивних завад. У процесі застосування даних методів здійснюється вирішення двох основних завдань. Для отримання структурного представлення об'єкта проводиться виділення структурних елементів у вигляді характерних ознак (ХО, англ. Keypoints), які відображають локально-просторові властивості об'єктів в окремих точках і формують структурний опис. Друге завдання пов'язане з встановленням подібності структурних описів об'єкта і еталонів і пошуком оптимального значення міри подібності [1-5].

Найпоширенішими з сучасних технологій формування і зіставлення структурних описів є SURF [1] і SIFT [2, 3]. Їх застосування забезпечує високу ймовірність правильної класифікації в складних умовах наявності завад і помилкових об'єктів, однак вимагає істотних обчислювальних витрат на встановлення подібності [5].

Удосконалення структурних методів з точки зору зниження обчислювальних витрат є однією з найважливіших сучасних завдань комп'ютерного зору.

### 3.1 Формалізм мультимножин в задачах структурного розпізнавання і пошуку в базах відеоданих

Структурний опис візуального об'єкта,  $Z = \{z^k\}_{k=1}^s$ ,  $s < \infty$ ,  $Z \in R$ , являє собою кінцеву мультимножину потужності  $s$ , елементи якої – характерні ознаки (ХО) мають структуру  $z^k = (x^k, y^k, \lambda^k)$ , де  $\lambda \in R^n$ ,  $\lambda = \{\lambda_i\}_{i=1}^n$  – атрибут, який

описується числовим вектором розмірності  $n$ , а  $x, y$  – піксельні координати ХО. Атрибут  $\lambda$  обчислюється таким чином, щоб забезпечити інваріантність до певної групи геометричних перетворень  $G$  [4-7]. В даний час найбільш популярні методи для формування ХО – SIFT и SURF [8], які формують атрибут, інваріантний до перетворень зсувів, поворотів і масштабу. Класифікація об'єкта на основі його опису  $Z$  із застосуванням структурно-ієрархічного методу (СІМ) розглядається як відображення  $\mathfrak{R}: Z \rightarrow R$ , де  $R = \{Z(j)\}$ ,  $\{Z(j)\}_{j=1}^J$  – кінцева множина еталонних описів (база відеоданих), і реалізується рішенням задачі оптимізації

$$j^* = \arg \max_{j \in \{1, \dots, J\}} \mathfrak{S}[Z, Z(j)], \quad (3.1)$$

де  $\mathfrak{S} \in R^1$  – деяка міра подібності описів.

У відомих підходах [4-8] визначення подібності  $\mathfrak{S}(Z, Z(j))$  зводиться до обчислення потужності  $\mu(Z_j)$  підмножини  $Z_j \subseteq Z$ , для елементів якого встановлено відповідність множині  $Z(j) \in R$ , а рішення (3.1) визначається як вибір  $Z_j$  найбільшої потужності. Значення частки відданих за клас  $j$  голосів трактується як оцінка апостеріорної ймовірності віднесення  $Z$  до класу  $j$ . Обчислення  $\mu(Z_j)$  в теоретико-множинній моделі пов'язано з голосуванням  $z^k \in Z$  і призводить до побудови на множині  $Z$  представлення  $Z = \bigcup Z_j$  у вигляді розбиття ( $Z_i \cap Z_j = \emptyset$ ) або покриття ( $Z_i \cap Z_j \neq \emptyset$ ) [4].

Детальний опис математичного апарату мультимножин дано в [9]. Розглянемо базову множину  $U = \{u_1, u_2, \dots, u_i, \dots\}$ , що складається з елементів  $u_i$ , що розрізняються між собою. Мультимножиною  $A$ , яка породжена базовою множиною  $U$ , називають сукупність груп елементів виду  $A = \{k_A(u) \bullet u \mid u \in U, k_A(u) \in C_+\}$ , де  $C_+$  - множина цілих невід'ємних чисел. Значення  $k_A: U \rightarrow C_+ = \{0, 1, 2, \dots\}$  називають функцією числа примірників мультимножини  $A$ , воно визначає кратність входження  $u \in U$  в мультимножину,

що позначається символом  $\bullet$ . За умови  $k_A(u) = \chi_A(u) = \begin{cases} 1, & u \in A, \\ 0, & u \notin A \end{cases}$  мультимножина  $A$

стає звичайною множиною (без повторень елементів),  $\chi_A(u)$  - характеристична функція мультимножини. Множина  $U$  - це область визначення функцій  $k_A, \chi_A$ .

Найважливішими характеристиками мультимножин є потужність  $card(A) = \sum_{u \in U} k_A(u)$  - загальне число примірників всіх його елементів,

розмірність  $dim(A) = \sum_{u \in U} \chi_A(u)$  - число різних елементів, висота

$hgt(A) = \max_{u \in U} k_A(u)$  - максимальне значення його функції кратності.

Мультимножину зручно представляти у вигляді гістограми значень функції кратності. Наявність у мультимножин нових характеристик в порівнянні з традиційними множинами обумовлює існування більшої різноманітності їх видів і властивостей.

Кластеризація для еталонної бази може бути виконана одним з двох варіантів. Перший варіант включає застосування процедури кластеризації до множини структурних ознак, які характеризують базу зображень, і розглядання множини кластерів як основи для розпізнавання. Задачу класифікації будемо вирішувати на основі мультимножинного опису та модифікованої міри з урахуванням кратності еквівалентних елементів, що утворюють кластери, виду:

$$\rho_1(A, B) = \mu(A \Delta B), \quad \rho_2(A, B) = \mu(A \Delta B) / \mu(A \cup B), \quad (3.2)$$

$$\rho_2(A, B) = \frac{\sum_i w_i |k_A(u_i) - k_B(u_i)|}{\sum_i w_i \max[k_A(u_i), k_B(u_i)]} \quad (3.3)$$

Інший варіант обробки припускає незалежну побудову кластерів  $K[Z(j)]$  для описів еталонів. Потім знадобиться побудова загальної системи з метою отримання базової множини  $U$ . При цьому кластери різних описів у разі незалежної побудови взагалі можуть не мати спільних елементів.

Відзначимо, що незалежна побудова кластерів більш точно враховує відмінності між класами, що в результаті поліпшить характеристики достовірності розпізнавання в цілому. Особливо це стосується об'ємних баз зображень, які можуть містити об'єкти з близькими описами. Застосування кластеризації для інтегрованого опису бази призводить до менш трудомістких процедур за рахунок узагальнення наявної еталонної інформації, а також спрощує зіставлення.

Експерименти показують [8], що міри подібності  $\mathcal{Q}(Z, Z(j))$  на основі подання у вигляді множин  $XO$  є більш ефективними в плані завадостійкості в порівнянні з мірами, в основі яких лежить аналіз відповідностей множин або незалежне голосування окремих  $XO$ . Враховуючи, що значення  $XO$  всередині одного опису можуть бути еквівалентними (повторюватися) через близькість властивостей фрагментів зображень, при аналізі подібності структурних описів доцільним представляється використання математичного апарату мультимножин [9]. Застосування мультимножин в прикладних задачах комп'ютерного зору за рахунок обліку фактора повторюваності  $XO$  в описі дозволить забезпечити більшу точність пошуку і розпізнавання зображень в базах відеоданих. Апарат мультимножин доцільно використовувати спільно з проведенням процедур попередньої кластеризації або побудови гістограмного представлення структурного опису [8]. Формування описів у вигляді мультимножин - це різновид системи класів на множині  $XO$ .

Застосування кластерних процедур спрямоване на поліпшення обчислювальних характеристик класифікації, а використання апарату мультимножин забезпечує необхідний рівень достовірності.

Важливим моментом є можливість управління ступенем стиснення описів шляхом завдання параметрів кластеризації, до яких відносяться: поріг на величину близькості елементів, які групуються у кластер; обмеження на число кластерів; розмір використовуваного при кластеризації кортежу близьких дескрипторів; досягнення заданого значення критерію якості кластеризації і т.д.

У проведеному комп'ютерному експерименті мультимножини використовувалися на двох рівнях опису. На першому рівні кожна ХО з опису представлялась у вигляді гістограми значень компонент [8]. Базова множина формувалась на основі 17-ти діапазонів значень компонент детектора SURF, обчислених для бази відеоінформації. Таким шляхом здійснений перехід від ХО до гістограмних ознак (ГО). Експерименти здійснювалися для декількох баз відеоданих. Дослідження показали, що застосування модифікації з переходом в простір ГО скорочує середній час класифікації зображення приблизно в 12 разів у порівнянні з традиційним методом.

Другий рівень обробки включав розрахунок норм гістограм для ГО першого рівня. Базові множини побудовані для кожного з еталонів у вигляді мультимножин, що складаються з кластерів. Рішення про клас об'єкта приймалося відповідно до максимуму числа голосів елементів. У результаті кожен з еталонів був представлений гістограмою. Запропонована дворівнева система перетворення ХО, як показали експерименти, скорочує час класифікації більш ніж в 8 разів у порівнянні з модифікацією [8] і приблизно в 90 разів у порівнянні з традиційним методом SURF. При цьому обсяг опису скорочується в сотні разів (в середньому в 450) в порівнянні зі стандартним поданням.

При низькому рівні завад запропоновані модифікації забезпечують безпомилкову класифікацію для розглянутих баз даних. Експериментально в порівняльному аспекті оцінювалася також завадозахищеність традиційного методу SURF, модифікації з використанням гістограм [8] і запропонованої двоступеневої обробки. Класифікація здійснювалася в умовах спотворення вхідних зображень адитивним шумом з нормальним розподілом і нульовим математичним очікуванням. Співвідношення сигнал-шум  $\mu$  оцінювалося як відношення середньої амплітуди сигналу, рівної 75, до змінюється СКВ шуму. У результаті встановлено, що при  $\mu > 2$  ймовірність  $P$  правильної класифікації із застосуванням традиційного детектора склала  $P = 1$ . Для модифікованого методу з використанням ГО ймовірність  $P = 1$  досягається при  $\mu > 7$ . У той же час для модифікованого методу на основі гістограм другого рівня значення  $P = 1$  при

$\mu > 20$ , а при  $\mu > 10$  значення  $P = 0.9$ , що говорить про очікуване зниження завадозахищеності через спрощення системи ознак. Як бачимо, значне скорочення часу обробки (в десятки разів) і обсягу опису (в сотні разів) призводить до деякого зниження завадозахищеності.

Важливим моментом є дослідження методів при впливі просторових завад, тому що саме для функціонування при такого роду завадах розробляються структурні методи. Просторова завада зникнення моделювалася у вигляді вилучення окремих ХО з опису із заданою ймовірністю  $\gamma$  (зникнення ХО). Відзначимо, що при цьому типі перешкод значно впливає різна кількість ХО в описах еталонів з бази (діапазон від 43 до 102). З метою зниження дії цього чинника здійснювалася нормалізація гістограм (поділ на загальне число елементів, тобто на значення  $card(A)$ ).

Комп'ютерне моделювання показало, що до рівня  $\gamma \leq 0,9$  ймовірність  $P$  правильної класифікації для традиційного детектора SURF становить  $P = 1$ , тобто навіть по 10% опису здійснюється правильна класифікація. Зауважимо, що адитивні спотворення в даному експерименті відсутні. Такий же рівень ймовірності класифікації  $P = 1$  досягається і для модифікованого одноступінчатого методу із застосуванням ГО. У той же час для двуступінчатого методу ймовірність  $P = 1$  досягається лише при ймовірності зникнення  $\gamma \leq 0,4$ , значення  $P = 0,9$  при  $\gamma = 0,5$ . Таким чином, маємо, що метод, що використовує ХО другого рівня, здатний правильно класифікувати вхідне зображення на основі 60% неспотвореного опису, а далі його ефективність знижується. Однак і рівень 60% є досить прийнятними на практиці. У той же час з точки зору часу обробки цей метод найефективніший.

Практично важливим результатом є експериментальне підтвердження теоретичних принципів побудови методів класифікації на основі кластерного аналізу і мультимножин для реальних баз відеоданих, що говорить про доцільність застосування запропонованих модифікацій методів в задачах

комп'ютерного зору. Безсумнівною перевагою синтезованих методів є істотний вигреш у часі обробки і скорочення обсягу опису.

### 3.2 Грануляція значень ознак об'єктів як засіб підвищення результативності методів структурного розпізнавання

Здатність гранулювання інформації – важлива властивість інтелектуальних систем, що відображає використання семантичних понять для формалізації вирішення прикладних завдань [5]. У літературі розрізняють чіткий і нечіткий підходи при гранулюванні даних [20]. Грануляцію для структурного представлення об'єктів будемо розуміти у двох аспектах: подання опису у вигляді вектора через перехід до мультимножини [17] шляхом класифікації елементів, а також як угруповання подібних елементів на основі властивостей унікальності або кластерного аналізу [15]. Принципова відмінність першого підходу полягає в апіорно заданій фіксованій базовій множині, яка визначає класи для елементів опису.

Інформаційною гранулою називають підмножину універсуму об'єктів, на якому визначено ставлення подібності (нерозрізненості, еквівалентності), гранула являє собою об'єднання атомарних елементів [5,20,21]. У результаті весь універсум або конкретний опис можна зобразити як кінцеву множину гранул. Розроблено основи теорії міри і відносин на множинах гранул. При цьому міра гранули обчислюється як сума (у неперервному випадку інтеграл) значень функції приналежності елементів цій гранулі. Зокрема, міра дискретної гранули визначена у вигляді

$$d(A) = \sum_{a \in A} \mu_A(a), \quad (3.4)$$

де  $\mu_A(a)$  – значення функції приналежності гранулі,  $\mu_A(a) \in [0,1]$  [20]. Для чітких представлень  $\mu_A(a)$  приймає бінарні значення 0 або 1. Операції над гранулами здійснюються за законами теорії множин. Гранули можуть включати одна одну,

тобто утворювати ієрархії. Грануляція на практиці задається деяким методом і залежить від ряду параметрів. Можлива постановка питання про оптимальну грануляцію.

Будемо розуміти розподіл елементів множини  $V$  (опис або база описів) по кінцевому числу класів-гранул як введення відношення еквівалентності  $E$  на множині  $V$ , що забезпечує класифікацію  $E: V \rightarrow V/E$ , де  $V/E$  - фактор-множина, елементами якого є класи еквівалентності  $E: E_i, i=1, \overline{|V/E|}$ . Тоді  $\gamma_i(V) = |\{v \in V: E(v) = E_i\}|$  - число елементів у класі  $E_i$ , де символ  $|\{\dots\}|$  означає потужність множини. У результаті кожен елемент  $V$  буде класифікований відповідно до  $E$ .

Для опису  $Z = \{z_k\}_{k=1}^K$  з  $K$  елементів визначимо число повторень  $c_k$  елемента  $z_k$  як суму

$$c_k = \sum_{v=1, K} 1(\rho(z_k, z_v) \leq \delta_z), \quad (3.5)$$

$$\text{де } 1(\rho(z_k, z_v) \leq \delta_z) = \begin{cases} 1, & \rho(z_k, z_v) \leq \delta_z, \\ 0, & \text{в іншому випадку.} \end{cases}$$

Таким чином,  $c_k \in C_+$  - це число елементів, що вважаються еквівалентними елементу  $z_k$  в описі  $Z$ ,  $C_+$  - множина цілих невід'ємних чисел.

Розглянемо тепер кінцеву множину  $Z = \{Z^i\}_{i=1}^J$  описів, яка відповідає фіксованій базі у вигляді  $J$  еталонів. Проведемо попередню обробку бази, де для кожної ХО  $z_{ik} \in Z^i$  еталона з номером  $i$  обчислимо індекси унікальності  $\alpha_{ik}, \beta_{ik}$ ,

$$\alpha_{ik} = c_{ik} / s_i; \quad \beta_{ik} = c_{ik}^s / (s - s_i); \quad \alpha_{ik} \in [0, 1], \quad \beta_{ik} \in [0, 1], \quad (3.6)$$

де  $c_{ik}$  - число подібних елементів для елемента  $z_{ik}$  в  $i$ -м еталонному описі,

$s_i$  - число ХО  $i$ -го еталона,



$c_{ik}^s$  – значення для елемента  $z_{ik}$  в базі еталонів, виключаючи еталон з номером  $i$ ,

$s = \sum_i s_i$  – загальне число елементів описів бази  $Z$ .

У результаті обчислень для елементів еталона отримаємо таблицю зі значеннями індексів. У загальному випадку  $s_i \neq s_q$  при  $i \neq q$ . Індекс  $\alpha_{ik}$  відображає ступінь повторюваності  $k$ -го елемента в  $i$ -му еталоні, а індекс  $\beta_{ik}$  – рівень його повторюваності в описах інших об'єктів бази, крім  $i$ -го. Більш значущим для результату розпізнавання можна вважати значення  $\beta_{ik}$ , чим ближче  $\beta_{ik}$  до нуля, тим більш унікальним є елемент серед інших елементів бази. Зауважимо, що сума  $\alpha_{ik} + \beta_{ik}$  відображає ступінь унікальності елемента на множині всіх елементів бази. Інтегральні показники  $\sum_k \alpha_{ik}$ ,  $\sum_k \beta_{ik}$  можуть характеризувати сумарну унікальність елементів еталона серед елементів бази.

Аналіз значень  $\{z_{ik}, \alpha_{ik}, \beta_{ik}\}$  та інтегральних показників дає можливість практично оцінити ступінь розрізнюваності об'єктів бази при застосуванні методу структурної класифікації. Крім того, аналіз індексів унікальності дозволяє побудувати і застосувати процедури відбору ознак як усередині еталона, так і в межах бази. Фільтрація здійснюється шляхом побудови предиката «представництва» елемента в новому стислому описі. На основі обчислених характеристик можна виділити групи (гранули) рідко або часто повторюваних ХО. Всі вони можуть бути основою для побудови подоби об'єктів. Результати та ефективність розпізнавання залежать від параметрів порогу  $\delta_z$  і числа сформованих інформативних ознак.

Можна запропонувати такі схеми відбору ознак для отримання компактних описів.

1. Кожен еталон обробляється незалежно, визначається набір з  $t$  найменш повторюваних ознак, тобто з найменшими значеннями  $\alpha_{ik}$ .

2. Для кожного еталона визначається набір з  $t$  найменш повторюваних ознак серед елементів інших еталонів, тобто з найменшими значеннями  $\beta_{ik}$ .

Виграш у швидкодії розпізнавання об'єкта для цих схем становить  $s_j / t$ . Трансформація простору ознак при цьому здійснюється на попередньому етапі і не впливає на час розпізнавання.

Друга схема є більш перспективною в плані впливу на ефективність, тому заснована на критерії  $\beta_{ik}$ , що відбиває ступінь відмінності еталонів. Ознаки з високим значенням  $\alpha_{ik}$  (часто повторювані всередині опису) також володіють інформаційним навантаженням і позначаються на результатах розпізнавання.

Визначення поняття та індексів унікальності призводить до думки про можливість представлення елементів бази в деякій системі класів, що гранулює елементи в групі  $i$ , як результат, значно скорочує час обробки [17,21]. Класи можуть бути сформовані на основі характеристик унікальності  $\alpha_{ik}, \beta_{ik}$ .

У результаті класифікації по базі  $U = \{u_1, u_2, \dots, u_i, \dots\}$  отримуємо уявлення еталонів у вигляді мультимножини [17]. Належність точки  $z$  мультимножині  $A$  встановлюється шляхом обчислення характеристичної функції  $\chi_A(z) = \begin{cases} 1, & z \in A, \\ 0, & z \notin A, \end{cases}$  де перевірка умови  $z \in A$  виконується послідовним порівнянням  $z$  з елементами множини  $U$  на основі метрики  $\rho(z, u_i)$  або іншої міри. Визначення класу  $u_*$  елемента  $z$  реалізуємо шляхом дискретної оптимізації

$$u_* = \arg \min_{u_i \in U} \rho(z, u_i), \quad \rho(z, u_*) \leq \delta_z, \quad (3.7)$$

на множині  $U$ . Після оптимізації додатково здійснюємо перевірку  $\rho(z, u_*) \leq \delta_z$  значущості, в результаті чого окремі елементи взагалі можуть бути відкинуті. У результаті класифікації (3.7) при фіксованому числі  $m$  базових класів для еталона  $Z(j)$  отримаємо векторне подання

$$\Upsilon(j) = \{\gamma_1, \gamma_2, \dots, \gamma_i, \dots, \gamma_m\}, \gamma_i \in C_+, \quad (3.8)$$

де  $\gamma_i$  – кратність входження  $i$ -го базового елементу.

Введенням класифікації (3.7) та отриманням опису виду (3.8) здійснена трансформація  $Z \rightarrow \Upsilon$  опису з множини подання у векторний опис  $\Upsilon$  кінцевої розмірності  $m$  з компонентами з  $C_+$ .

Побудовою (3.8) здійснюється грануляція елементів структурного опису у вигляді кластерів близьких елементів. Ця процедура інтерпретується як класифікація, вона відрізняється від традиційних підходів кластеризації, тому «представники» кластерів тут задаються апріорно у вигляді множини  $U$ .

Схема класифікації на основі  $U$  схожа з розкладанням по системі ортогональних функцій [5]. Основна відмінність полягає в тому, що на елементи  $U$  в загальному випадку не накладається вимога ортогональності, тому відновлення вихідного (класифікованого) елемента при переході до нової системи ознак не потрібно.

Розпізнавання візуального об'єкта з урахуванням мультимножинного подання на основі класифікації елементів може бути здійснено шляхом обчислення та мінімізації відстані у векторному просторі, наприклад,

$$\rho(A, B) = \frac{\sum_i w_i |\gamma_A(u_i) - \gamma_B(u_i)|}{\sum_i w_i \max[\gamma_A(u_i), \gamma_B(u_i)]}, \quad (3.9)$$

де  $w_i$  – вагові коефіцієнти (часто приймають  $\sum_i w_i = 1$ ),

$\gamma_A(u_i), \gamma_B(u_i)$  – значення кратності при подачі  $A, B$  як базових елементів  $u_i \in U$ .

Для низьких співвідношень сигнал-шум, коли в розпізнаваних описах з високою ймовірністю зустрічаються перешкоди, застосування заходів подоби

точка-множина виду (3.7) забезпечує фільтрацію фрагментів перешкоди з порогом еквівалентності  $\delta_z$ .

Таким чином, в результаті проведення грануляції шляхом уявлень (3.7), (3.8) ми отримали дворівневу систему класифікації, де клас об'єкта визначається як

$$j = K_2[K_1[Z, U]], \quad (3.10)$$

де  $K_1$  – класифікація на рівні елементів опису в базі  $U$ ,

$K_2$  – класифікація трансформованого опису в базі  $Z$ .

Ключовим моментом, що впливає на результат класифікації із застосуванням запропонованого методу, є створення множини  $U = \{u_j\}_{j=1}^m$ . Множина  $U$  – це тезаурус в описі бази, який формує в просторі ознак мережу, де ознаки опису «знаходять своє місце» у поданні  $Y(j)$ . Елементи, віднесені до  $u_j$ , вважаємо об'єктами-синонімами, вони при розпізнаванні формально не відрізняються.

Нехай  $s$  – вихідне число елементів, тоді обчислення індексів унікальності і класів елементів ґрунтується на аналізі симетричної матриці відстаней  $H = \|h_{i,k}\|_{s \times s}$ , де  $h_{i,k} = \rho(z_i, z_k)$ . Відстані відображають зв'язок у вигляді ступеня еквівалентності між елементами [19]. Для кожного  $z_i$  можна визначити сумарну зв'язність з іншими елементами

$$d_i(z_i) = \sum_{k=1}^s h_{i,k}, \quad (3.11)$$

а також середню зв'язність

$$\bar{d}_i = \frac{1}{s-1} \sum_{k=1, k \neq i}^s h_{i,k}, \quad (3.12)$$

де використовуються елементи  $i$ -го рядка (стовпця) матриці  $H$ . Чим менше значення (3.11), (3.12), тим сильніше  $i$ -й елемент пов'язаний з іншими з опису.

Далі здійснимо сортування в порядку зниження рівня зв'язності, наприклад, у вигляді  $d_{\min} = d_1 \leq d_2 \leq \dots \leq d_S = d_{\max}$ . У результаті створюється порядок, відповідно до якого послідовно вибираються найбільш інформативні (з точки зору найменшою зв'язності, тобто найбільшого) елементи для використання в аналізі. Ще один варіант полягає в підрахунку кількості елементів, з якими пов'язаний аналізований елемент відповідно до (3.6). Тут будується свій порядок елементів. В обох схемах обробляються і аналізуються тільки «значимі» зв'язки.

Схеми (3.6) і (3.11), (3.12) можуть бути основою побудови базової множини і встановлення числа, від якого обернено пропорційно залежить виграш у швидкодії, обумовлений стисненням простору ознак.

Іншим способом формування базової множини є відбір ознак з відповідними значеннями характеристик (3.6) і (3.11), (3.12) або застосування кластеризації на множині елементів бази [17]. Елементи вибираються як представники отриманих кластерів.

Моделювання показало, що ймовірність правильного розпізнавання з використанням стисненого опису з 10 унікальних ХО при відсутності завад не знижується. Зате час розпізнавання в нашому експерименті знизилося в 2,6 рази. Виграш від скорочення обчислювальних витрат безпосередньо залежить від розміру бази. Наприклад, при числі зображень, рівному 30, виграш перевищує 100 разів. Для інших варіантів обробки, наприклад, якщо здійснювати виділення унікальних ознак на розпізнавати зображення, то виграш і для трьох еталонів становить приблизно 20 разів.

Проведені експерименти показали, що число помилкових збігів сформованих унікальних ХП для різних зображень істотно скорочується. Наприклад, при порозі  $\delta = 0,64$  кількість помилкових збігів знижується з 96-97% до 10-40%, а при порозі  $\delta_z = 0,48$  - з 57% до 10% залежно від зображення.

Здійснено також класифікація в умовах спотворення вхідних зображень адитивним шумом з нормальним розподілом і нульовим матожиданням. Співвідношення сигнал-шум оцінювалося як відношення середньої амплітуди сигналу, рівної 75, до змінюється СКО шуму.

Якщо вхідне зображення спотворене адитивним шумом, число сформованих ХП, як правило, збільшується в кілька разів. У нашому експерименті кількість ХП зросла в 3,24 рази. При проведенні розпізнавання на основі множин унікальних ХП бази еталонів кількість помилкових відповідностей при порозі  $\delta_z = 0,48$  скорочується з 58% практично до 0. При цьому ймовірність правильного розпізнавання не знижується, кількість відповідностей з шуканим зображенням при тому ж порозі становить 80%, що дозволяє безпомилково провести розпізнавання.

### 3.3 Побудова і застосування функції приналежності для результативного структурного аналізу та розпізнавання зображень

Основа структурного розпізнавання – процедура голосування структурних елементів (ХО), в результаті чого визначається еталон, якому віддано найбільшу кількість голосів ознак аналізованого об'єкта [22].

Шляхи підвищення ефективності підходу пов'язані з такими напрямками, як редукція (скорочення числа структурних ознак шляхом фільтрації), трансформація простору ознак до векторного опису, комбінування елементів опису і їх просторових характеристик, удосконалення процедур голосування, групове прийняття рішення та ін. [21, 17]. Зрештою, ефективність розпізнавання визначається предметом аналізу (база зображень), обраним методом і відповідною системою ознак.

Виходячи з суті структурного розпізнавання шляхом голосування, можна сказати, що його результат визначається тим, за який з еталонів проголосував склад ХО об'єкта, тобто яким чином згрупувалися голоса пакету векторів об'єкта за той чи інший клас.

На результат і якість розпізнавання впливає схожість значень ХО як усередині опису, так і між описами еталонів. Як правило, вона оцінюється

значенням евклідової відстані  $\rho(z_i, z_k) = \sqrt{\sum_v [z_i(v) - z_k(v)]^2}$  між векторами  $z_i, z_k$  ХО. Ступінь близькості ознак в рамках опису або бази описів можна оцінити на основі побудови відносин на множинах ХО [21]. Впровадження апарату відношень близькості дає нові можливості по удосконаленню розпізнавання за рахунок врахування індивідуальних властивостей ознак.

Побудова та аналіз відношень на множині елементів структурного опису.

Нехай  $Z = \{z_i\}$  – кінцева множина елементів, що утворюють опис,  $z_i, z_k \in Z$ .

Задамо поріг  $\delta > 0$  та функцію відстаней  $\rho(z_i, z_k)$  для пари  $z_i, z_k \in Z$ . Розглянемо на множині  $Z$  бінарне відношення  $\Theta \subseteq Z \times Z$ :

$$\Theta = \{(z_i, z_k); z_i, z_k \in Z \mid \rho(z_i, z_k) \leq \delta\}, \quad (3.13)$$

яке визначає близькість елементів  $z_i, z_k \in Z$  з точністю  $\delta$ . На основі аналізу всіх відстаней для елементів  $Z$  можна виділити кластери «однакових» елементів [21]. Умова  $\rho(z_i, z_k) \leq \delta$  (замкнена куля радіуса  $\delta$  з центром у  $z_i$  або  $z_k$ ) в (3.13) визначає бінарне відношення подоби  $\Theta$ . Ставлення (3.13) для довільного елемента задає його околиця в  $R_1^n$ , якій належать еквівалентні йому елементи.

Можна побачити, що співвідношення (3.13) має властивості рефлексивності, тому що  $\forall z_i$  виконано  $\rho(z_i, z_i) \leq \delta$ , і симетричності:  $\rho(z_i, z_k) = \rho(z_k, z_i) \leq \delta$ . У той же час, ця умова не задає розбиття  $Z$ , тому що з  $\rho(z_i, z_k) \leq \delta$  і  $\rho(z_i, z_*) \leq \delta$  не слідує виконання  $\rho(z_*, z_k) \leq \delta$  (відсутній транзитивність). З умов  $z_i \Theta z_k$  і  $z_i \Theta z_*$  не слідує  $z_* \Theta z_k$ , тобто відношення  $\Theta$  в строгому математиче-ському сенсі не є еквівалентністю.

Нехай  $Z = \{z_k\}_{k=1}^S$  – кінцева множина елементів, що утворюють опис. Для кожного  $z_k \in Z$  відповідно з апаратом нечітких множин розглянемо величину  $A(z_k) = a_k, a_k \in [0, 1]$ , яка характеризує ступінь приналежності  $z_k$  множини  $Z$ ,

тобто нечітке підмножина  $A$  множини  $Z$ . Як правило, ступінь приналежності - деяка суб'єктивна оцінка, яка визначає нечітка множина.

Якщо провести індексацію елементів  $A$  за правилом  $A(z_i) \geq A(z_j)$  при  $i > j$ , то отриманому нечіткій множині на основі фіксованого  $\alpha \in [0,1]$  можна поставити у відповідність кортеж  $A_\alpha$  чітких підмножин з  $Z$ , званих рівневими множинами нечіткої множини  $A$  [23]. Підмножина  $A_\alpha \subseteq Z$   $\alpha$ -рівня визначається як

$$A_\alpha = \{z \in Z \mid A(z) \geq \alpha\}. \quad (3.14)$$

Обговоримо процедуру побудови множини  $A$  на основі множини ХО для бази зображень, тобто прямий спосіб обчислення значення  $a_k$  функції приналежності. Для елемента  $z_k \in Z$  і заданого  $\delta_z$  визначимо число його  $c_k$  «повторень» [25]:

$$c_k = \sum_{v=1, S} 1(\rho(z_k, z_v) \leq \delta_z), \quad (3.15)$$

де  $\rho(z_k, z_v)$  – метрика для  $z_k, z_v \in Z$ ;

$$1(\rho(z_k, z_v) \leq \delta_z) = \begin{cases} 1, \rho(z_k, z_v) \leq \delta_z \\ 0, \rho(z_k, z_v) > \delta_z \end{cases}. \quad (3.14)$$

Таким чином,  $c_k \in C_+$  – це число елементів  $Z$ , еквівалентних  $z_k \in Z$  з точністю  $\delta_z$  відповідно до предикату  $1(\rho(z_k, z_v) \leq \delta_z)$ ,  $C_+$  – множина цілих невід'ємних чисел. Параметр  $\delta_z$  визначає поріг еквівалентності елементів.

Розглянемо базу зображень з  $J$  еталонів і множину  $\{Z^i\}_{i=1}^J$  еталонних описів. Для кожного з елементів  $z_{ik} \in Z^i$  порахуємо, скільки разів він зустрічається в еталоні  $Z^i$ , а також в повній базі з  $J$  еталонів. У результаті обчислимо параметр  $\beta_{ik}$ :

$$\beta_{ik} = c_{ik} / c_{ik}^J; \beta_{ik} \in [0,1], \quad (3.16)$$



де  $c_{ik}$  – число еквівалентних  $z_{ik}$  елементів у  $i$ -м еталоні  $Z^i$ ,  $c_{ik}^J$  – значення (3.15) для елемента  $z_{ik}$  в повній базі  $\{Z^i\}_{i=1}^J$ .

Значення (3.16) є доля елементів, подібних елементу  $z_{ik}$  в  $i$ -тому еталоні серед загального числа таких елементів всієї бази. Етапом процесу обчислень є визначення значення (3.15) для окремих еталонів, тому величина (3.16) може бути отримана і проаналізована для кожного з еталонів  $Z^i$  бази окремо. Зокрема, це можна використовувати для виявлення двох найбільш схожих еталонів.

Процедуру обчислення функції приналежності для компонентів бази еталонів формулюємо як послідовність кроків:

- 1) формування множини  $\{Z^i\}_{i=1}^J$  елементів описів бази об'єктів;
- 2) обчислення для кожного елемента значення (3.15) при заданому  $\delta_z$ ;
- 3) визначення значень функції приналежності (3.16) для кожної ознаки.

Редукція множини ознак – це спосіб компресії даних з метою зниження витрат на розпізнавання. На матеріалі бази описів шляхом обчислення  $\beta_{ik}$  фактично здійснюється навчання. Тут можна говорити про оптимізацію, де редукція ознак оптимізує критерій виду (3.14), що відображає інтегральні властивості системи ознак на основі функції приналежності або відхилення цього значення від бажаного.

Відзначимо, що обчислення характеристик приналежності і трансформація простору ознак здійснюється на попередньому етапі формування описів бази і в кінцевому підсумку ніяк не впливають на швидкодію розпізнавання. У той же час за рахунок редукції ознак істотно знижуються обчислювальні затрати і, як результат, підвищується швидкодія процедур прийняття рішень про клас об'єкту [21].

Процедура розпізнавання може бути побудована з урахуванням ступеня приналежності  $\beta_{ik}$ , що забезпечує поглиблений індивідуальний аналіз значень і важливості ознак, а це в цілому сприяє підвищенню достовірності класифікації.

Для розпізнаваного об'єкта побудувати нечіткий опис запропонованим способом важко через перешкоди, тому класифікація на основі прямого обчислення подібності двох нечітких описів ускладнена. У такому випадку розпізнавання традиційно будуємо на встановленні оптимальної подоби аналізованих і еталонних елементів. Замість підрахунку числа голосів у модифікованому методі підсумовуємо значення  $\beta_{ik}$  для еталонних ознак, яким відповідає найбільшу подібність. У результаті візуальний об'єкт відносимо до класу  $j$  відповідно до правила

$$j = \arg \max_{i=1, \dots, J} \sum_k \beta_{ik}. \quad (3.17)$$

На основі відношення (3.13) є можливість побудувати розбиття множини  $\{Z^i\}_{i=1}^J$  на класи еквівалентних елементів. Варіантом може бути кластеризація на множині  $\{Z^i\}_{i=1}^J$ . Іншим варіантом може бути формування нечітких класів ХО.

На основі процедури угруповання формуємо з бази описів  $r$  кластерів. Переходимо від описів еталонів множин до їх векторного поданням [17]:

$$R: Z^i \rightarrow h, \quad (3.18)$$

де  $h = (h_1, \dots, h_r), h_k \in C_+$  – вектор розмірності  $r$ .

Перетворення (3.18) значно спрощує зіставлення, тому обчислення міри для множин трансформується до визначення міри векторів, за рахунок чого обчислювальні витрати на розпізнавання знижуються в десятки разів [17].

Прямі підрахунки показують: якщо число ознак для зображення скоротити до 10, то обсяг даних скоротиться в 6 разів (з 60 початкових ХО), а виграш у швидкодії розпізнавання складе приблизно 2,5 рази.

Моделювання у експерименті показало [26, 27], що для повної бази зображень гербів міст України при редукції описів еталонів до 10 ознак з

найменшими значеннями  $\beta_{ik}$  відповідно до запропонованого методу зберігається безпомилкове розпізнавання.

Проведено також моделювання методу класифікації в умовах спотворення вхідних зображень адитивним шумом з нормальним розподілом (нульове математичне очікування). Результати моделювання показують, що розпізнавання за 10 унікальними ознаками має приблизно таку ж завадостійкість, як і традиційний метод, при цьому швидкодія розпізнавання зросла більш ніж у 2,5 рази, а об'єм інформації для розглянутої бази зображень зменшився в 9 разів.

Індивідуальне врахування впливу ознак у вигляді вагових коефіцієнтів у структурному розпізнаванні на основі голосування дає можливість зосередитися на скороченій підмножині ключових ознак, що покращує достовірність розпізнавання і дозволяє здійснити редукцію ознакової системи з метою скорочення обчислювальних затрат. Для компресованої системи ознак зберігається досить високий рівень якості, оцінюваний значенням імовірності правильного розпізнавання. Запропоновану в даному дослідженні процедуру можна характеризувати як елемент навчання і більш глибокого аналізу процесу розпізнавання для бази зображень. Вагові коефіцієнти ознак обчислюємо відповідно до процедури, яка враховує ступінь їх подібності на множині еталонів прикладної бази описів.

## РОЗДІЛ 4

### МЕТОДИ ФРАГМЕНТНОЇ КЛАСТЕРИЗАЦІЇ РАСТРОВИХ ДАНИХ ПРИ ВІДОМОМУ ЧИСЛІ КЛАСІВ

Розвиток засобів інтелектуального аналізу даних найтіснішим чином пов'язаний з вдосконаленням методів обробки зображень в силу їх високої інформаційної ємності. Нерідко саме надмірність візуальної інформації є найважливішим аспектом для рішення завдань та її тематичної інтерпретації. Ключовим моментом переходу до інтелектуального аналізу відеопотоків і власне зображень є сегментація (кластеризація) растрових даних. Пошук компромісів між надмірною і недостатньою сегментацією підкреслює необхідність отримання деякого уніфікованого інструментарію, однакового придатного для сегментації в часі (отриманні розбиттів або покриттів відеорядів відповідно до сюжетною лінією) і кластеризації поля зору відеодатчиків (продукуванні розбиттів або покриттів, адекватно відображаючих «просторовий» зміст сцен). Певну перспективу в цьому плані має фрагментна сегментація растрових даних.

У розділі введені модифікації алгоритмів кластеризації, призначені для вирішення задач сегментації зображень, що зберігаються у великих базах даних. Особливістю пропонованих модифікацій є відмова від операцій векторизації-девекторизації, що дозволяє підвищити швидкодію процесу обробки інформації, можливість формування сегментів довільної форми в умовах, коли дані спотворені викидами різної природи, формування кластерів-сегментів з розмитими нечіткими межами, які досить часто виникають в зображеннях самої різної природи. При цьому одним з важливіших моментів є більш явний облік просторових кореляційних зв'язків між окремими пікселями. Також слід зазначити, що запропоновані підходи можливо використовувати і для послідовностей зображень, тобто для аналізу відео даних.

#### 4.1 Матрична модифікація методу кластеризації CLARANS у великих базах відеоспостережень

Задача кластеризації багатовимірних даних, що ставить за мету перебування в аналізованих масивах інформації однакових в деякому розумінні груп (класів, кластерів, сегментів) спостережень, є важливою складовою інтелектуального аналізу даних [1-5], а результати її рішення знаходять широке використання в безлічі додатків. У той же час існує досить багато реальних задач, пов'язаних з обробкою медико-біологічних даних, аналізом текстів, обробкою зображень тощо, де найбільш популярні та досліджено методи кластерного аналізу втрачають свою ефективність в силу дуже великих обсягів даних, що підлягають обробці.

Тут на передній план виходять алгоритми кластеризації для дуже великих баз даних VLDB (Very Large Data Base) [1, 5], які створюють самостійний напрям в кластерному аналізі. Одним из перших таких алгоритмів є CLARANS (Clustering Large Applications based on RANdomised Search) [6,7], який базується на поширеному методі k-медоїдів, алгоритмі PAM (Partitioning Around Medoids) [8] та алгоритмі CLARA (Clustering LARge Applications) [8] достатньо ефективних при обробці відносно невеликих масивів даних.

Слід зазначити, що в абсолютній більшості відомих алгоритмів кластеризації стверджується, що дані, які підлягають обробці, задані у вигляді багатовимірних векторів, що формують або традиційну таблицю даних, або (якщо дані надходять на обробку послідовно) - багатовимірний векторний ряд. У той же час при обробці відеоданих вихідна інформація представляється зазвичай в матричній формі, при цьому в цій формі може бути представлено як зображення в цілому, так і певний його фрагмент. Зрозуміло, що для того, щоб використовувати при обробці зображень відомі методи кластеризації, початкове зображення повинне бути тим чи іншим чином векторизованим, а після обробки - девекторизовано до вихідної форми.

У підрозділі пропонується модифікація методу CLARANS, орієнтована на обробку даних, що надходять у вигляді  $(m \times n)$  – матриць

$x(t) = \{x_{i_1 i_2}(k)\}$ ,  $i_1 = 1, 2, \dots, m$ ;  $i_2 = 1, 2, \dots, n$ , де  $k = 1, 2, \dots, N$  – номер спостереження в аналізованому масиві даних, при цьому передбачається, що весь цей масив повинен бути розбитий на  $p$  кластерів, кожен з яких можливо описати на базі його центроїду  $C_l, l = 1, 2, \dots, p$ , який задається у формі  $(m \times n)$ -матриці. Для досягнення мети спочатку модифікуємо метод для фрагментних обробки зображень.

Спочатку розглянемо матричну модифікацію методу  $k$ -медоїдів.

Подібно до того, як класичний метод кластеризації  $k$ -середніх [5] тісно пов'язаний з критерієм найменших квадратів та євклидовою метрикою, метод  $k$ -медоїдів оснований на критерії найменших модулів, що забезпечує йому робастність до аномальним вибросів, та манхеттенській метриці. Так, якщо  $x(k)$  та  $C(l)$  є  $(n \times 1)$  – вектори, відстань між ними задається виразом

$$D(x(k), C(l)) = \|x(k) - C(l)\|_1 = \sum_{i=1}^n |x_i(k) - C_i(l)|, \quad (4.1)$$

а власне медоїд вибирається серед наявних спостережень, для яких сума внутрікластерних відстаней (4.1) мінімальна. У принципі не складає особливих труднощів розрахувати і медоїд-центроїд, компонентами якого є медіани відповідних компонент елементів кожного кластера.

В тому же випадку, коли  $x(k)$  та  $C(l)$  –  $(m \times n)$ -матриці, пропонується замість (4.1) використовувати відстань

$$D(x(k), C(l)) = \sum_{i_1=1}^m \sum_{i_2=1}^n |x_{i_1 i_2}(k) - C_{i_1 i_2}(l)| = I_m^T |x(k) - C(l)| I_n, \quad (4.2)$$

де  $I_m, I_n$  –  $(m \times 1)$  та  $(n \times 1)$  – вектори, які створені одиницями,

$$|x(k) - C(l)| = \{|x_{i_1 i_2}(k) - C_{i_1 i_2}(l)|\}_{i_1, i_2=1}^n.$$

Сам же процес знаходження медоїдів-центроїдів може бути реалізований у вигляді такої послідовності кроків:

1. Випадковим чином вибрати з набору даних  $p$  спостережень  $x(k)$  і задати їх в якості початкових положень (при  $\tau = 0$ ) медоїдів-центроїдів  $C_\tau(l), l = 1, 2, \dots, p$ .

2. Кожному із залишившихся  $N - p$  спостережень приписати кластеру з центроїдом, найближчим до кожного спостереження в сенсі відстані (4.2).

3. В кожному кластері впорядкувати всі компоненти спостережень  $x_{i_1 i_2}(k)$  по зростанню та знайти медіану  $med x_{i_1 i_2}(k)$  для кожної компоненти.

4. Сформувати новий центроїд кожного кластеру для  $\tau = \tau + 1$   
 $C_\tau(l) = \{med x_{i_1 i_2}(k)\}$ .

5. Перейти до кроків 3, 4 та продовжити до тих пір, поки

$$D(C_\tau(l), C_{\tau+1}(l)) \leq \varepsilon \quad \forall l, \quad (4.3)$$

де  $\varepsilon$  – наперед вибраний поріг.

6. По виконанні умови (4.3) зафіксувати  $C_{\tau+1}(l) = C(l)$  та розрахувати радіус кожного кластеру у вигляді

$$R(l) = \underset{k}{argmax} D(C(l), x(k) \in C(l)). \quad (4.4)$$

Даний метод простий і ефективний при невеликих  $N$ , проте на великих обсягах даних необхідність розрахунку великого числа відстаней від всіх даних до всіх медоїдів обмежує його використання. Перейдемо до матричної модифікації методу розбиття навколо медоїдів.

Більш ефективним з обчислювальної точки зору є метод РАМ, який не використовує операцію обчислення центроїдів, а встановлює в якості медоїдів кластерів тільки наявні спостереження.

Для того, щоб знайти  $p$  медоїдів, РАМ починає з довільного вибору  $p$  матриць-образів подібно тому, як це робиться в методі  $k$ -медоїдів. Далі на кожній ітерації методу проводиться заміна вибраного спостереження  $x(k)$  на необраний образ  $x(q)$  з наявної вибірки до тих пір, поки не будуть остаточно сформовані кластери.

Для того, щоб оцінити ефективність заміни  $x(k)$  на  $x(q)$ , на кожній ітерації вираховується вартість  $C_{pkq}$  для всіх інших даних  $x(p)$ . При цьому вартість це функція відстаней між спостереженнями

$$D(x(k), x(q)) = I_m^T |x(k) - x(q)| I_n. \quad (4.5)$$

У процесі такої заміни можуть виникнути чотирьох різні ситуації.

1. Нехай на деякій ітерації алгоритму  $x(r)$  належить до кластера з медоїдом  $x(k)$ . Нехай, крім того,  $x(r)$  більш близький в сенсі відстані (4.5) до  $x(t)$ , ніж  $x(q)$ , тобто

$$D(x(r), x(q)) \geq D(x(r), x(t)), \quad (4.6)$$

де  $x(t)$  другий близький медоїд до  $x(r)$ .

Таким чином, якщо  $x(k)$  замінюється на  $x(q)$  в якості медоїду,  $x(r)$  переходить до кластера, представленого  $x(t)$ . При цьому вартість такої заміни може бути розрахована в вигляді

$$C_{rkq} = D(x(r), x(t)) - D(x(r), x(k)) \quad (4.7)$$

Та вона додатня.

2. Нехай  $x(r)$  віднесений до кластеру, представленому  $x(k)$ , при цьому  $x(r)$  «мінш схожий» на  $x(t)$ , ніж на  $x(q)$ , тобто



$$D(x(r), x(q)) < D(x(r), x(t)). \quad (4.8)$$

Тоді, якщо  $x(k)$  замінюється на  $x(q)$ ,  $x(r)$  буде віднесено до кластеру, представленою  $x(q)$ . Таким чином, вартість обміну

$$C_{rkq} = D(x(r), x(q)) - D(x(r), x(k)) \quad (4.9)$$

на відміну від (4.7) може бути і позитивною і негативною в залежності від того, чому більш подібний образ  $x(r)$ :  $x(k)$  або  $x(q)$ .

3. Нехай  $x(r)$  не відноситься до кластеру, представленою  $x(k)$ , а  $x(t)$  є представником саме цього кластера. Нехай далі  $x(r)$  розташований ближче до  $x(t)$ , ніж до  $x(q)$ . Тоді, навіть якщо  $x(k)$  замінюється на  $x(q)$ ,  $x(r)$  все рівно залишається в кластері, представленою  $x(t)$ . При цьому вартість

$$C_{rkq} = 0. \quad (4.10)$$

4. Нехай  $x(r)$  належить кластеру, представленою  $x(t)$ . Але  $x(r)$  менш близький до  $x(t)$ , ніж до  $x(q)$ . Тоді заміна  $x(k)$  на  $x(q)$  призведе до того, що  $x(r)$  перейде в кластер  $x(q)$  із  $x(t)$ . При цьому вартість

$$C_{rkq} = D(x(r), x(q)) - D(x(r), x(t)) \quad (4.11)$$

завжди негативна.

Об'єднуючи всі чотири випадки, можна помітити, що загальна вартість заміни  $x(k)$  на  $x(q)$  має вигляд

$$TC_{kq} = \sum_r C_{rkq}. \quad (4.12)$$

Таким чином, кластеризацію можна представити наступною послідовністю.

1. Вибрати  $p$  довільних фрагментів зображень  $x(k)$  в якості початкових представників класів.
2. Розрахувати  $TC_{kq}$  для всіх пар об'єктів  $x(k)$ ,  $x(q)$ , де  $x(k)$  на цій ітерації вибраний в якості медоїду, а  $x(q)$  – ні.
3. Вибрати пару  $x(k)$ ,  $x(q)$  с мінімальною вартістю  $TC_{kq}$ .
4. Якщо  $\min TC_{kq} < 0$ , замінити  $x(k)$  на  $x(q)$  та повернутися до кроку 2.
5. Для кожного  $x(q)$  сформуванати кластер спостережень та знайти його радіус за допомогою (4.4).

І хоча метод РАМ не визначає центроїди-медоїди, його реалізація вимагає розрахунку множини відстаней, що робить його неефективним при роботі з великими базами даних. Розглянемо модифікацію методу CLARA.

CLARA є розвитком РАМ на випадок великих вибірок і замість того, щоб знаходити медоїди кластерів для всієї вибірки зі спостережень, цей метод працює з підвибірками, істотно меншою за обсягом, знаходячи медоїди цих підвбірок. При цьому обробляється кілька таких підвбірок, кожна з яких формується випадково. Автори методу експериментально показали [8], що в більшості вирішених ними завдань було достатньо сформуванати п'ять підвбірок по  $40 + 2p$  спостережень у кожній. Даний алгоритм може бути представлений таким чином.

1. Для  $\tau = 1, 2, 3, 4, 5$  повторювати наступні кроки.
2. Вибрати довільним чином  $40 + 2p$  спостережень і з допомогою РАМ знайти  $p$  медоїдів.
3. Для кожного образу  $x(r)$  з повної вибірки визначити, який з  $p$  медоїдов найбільш близький до нього в сенсі відстані (4.5).
4. Знайти, використовую (4.12) вартість  $TC_{kq}$ , та якщо вона менш мінімуму, отриманого на другому кроці, перейти до  $\tau + 1$ .

5. Для кожного з отриманих медоїдів сформувати кластер та розрахувати його радіус відповідно (4.4).

Автори метода довели, що він достатньо ефективний при роботі з вибірками порядку 1000 спостережень (що не так уж багато при роботі з відео). Однак при цьому велик ризик втратити інформацію, яка є в непроаналізованих спостереженнях. В зв'язку з цим перейдемо до модифікації CLARANS.

В основі методу CLARANS лежить PAM та CLARA, а сам процес кластеризації розглядається як пошук на графі  $G_{N,p}$ , у котрого кожен вузел відповідає одному з  $p$  медоїдів. Кожному з вузлів приписується вартість, яка визначається відстанню між кожним з  $N-p$  аналізованих образів та наявними значеннями медоїдів, при цьому вартість вираховується за допомогою співвідношення (4.12).

Тут слід відзначити, що PAM, розглянутий вище, також можливо представити в вигляді пошуку мінімуму на графі  $G_{N,p}$ . При цьому на кожному кроці всі сусіди кожного поточного вузла піддаються аналізу (співвідношення (4.5) - (4.12)), а потім поточний вузол займається спостереженням, що забезпечує максимальне спадання ціни. Такий процес триває до досягнення глобального мінімуму. Таким чином, на кожній ітерації необхідно аналізувати  $p(N-p)$  відстаней, що вельми скрутно при великих  $N$ .

Зрозуміло, що CLARA аналізує меншу кількість образів та обмежується на подграфі меншої розмірності  $|G_{(40+2p),p}| < |G_{N,p}|$ , при цьому, як відмічалось вище, є ризик втрати даних, які містять важливу інформацію.

CLARANS не аналізує кожен образ в кожному узлі, але й не обмежується пошуком на подграфі, а формує довільним чином для кожного вузла область його локального сусідства.

Процес кластеризації на основі модифікованого методу CLARANS можливо реалізувати в вигляді наступної послідовності кроків.

1. Задати параметри методу *numlocal* та *maxneighbor*, задати  $i = 1$  та *minconst*.
2. Вибрати довільний вузел графу  $G_{N,p}$  та задати його *current*.

3. Задати  $j = 1$ .
4. Довільно вибрати образ-сусід  $S$  для  $current$  та на базі (4.12) розрахувати вартість для  $current$  та  $S$ .
5. Якщо у  $S$  вартість нижче, задати  $S$  рівним  $current$  та повернутися до кроку 3.
6. Інакше, збільшити  $j$  ( $j = j + 1$ ) та, якщо  $j \leq neighbor$ , повернутися до кроку 5.
7. Інакше, якщо  $j > neighbor$ , порівняти вартість  $current$  з  $minconst$ . Якщо вартість  $current < minconst$  задати  $minconst$  рівним вартості  $current$ .
8. Збільшити  $i$  ( $i = i + 1$ ), та якщо  $i < numlocal$ , завершити, інакше повернутися до кроку 2.

Після того, як буде сформовано  $p = numlocal$  кластерів, можливо додатково розрахувати радіуси кожного з кластерів згідно рівнянню (4.4). Крім того, оскільки в реальних задачах кластери практично завжди перекриваються (особливо в задачах обробки зображень), можна також розрахувати рівні належності кожного з образів до кожного з кластерів. При цьому, якщо відстань між спостереженнями  $x(k)$  та медоїдом  $C(l) \in D(x(k), C(l))$ , то рівень приналежності  $x(k)$  до  $C(l)$  можливо вирахувати за допомогою співвідношення

$$\mu(x(k), c(L)) = \frac{D^{-1}(x(k), c(L))}{\sum_{q=1}^p D^{-1}(x(k), c(q))}. \quad (4.13)$$

Зрозуміло, що ефективність процесу кластеризації істотно залежить від коректного вибору параметрів  $maxneighbor$  і  $minconst$ , що вимагає певної кваліфікації Користувача. Зрозуміло також, що чим більше значення  $maxneighbor$  (у межі  $N - p = N - numlocal$ ), тим ближче процес до РАМ і тим більше трудомістким є цей процес. Таким чином, тут досить великий елемент суб'єктивізму, який взагалі-то завжди присутній в завданнях, пов'язаних з

парадигмою самонавчання, проте не перешкоджає знаходженню прийнятних рішень.

Тим самим, можна укласти: запропонована модифікація методу CLARANS, орієнтованого на вирішення завдань кластеризації у великих базах даних. Пропонована модифікація орієнтована на завдання обробки даних в матричній формі, а в ситуаціях з перекриваються кластерами реалізується процес синтезу покриттів.

#### 4.2 Сегментація зображень на базі модифікованого DBSCAN

Однією з перспективних альтернатив традиційним підходам до кластеризації можуть служити методи, засновані на щільності розподілу даних [1, 2], де поняття щільності досить близько до традиційної щільності розподілу, використовуваної в теорії ймовірностей і математичній статистиці. Саме такі методи, дозволяють формувати кластери довільної форми в умовах, коли дані «зашумлені» збуреннями різної природи. При цьому під кластерами тут розуміються області в просторі ознак з високою щільністю розподілу даних. Ці області розділені областями з низькою щільністю і саме в цих областях концентруються збурення. Таким чином, алгоритм кластеризації, заснований на щільності, в процесі своєї роботи «виросує» області з високою щільністю розподілу даних і формує кластери довільної форми, відокремлюючи при цьому обурення і шуми.

Одним з найбільш ефективних і популярних методів кластеризації, заснованих на щільності і призначених для обробки інформації, що міститься в дуже великих базах даних (VLDB), є так званий DBSCAN (Density Based Spatial Clustering of Applications with Noise), запропонований в [10]. Цей метод характеризується обчислювальною простотою і некритичний до дії збурень.

В основі DBSCAN лежить ряд понять і визначень, основними з яких є  $D$ -досяжність (Density reachability) і  $D$ -зв'язність (Density connectedness). При цьому потрібно було, що точка  $x(k)$  безпосередньо  $D$ -досягаема з точки  $x(q)$ , якщо

вона віддалена (в сенсі прийнятої метрики, зазвичай евклідової) на відстань, що не перевищує деякий поріг  $\varepsilon$ , що задається, як правило, апіорі. Саме величина  $\varepsilon$  є основним вхідним параметром алгоритму. Таким чином всі точки  $x$ , які задовільняють нерівності  $\|x - x(q)\| \leq \varepsilon$  створюють  $\varepsilon$ -окіл спостереження  $x(q)$ .

При цьому, якщо в  $\varepsilon$ -околі  $x(q)$  міститься не менше  $MinPts \geq n + 1$  точок, вважається, що  $x(k)$  та  $x(q)$  належать до одного кластера. Крім того, точка  $x(k)$  називається  $D$ -досяжною з  $x(q)$ , якщо існує послідовність  $x(q), \dots, x(r), \dots, x(k)$ , кожен елемент якої безпосередньо  $D$ -досяжен своїми сусідами.

Тут важливо зазначити, що відношення  $D$ -досяжності не є симетричним. Наприклад,  $x(k)$  може бути граничною точкою кластера і не мати достатню кількість сусідів у своєму  $\varepsilon$ -околі. Зазвичай знаходженням таких граничних точок закінчується формування кожного конкретного кластера. І навпаки, стартуючи з  $x(k)$ , можна знайти точку  $x(q)$ , що має достатнє число сусідів. Такі спостереження є внутрішніми точками кластера. На основі цієї асиметрії вводиться поняття  $D$ -зв'язності, при цьому дві точки  $x(q)$  і  $x(k) \in D$ -зв'язними, якщо вони  $D$ -досяжні з  $x(r)$ . Зрозуміло, що поняття  $D$ -зв'язності симетрично.

Таким чином, в рамках підходу, заснованого на щільності, кластер – це множина  $D$ -зв'язних точок.

Слідуючи такому трактуванню, процес кластеризації, стартуючи з довільної точки вибірки, знаходить множину  $D$ -зв'язних з нею спостережень. Далі, продовжуючи з будь-якої іншої не розглянутої точки, знаходиться наступний кластер і т.д. Всі спостереження, не включені ні в один кластер, розглядаються як шуми. Процес вирощування кластерів йде до тих пір, поки не будуть вичерпані всі спостереження вибірки.

Метод DBSCAN в силу своєї простоти одержав широке поширення в безлічі прикладних задач, у тому числі і для сегментації зображень, де відповідно кожному пікселю ставиться  $n$ -мірний вектор ознак, а всі множини таких векторів утворюють вибірку, що підлягає кластеризації. Тут можна відзначити, що в задачах обробки зображень можуть виникати ситуації, коли сегменти, що містять

спостереження зі схожими властивостями, можуть перебувати на досить віддалених один від одного ділянках зображення, що звичайно ж ускладнює завдання. Крім того, DBSCAN може ефективно використовуватися і на рівні узагальнення інформації, коли ціле зображення або навіть часовий сегмент відеоряду розглядаються в якості точки простору ознак, тобто мова йде про кластеризації колекцій відеоданих з метою організації ефективних засобів індексації.

Спростити реалізацію і підвищити швидкодію в задачах обробки зображень можна, розглядаючи цей відеокадр не попиксельно, а у вигляді послідовності прямокутних фрагментів, а в межі і повного зображення. Таким чином, задача, розглянута в роботі, може бути сформульована таким чином. Нехай, як і раніше, задана матрична послідовність спостережень  $x(k) = \{x_{i_1, i_2}(k)\}$ ,  $i_1 = 1, 2, \dots, m$ ,  $i_2 = 1, 2, \dots, n$ ,  $k = 1, 2, \dots, N$ ,  $x(k) \in R^{m \times n}$ . Необхідно за допомогою процедури кластеризації сформувати  $p$  однорідних сегментів довільної форми. При цьому передбачається, що значення  $p$  заздалегідь невідомо, а самі сегменти можуть перетинатися так, що кожне спостереження може належати кільком кластерам одночасно.

В процесі рішення задачі для кожного матричного спостереження  $x(q)$  формується  $\varepsilon$ -окіл в вигляді матричної гіперсфери

$$Sp(x - x(q))(x - (q))^T = \varepsilon^2,$$

при цьому всі об'єкти  $x(k)$ , які потрапляють в цю гіперсферу, є безпосередньо  $D$ -досяжними з  $x(q)$ . Аналогічним чином вводиться поняття  $D$ -зв'язності, а кожен кластер формується з множини  $D$ -зв'язних  $(m \times n)$ -матриць.

Сам процес кластеризації відбувається відповідно звичайному DBSCAN, однак загальне число обробляємих об'єктів при цьому значно зменшується.

Нехай в результаті процесу кластеризації деякої вибірки  $x(k)$ ,  $k = 1, 2, \dots, N$

буде сформовано  $p$  кластерів  $Cl_1, Cl_2, \dots, Cl_l, \dots, Cl_p$  та нехай два з них, наприклад  $Cl_l$  та  $Cl_{l+1}$  в сенсі прийнятої метрики близькі один до одного так, що спостереження  $x(k)$  як гранична точка належить обом сегментам. У вихідному варіанті алгоритму [10] точка  $x(k)$  буде віднесена до кластера, який був сформований першим. Зрозуміло, що таке рішення не є найкращим. В [2] запропонована процедура об'єднання (злиття) двох сусідніх кластерів в випадку, якщо відстань між двома сегментами менш деякого значення  $\Delta$ , тобто  $D(Cl_l, Cl_{l+1}) < \Delta$ , де в нашому випадку

$$D(Cl_l, Cl_{l+1}) = \min_{x \in Cl_l, y \in Cl_{l+1}} D(x, y) = \min_{x \in Cl_l, y \in Cl_{l+1}} \sqrt{Sp(x - y)(x - y)^T}.$$

На наш взгляд, більш природно розглядати цю ситуацію з позицій нечіткого підходу до кластеризації [9], при цьому спостереження  $x(k)$  з різними рівнями приналежності може належати одразу деяким сегментам. В випадку двох сусідніх класів необхідно ввести до розгляду їх прототіпи-центроїди  $c(l)$  та  $c(l+1)$ :

$$c(l) = N_l^{-1} \sum_{\tau=1}^{N_l} x(\tau),$$

$$c(l+1) = N_{l+1}^{-1} \sum_{\tau=1}^{N_{l+1}} x(\tau)$$

(тут  $N_l$  та  $N_{l+1}$  – кількість точок, віднесених до  $Cl_l$  та  $Cl_{l+1}$  відповідно) та розрахувати відповідні рівні приналежності. Якщо

$$d_{ij} = D^{-1}(x(i), c(j)), \quad s_{ij} = (Sp(x(i) - c(j))(x(i) - c(j))^T)^{-1/2}$$

для будь-яких допустимих індексів  $i$  та  $j$ , маємо



$$\begin{aligned}
\mu(x(k), Cl_l) &= \frac{D^{-1}(x(k), c(l))}{D^{-1}(x(k), c(l)) + D^{-1}(x(k), c(l+1))} = \\
&= \frac{(Sp(x(k) - c(l))(x(k) - c(l))^T)^{-\frac{1}{2}}}{(Sp(x(k) - c(l))(x(k) - c(l))^T)^{-\frac{1}{2}} + (Sp(x(k) - c(l+1))(x(k) - c(l+1))^T)^{-\frac{1}{2}}}, \\
\mu(x(k), Cl_{l+1}) &= \frac{D^{-1}(x(k), c(l+1))}{D^{-1}(x(k), c(l)) + D^{-1}(x(k), c(l+1))} = \\
&= \frac{(Sp(x(k) - c(l+1))(x(k) - c(l+1))^T)^{-\frac{1}{2}}}{(Sp(x(k) - c(l))(x(k) - c(l))^T)^{-\frac{1}{2}} + (Sp(x(k) - c(l+1))(x(k) - c(l+1))^T)^{-\frac{1}{2}}}.
\end{aligned}$$

Якщо ж необхідно оцінити рівні приналежності  $x(k)$  до всіх кластерів, для розрахунку можливо використовувати співвідношення

$$\mu(x(k), Cl_l) = \frac{D^{-1}(x(k), c(l))}{\sum_{q=1}^p D^{-1}(x(k), c(q))} = \frac{(Sp(x(k) - c(l))(x(k) - c(l))^T)^{-\frac{1}{2}}}{\sum_{q=1}^p (Sp(x(k) - c(q))(x(k) - c(q))^T)^{-\frac{1}{2}}}.$$

Таким чином, запропонований метод кластеризації, заснований на щільності розподілу інформації, що міститься у великих базах даних. В основі методу лежить модифікація DBSCAN, що оперує матричними спостереженнями і дозволяє оцінити рівень належності кожного такого спостереження до кожного з сформованих кластерів-сегментів. Метод дозволяє формувати кластери довільної форми, може обробляти дані, спотворені шумами і в порівнянні з прототипом дозволяє, істотно скоротити обсяг вихідної інформації.

### 4.3 Кластеризація зображень на основі рекуррентної оптимізації

В якості досить ефективних показали себе методи кластеризації, засновані на щільності розподілу даних. Застосовуване тут поняття щільності за змістом

близько до щільності розподілу, використовуваної в теорії ймовірностей і математичній статистиці. Саме методи, засновані на щільності, дозволяють формувати кластери довільної форми в умовах, коли оброблювані дані спотворені збуреннями. У рамках «щільносного» підходу під кластерами розуміють області в  $n$ -мірному просторі ознак з високим рівнем концентрації даних. Ці області розділені ділянками з низькою щільністю і саме тут розташовуються збурення. Таким чином, алгоритми, засновані на понятті щільності, в процесі обробки даних формують області довільної форми, де дані найбільш густо сконцентровані.

Найбільш поширеним методом з цього класу є описаний вище DBSCAN, що відрізняється обчислювальною простотою і стійкістю до збурень [10]. Низький рівень формалізації цього методу, а також чутливість до вибору параметрів алгоритму породили цілий ряд модифікацій, позбавлених деяких з недоліків прототипу.

Однією з таких модифікацій є DBCLASD (Distribution-Based Clustering of LArge Spatial Databases) [11], за допомогою якої також можна формувати кластери довільної форми з «зашумлених» даних. Основною перевагою DBCLASD є можливість обробки даних в послідовному (online) режимі, при цьому кожен знову надходить на обробку образ може бути віднесений до того чи іншого кластеру на основі аналізу розподілів відстаней від аналізованого образу до кожного з кластерів заснованого на  $\chi^2$ -тесті. Даний метод має зниженою чутливістю до вибору параметрів  $Eps$  і  $MinPts$ , однак, в його основі лежить припущення, що дані в кожному кластері підпорядковані рівномірному закону розподілу, що далеко не завжди буває в реальних задачах, особливо пов'язаних з обробкою зображень.

Розвитком DBSCAN також є алгоритм OPTICS (Ordering Points To Identify the Clustering Structure) [12], що дозволяє вирішувати завдання кластеризації в умовах, коли кластери мають не тільки різну форму, але й різну щільність розподілу даних у кожному класі. OPTICS крім основних понять і визначень, як і у DBSCAN, вводить додаткові характеристики для кожного спостереження такі, як внутрішня відстань (core distance) і відстань досяжності (reachability distance).

OPTICS структурно еквівалентний DBSCAN, володіє розширеними функціональними можливостями, проте з обчислювальної точки зору значно складніше і повільніше прототипу, що ускладнює його використання в задачах, пов'язаних з VLDB.

Цікавим гібридом DBSCAN і популярного методу  $k$ -середніх є Bridge [13], за допомогою якого вхідний масив даних спочатку обробляється за допомогою стандартного методу  $k$ -середніх, а потім до кожної сформованої групи даних застосовується DBSCAN, що пригнічує шуми і відновлює щільність розподілу даних в кожному кластері. Зрозуміло, що Bridge з обчислювальної точки зору складніше ніж DBSCAN, проте в даний час він нерідко використовується для вирішення ряду задач, пов'язаних з VLDB [2].

Найбільш формалізованим і математично обґрунтованим алгоритмом, заснованим на щільності, є DENCLUE (DENSity-based CLUstEring) [14], створений для обробки великих масивів мультимедійних даних, формуючи кластери довільної форми при високому рівні шумів. Даний метод заснований на ряді припущень:

- вплив кожного вектора-образу на сусідні спостереження формально може бути описано за допомогою деякої функції, зазвичай ядерної, званою функцією впливу, яка описує взаємозв'язок всіх спостережень у деякому околі даного образу;
- загальна щільність розподілу даних в  $n$ -мірному просторі при-знаків формально описується як сума функцій впливу кожного спостереження;
- кластери визначаються як околиці атракторів щільності (D-атракторів), що є по суті локальними максимумами загальної функції щільності розподілу даних.

Для деякої довільної точки у просторі ознак її вплив на образ може бути описано за допомогою функції впливу

$$f^y(x) = f(x, y),$$

при цьому найбільш часто в якості таких функцій використовується або прямо-вугільна конструкція

$$f(x, y) = \begin{cases} 0, & \text{якщо } D(x, y) > \sigma, \\ 1, & \text{інакше} \end{cases} \quad (4.14)$$

або гауссіан

$$f(x, y) = \exp\left(-\frac{D^2(x, y)}{2\sigma^2}\right), \quad (4.15)$$

де  $\sigma$  – параметр ширини ядерної функції,

$D(x, y)$  – відстань, зазвичай евклідова, між точками  $x$  та  $y$ .

Тоді для множини спостережень  $X = \{x(1), \dots, x(k), \dots, x(N)\}$  загальна функція щільності можливо представити в вигляді

$$f^x(x) = \sum_{k=1}^N f(x, x(k)). \quad (4.16)$$

Функція (4.16), є сумою ядерних функцій, характеризується наявністю множини локальних екстремумів-максимумів, іменованих D-аттракторами, кожен з яких представляє окремий кластер і може бути визначений за допомогою тих чи інших оптимізаційних процедур. Тут же зауважимо, що використання функції впливу (4.14) перетворює DENCLUE в стандартний DBSCAN, а якщо  $f(x, y)$  неперервна і диференційовна, як наприклад (4.15), для знаходження локальних максимумів може бути використана стандартна градієнтна оптимізація. При цьому довільна точка  $x$  притягається до D-аттрактору  $x^*$ , якщо послідовність ітерацій

$$x^i = x^{i-1} + \eta \frac{\nabla f^x(x^{i-1})}{\|\nabla f^x(x^{i-1})\|}; i=1, 2, \dots; x^0 = x \quad (4.17)$$

сходиться до  $x^*$ .

Якщо в якості  $f^x(x)$  використовується співвідношення (4.15), (4.16), то

$$\nabla f^x(x) = \sum_{k=1}^N (x(k) - x) f(x, x(k)),$$

а процедура (4.17) набуває вигляду

$$x^i = x^{i-1} + \eta \frac{\sum_{k=1}^N (x(k) - x^{i-1}) f(x^{i-1}, x(k))}{\left\| \sum_{k=1}^N (x(k) - x^{i-1}) f(x^{i-1}, x(k)) \right\|}, \quad (4.18)$$

де  $\eta$  – параметр кроку пошуку.

Кожен з  $D$ -аттракторів характеризується власною функцією щільності

$$f^{x^*}(x) = \sum_{x(k) \in \text{near } x^*} f(x, x(k)),$$

де  $\text{near } x^* = \{x(k) : D(x^*, x(k)) \leq \sigma_{\text{near}}\}$  (її екстремум визначає координати центроїда кластера).

Звичайно, з обчислювальної точки зору DENCLUE складніше будь-якого з описаних вище алгоритмів, однак до його переваг слід віднести ви-сокий рівень формалізації, а також те, що він узагальнює розглянуті вище процедури кластеризації, засновані на щільності.

При розв'язанні задач кластеризації, як же відмічалось, зазвичай передбачається, що кожне багатовимірне спостереження-образ описується  $n$ -мірним вектором  $x(k)$ , а весь процес вирішення пов'язаний саме з векторними операціями. У ситуації кластеризації зображень, кожне двовимірне изо-бращення спочатку має бути піддано векторизації, далі вирішується завдання кластеризації, а її результат піддається девекторизації переводить векторне опис в матричну форму. Істотно спростити процес кластеризації масивів можна, не переводячи їх у векторну форму, а безпосередньо, оперуючи з матрицями. Таким чином, як і вище, набором вихідних образів є набір матриць  $x(k)=\{x_{i_1i_2}(k)\}$ ,  $x_1=1, 2, \dots, m$ ;  $x_2=1, 2, \dots, n$ ;  $k=1, 2, \dots, N$ ,  $x(k) \in R^{m \times n}$ . Далі, вводячи замість стандартної векторної евклідової норми її сферичний матричний аналог

$$D_S^2(x,y)=Sp(x-y)(x-y)^T,$$

можна ввести матричну функцію впливу

$$f_S(x,y)=exp\left(-\frac{D_S^2(x,y)}{2\sigma^2}\right)=exp\left(-\frac{Sp(x-y)(x-y)^T}{2\sigma^2}\right) \quad (4.19)$$

и матричну функцію щільності

$$f_S^x(x)=\sum_{k=1}^N f_S(x,x(k)).$$

При цьому довільна  $(m \times n)$  матриця-образ  $x$  притягується до матричного  $D$ -аттрактора  $x^*$ , якщо послідовність ітерацій типу (4.17)

$$x^i = x^{i-1} + \eta \frac{\left\{ \frac{\partial f_S^x(x^{i-1})}{\partial x_{i_1 i_2}} \right\}}{\left( Sp \left\{ \left\{ \frac{\partial f_S^x(x^{i-1})}{\partial x_{i_1 i_2}} \right\} \left\{ \frac{\partial f_S^x(x^{i-1})}{\partial x_{i_1 i_2}} \right\}^T \right) \right)^{\frac{1}{2}}}, \quad i=1, 2, \dots; \quad x^0 = x \quad (4.20)$$

сходиться до  $x^*$ . Тут  $\left\{ \frac{\partial f_S^x(x)}{\partial x_{i_1 i_2}} \right\}$  –  $(m \times n)$  матриця, утворена похідними  $f_S^x(x)$  по компонентах матриці  $x$ .

Якщо в якості матричної функції впливу використовується вираз (4.19), алгоритм оптимізації (4.20), можливо переписати в простішій формі

$$x^i = x^{i-1} + \eta \frac{\sum_{k=1}^N (x(k) - x^{i-1}) f_S(x^{i-1}, x(k))}{\left( Sp \left( \sum_{k=1}^N (x(k) - x^{i-1}) f_S(x^{i-1}, x(k)) \right) \left( \sum_{k=1}^N (x(k) - x^{i-1}) f_S(x^{i-1}, x(k)) \right)^T \right)^{\frac{1}{2}}},$$

яка є по суті розширенням (4.18) на матричний випадок.

Використання замість векторного опису його матричного аналогу дозволяє істотно підвищити швидкодію процесу обробки інформації і уникнути ряду проблем, що виникають в задачі кластеризації даних, описуваних векторами високої розмірності. Підводячи деякий підсумок, вкажемо, що введений матричний аналог методу кластеризації DENCLUE, призначений для обробки колекцій зображень, що зберігаються у великих базах неструктурованих даних. Алгоритм характеризується підвищеною швидкодією за рахунок відмови від реалізації допоміжних операцій векторизації-девекторизації вхідних зображень.

## РОЗДІЛ 5

### ІНФОРМАЦІЙНІ ТЕХНОЛОГІЇ АВТОМАТИЗОВАНОЇ ОБРОБКИ ЗОБРАЖЕНЬ ТА КОЛЬОРОВІДТВОРЕННЯ У ВІДКРИТИХ ПОЛІГРАФІЧНИХ СИСТЕМАХ

Складність аналізу процесів прийняття рішень у розподілених технологічних системах поліграфічного виробництва обумовлена рядом особливостей: багатоаспектністю процесів, що відбуваються в них, їх взаємозв'язком (в силу цього всі явища, що відбуваються в них, впливають одне на одне й повинні розглядатися в сукупності); відсутністю достатньої кількості інформації про динаміку процесів (це змушує проводити якісний аналіз таких процесів); мінливістю характеру процесів, які відбуваються в системах. Тому управління кольором та кольоровідтворенням у відкритих поліграфічних системах неможливе без використання нових прогресивних технологій, пов'язаних зі швидким розвитком апаратних засобів та інформаційних систем. Для автоматизації процесів прийняття рішень доцільно використовувати метод, який заснований на представленні знань. Він базується на ідеях штучного інтелекту та інтелектуальних систем в рамках інтелектуальних інформаційних технологій, тобто прийомів, способів та методів виконання функцій збору, зберігання, обробки, передачі та використання знань. Використання подібного когнітивного методу забезпечить високу адаптивність розподілених відкритих поліграфічних систем до різних ситуацій та умов, здатність до накопичення досвіду.

Для вирішення завдань проекту необхідно формалізувати та ввести в базу знань експертні знання на етапі настроювання системи (властивості та атрибути оригіналів, важливі для подальшого репродукування; необхідні процедури покращення зображень; програмні та апаратні засоби для реалізації сценаріїв автоматизації управління кольором), а також сформулювати директиви для системи (правила для прийняття альтернативних рішень; метод вивода рішень; механізм прямого та зворотного нечіткого виводу для генерування сценаріїв обробки оригіналів).



Завершальним етапом когнітивного моделювання є оптимальний вибір інструментальних засобів з урахуванням орієнтованості на конкретні умови розвитку ситуації в заданих умовах.

Апаратом, що дозволяє будувати нелінійні моделі і використовувати їх для оптимізації технологічних процесів, є нейромережеві та нечіткі технології.

Використання процедур автоматизації обробки поліграфічних оригіналів та управління кольором під час їх підготовки до друку дозволяє підвищити якість додрукарської підготовки та швидкість проходження поліграфічного заказу між окремими ланками виробництва у мультиагентних інформаційних поліграфічних системах, де етапи технологічних процесів можуть бути рознесені як за часом, так і територіально, а також дозволить більш ефективно використовувати ресурси підприємства.

Використання інформаційної технології динамічного формування замовлень веб-базованих систем управління поліграфічними підприємствами технології дозволяє підвищити ефективність процесу взаємодії між клієнтами та поліграфічним підприємством при реалізації задач, що стосуються процесів реєстрації клієнтів, генерації пакету замовлень та пропозицій, створення і перевірки правильності макетів замовлень та забезпечення захищеності інформації в системі.

Використання нових інформаційних технологій для формування процедур автоматизації обробки поліграфічних оригіналів, динамічного формування замовлень та управління кольором на етапі додрукарської підготовки у розподілених відкритих поліграфічних системах з визначеними альтернативними варіантами з використанням нейромережевих та нейро-фаззі підходів дозволить істотно знизити витрати на видаткові матеріали та на інформаційну підтримку при передачі даних каналами зв'язку між окремими ланками поліграфічного виробництва та підвищити ефективність виробничих процесів виробництва на 15-20%.

## 5.1 Формування переліку властивостей і атрибутів оригіналів для поліграфічного відтворення

Виробнича діяльність по виготовленню друкованої продукції із заданим рівнем точності кольоровідтворення оригіналів розглядається як сукупність додрукарських і друкарських процесів, причому виходи одних процесів є входами інших [1]. На основі аналізу виробничих процесів та інформаційних технологій додрукарської підготовки розроблена схема узагальненого редакційного етапу додрукарської підготовки видань, представлена на рис. 5.1.

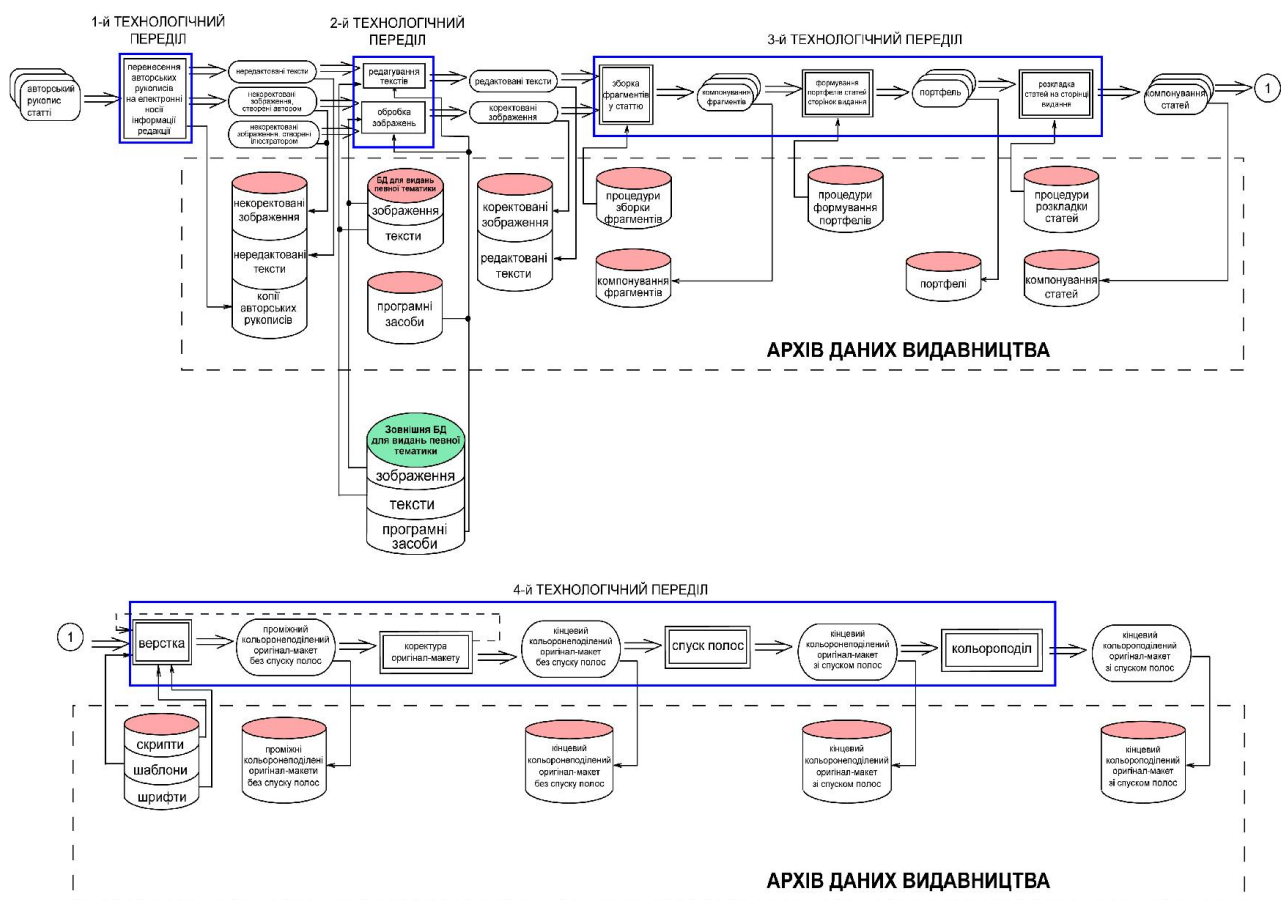


Рисунок 5.1 – Схема узагальненого редакційного етапу додрукарської підготовки видань

Ця схема, по суті, є інформаційною моделлю редакційного етапу додрукарської підготовки видань. Вона прийнята в якості методологічної основи для формалізації інформаційно-технологічного завдання додрукарської підготовки видання.

Видання можна розглядати як сукупність «шпальт видання». У технологічному сенсі шпальта видання являє собою сторінку видання. шпальти видання складають множину:  $V = \{\beta_i\}, i = \overline{1, m}; m \in \mathbb{N}$ , де  $\mathbb{N}$  – множина натуральних чисел.

Найбільш важливим предметом, яким маніпулюють на редакційному етапі додрукарської підготовки видання, є стаття. Статті видання складають множину:  $A = \{\alpha_i\}, i = \overline{1, n}; n \in \mathbb{N}$ .

На основі статті ( $\alpha$ ) породжується множина  $\Phi$ , що складається з одного чи декількох елементів, які названі «фрагментами статті» ( $\varphi$ ):  $\alpha_i \Rightarrow \Phi_i = \{\varphi_{i,j}\}$ , де  $j = \overline{1, k}; k \in \mathbb{N}$ ; символом  $\Rightarrow$  позначено породження. З текстографічної точки зору фрагмент є текстом чи зображенням. Розрізняються три типи фрагментів: текстовий тип ( $\varphi^{(t)}$ ), тип «текст-вставка» ( $\varphi^{(t*)}$ ), графічний тип ( $\varphi^{(g)}$ ).

Стаття може породити: 1) тільки один фрагмент текстового типу; 2) один чи кілька фрагментів типу «текст-вставка»; 3) один чи кілька фрагментів графічного типу. Формально:  $\Phi_i^{(t)} = \emptyset \vee \Phi_i^{(t)} = \{\varphi_i^{(t)}\}, i = \overline{1, n}; n \in \mathbb{N}$ ; де  $\Phi_i^{(t)}$  – множина текстових фрагментів, породжених статтею  $\alpha_i$ ;  $\Phi_i^{(t*)} = \emptyset \vee \Phi_i^{(t*)} = \{\varphi_{i,j}^{(t*)}\}, j = \overline{1, k}; k \in \mathbb{N}$ ; де  $\Phi_i^{(t*)}$  – множина фрагментів типу «текст-вставка», породжених статтею  $\alpha_i$ ;  $\Phi_i^{(g)} = \emptyset \vee \Phi_i^{(g)} = \{\varphi_{i,j}^{(g)}\}, j = \overline{1, l}; l \in \mathbb{N}$ ; де  $\Phi_i^{(g)}$  – множина графічних фрагментів, породжених статтею  $\alpha_i$ . Таким чином,  $\Phi_i = \Phi_i^{(t)} \cup \Phi_i^{(t*)} \cup \Phi_i^{(g)}$ .

Кожна стаття характеризується множиною властивостей  $\Lambda^{(\omega)}$ , розділених на три категорії: ідентифікаційні, геометричні і редакційно-видавничі [2].

Суб'єктивна оцінка якості зображення залежить від різних зовнішніх факторів, наприклад, умов навколишнього середовища, освітлення, настрою фахівця, який проводить оцінку, якості монітора, характеру розглянутих зображень тощо.

Об'єктивні параметри зображення:

а) формат зображення:

б) розмір, який визначається при заданому форматі заввишки або діагоналлю;

в) яскравість, оцінювана за максимальною яскравістю окремих ділянок зображення;

г) контраст:

д) чіткість, обумовлена числом умовних або реальних елементів зображення;

е) реальна чіткість зображення – максимальне число чорних і білих ліній, відтворених на відрізок з заданим контрастом;

ж) відношення сигнал / шум, яке в основному визначається кількістю відтворених градацій яскравості;

з) характер відтворення градацій яскравості в динамічному діапазоні яскравості;

к) кольоровідтворення, яке визначається ступенем відхилення кольору в зображенні від кольору відповідних ділянок вихідного зображення, виражається в колориметричних одиницях;

л) нерівномірність відтворення рівнів яскравостей, відповідних однаковим яскравостям у вихідному зображенні, по полю зображення;

м) геометричні спотворення, тобто точність відтворення координат окремих елементів вихідного зображення.

Такі характеристики, як яскравість, контраст, кількість відтворених градацій яскравості, діапазон відтворених кольорів, чіткість, різкість, відсутність шумів і пошкоджень, зміни розподілу яркостей і кольорів в зображенні можна віднести до множини редакційно-видавничих властивостей  $\{\lambda_3^{(\varphi)}\}$ . Розміри і формат ілюстрації, роздільна здатність, нелінійні і геометричні спотворення растра, – це геометричні властивості  $\{\lambda_2^{(\varphi)}\}$ .

Макет видання можна представити в наступному вигляді:

$$W_d = \langle N_d, Z_i^t, K_j \rangle, \quad (5.1)$$

де  $W_d$  – макет видання, при  $d = \overline{1, q}$  – кількість макетів;

$N_d$  – ідентифікатор макета  $z_i^t$ -го виду видання;

$Z_i^t = (z_1^t, z_2^t, \dots, z_n^t)$  – множина видів видань, які в момент часу  $t$  стають доступними в автоматизованій системі додрукарської підготовки для формування  $W_d$  (бланки, прайс-листи, візитки, конверти з фірмовими логотипами, буклети, проспекти, газети, журнали, фотоальбоми і т.д.). Види видань  $Z_i^t$  є вже відомими складовими динамічного пакету замовлень, який пропонується підприємством для замовників;

$K_j = (k_1, k_2, \dots, k_m)$  – параметри макета у форматі PDF, при  $j = \overline{1, m}$  – кількість параметрів.

Під «якістю» макета слід розуміти «сукупність параметрів об'єкта, що відносяться до його здатності задовольняти встановлені і передбачувані потреби» [1]. Модель оцінки якості макета замовлення представимо виразом:

$$M_{ok} = \langle N_d, Z_i^t, K_j (R_a, PZ, \mu_j^u), ST \rangle, \quad (5.2)$$

де  $R_a$  – пріоритет параметрів перевірки, визначає послідовність оцінки макета, при  $a = \overline{1, g}$  – кількість рівнів пріоритету;

$PZ$  – ознака відповідності макета у форматі PDF вимогам повноти і цілісності (формується на основі оцінки реалізованості  $K_j$ );

$\mu_j^u(K_j)$  – ваговий коефіцієнт  $K_j$ , при  $u \in \overline{0, 1}$ , який буде врахований при знаходженні нереалізованих параметрів з однаковим  $R_a$ ;

$ST$  – штраф, на який збільшується вартість замовлення, якщо макет містить помилки, для виправлення яких підключається фахівець.

Для формування параметрів  $K_j$  оцінки якості макета  $z_i^t$ -го замовлення, визначення  $(R_a, PZ, \mu_j^u)$  та розрахунку значення  $ST$  пропонується **метод формування параметрів макета замовлення ( $M_{fp}$ )** [3], який включає етапи:

Етап 1. Формування переліку параметрів перевірки PDF файлу.

Етап 2. Формування уніфікованого переліку вимог як базового набору параметрів оцінки, за якими необхідно перевіряти макет видання у форматі PDF.

Етап 3. Визначення пріоритету параметрів перевірки якості макета, як основи для впорядковування послідовності процесу оцінки макета.

Етап 4. Прийняття рішення про відповідність макета замовлення вимогам.

Етап 5. Обчислення розміру штрафу на основі розрахунку та аналізу зваженого значення за кожним критерієм перевірки стану макета.

Розглянемо процес реалізації кожного з етапів більш докладно.

**Етап 1.** На даному етапі визначається перелік лідерів програмного забезпечення, призначеного для роботи з PDF файлами у відповідності з наступним вирішальним правилом:

$$[E \times R(PO)]^{pdf} \rightarrow LD_b \quad (5.3)$$

де  $E = \{e_h\}$  – множина експертів, при  $h = \overline{1, k1}$ ;

$R(PO) = \{po_{sr}\}$  – професійне програмне забезпечення для перевірки перед друком макетів видань у форматі PDF, при  $sr = \overline{1, p1}$ ;

$LD_b \in \{ld_1, \dots, ld_{v1}\}^{pdf}$  – параметри перевірки PDF файлу, при  $b = \overline{1, v1}$ .

При цьому розглянуто лише професійне програмне забезпечення, орієнтоване на роботу з макетами видань у форматі PDF, таке як: Adobe Acrobat (Distiller), Adobe InProduction, Heidelberg Prinect PDF Toolbox, Markzware Flight CheckProfessional, EnfocusPitStop, Extensis PreflightPro, Gluon QC (QuarkXPress).

Шляхом проведення експертного оцінювання на основі правила виводу (3), було виділено три найбільш популярних програмних продукту для перевірки PDF

файлу:  $po_{sr=1}$  – AdobeAcrobat (Distiller),  $po_{sr=2}$  – Gluon QC (QuarkXPress),  $po_{sr=3}$  – MarkzwareFlightCheck Professional.

На основі [4–6] сформований узагальнений перелік параметрів  $LD_{b1}^*$  перевірки PDF файлу на:  $ld_{b1=1}^*$  – наявність у файлі зображень і кольорів в RGB;  $ld_{b1=2}^*$  – яскравість;  $ld_{b1=3}^*$  – контраст;  $ld_{b1=4}^*$  – кількість кольорів, позначених як «spot» (їх не повинно бути більше, ніж необхідно для макета);  $ld_{b1=5}^*$  – різкість;  $ld_{b1=6}^*$  – наявність шрифтів;  $ld_{b1=7}^*$  – наявність шумів;  $ld_{b1=8}^*$  – розміри зображення;  $ld_{b1=9}^*$  – відповідність роздільних здатностей зображень;  $ld_{b1=10}^*$  – відповідність розмірів задрукованої області;  $ld_{b1=11}^*$  – відповідність полів друку;  $ld_{b1=12}^*$  – наявність елементів з режимом друку overprint;  $ld_{b1=13}^*$  – роздільна здатність;  $ld_{b1=14}^*$  – наявність прозорості в документі;  $ld_{b1=15}^*$  – наявність паролів для захисту документа;  $ld_{b1=16}^*$  – наявність стиснення;  $ld_{b1=17}^*$  – наявність колірної профілю;  $ld_{b1=18}^*$  – відповідність розмірів макета;  $ld_{b1=19}^*$  – наявність вильотів і відступів від лінії різку в макеті;  $ld_{b1=20}^*$  – наявність OPI коментарів.

Сформований перелік параметрів  $LD_{b1}^*$ , використовуваних в професійному програмному забезпеченні для аналізу PDF файлу, є вхідною інформацією для етапу 2.

**Етап 2.** Даний етап дозволяє звузити перелік параметрів  $LD_{b1}^*$ , за якими буде виконуватися оцінка макета у вигляді PDF файлу, з урахуванням затребуваності параметрів на поліграфічних підприємствах України. У процесі аналізу були виділені вимоги  $pu_v^{ua}$  (верхній індекс (ua) вказує на приналежність певному підприємству, нижній (v) – на порядковий номер параметра на підприємстві).

Формування множини-універсуму  $PU_q$  параметрів оцінки виконується відповідно:

$$\{pu_v^{ua=1} \cup pu_v^{ua=2} \cup \dots pu_v^{ua=8}\} \rightarrow PU_q, \quad (5.4)$$

де  $PU_q$  – множина-універсум параметрів оцінки якості макетів, використовуваних на підприємствах України, при  $q = \overline{1, c}$ . Досліджено реалізованість параметрів множини  $PU_{q1}^*$  в рамках множини параметрів  $LD_{b1}^*$ , виділених на етапі 1.

Результатом є визначення тих параметрів якості макета ( $K_j$ ), які доцільно використовувати для оцінки якості розроблюваного макета замовлення і видалення з розгляду тих, які в даному процесі не повинні брати участі. В області перетину множин (рис. 5.2) знаходяться параметри, необхідні для виконання оцінки якості розроблюваного макета замовлення.

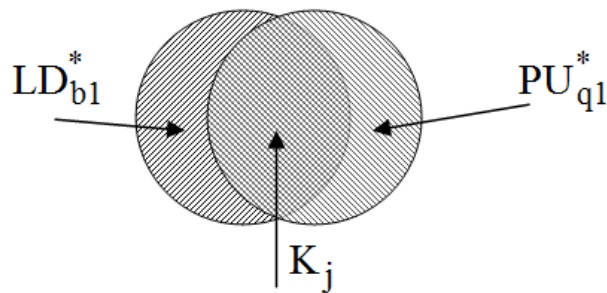


Рисунок 5.2 – Визначення множини параметрів оцінки макета замовлення

Що стосується послідовності виконання оцінки макета замовлення, варто зазначити, що вона буде залежати від рівня пріоритету ( $R_a$ ) параметрів, визначенню якого і присвячений 3 етап даного дослідження.

**Етап 3.** Для визначення рівня пріоритету параметрів, який впливає на послідовність проведення оцінки макета, побудовано орієнтований граф (рис. 5.3), на основі якого оцінюється взаємовплив і досяжність одного параметра оцінки макета щодо іншого в усій сукупності  $K_j$ . Результатом даного етапу є розробка



ієрархії рівнів пріоритету  $R_a$  параметрів оцінки макета  $W_d$ . Параметри  $K_j$  є множиною вершин орієнтованого графа (рис. 5.3).

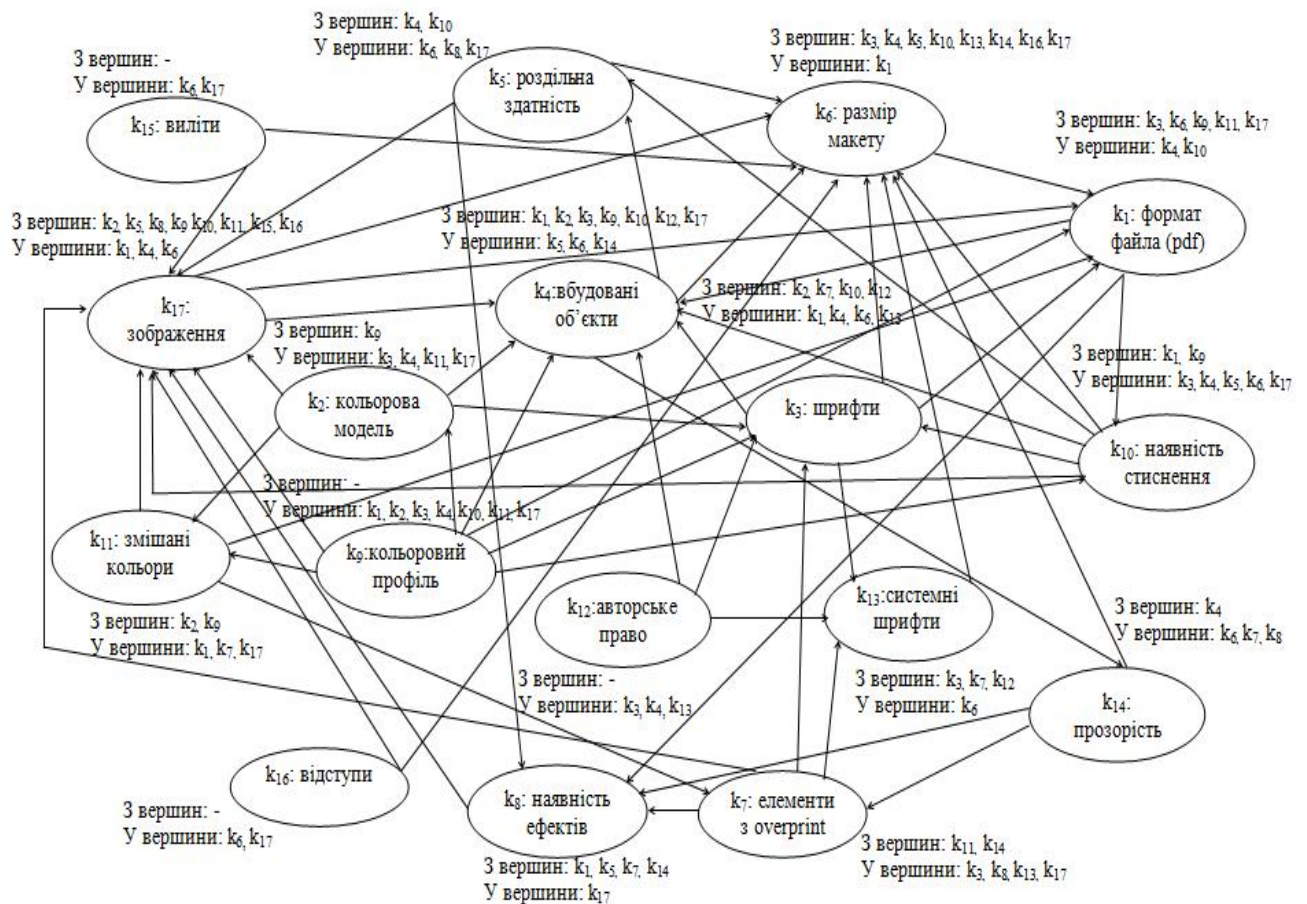


Рисунок 5.3 – Орієнтований граф взаємовпливу параметрів оцінки якості макета замовлення

Даний граф є когнітивною моделлю якості цифрового оригіналу і служить основою для побудови бінарної матриці досяжності розміром  $17 \times 17$ , при  $i = j = \overline{1, m}$ , наведеною в таблиці 5.1.

Таблиця 5.1 – Матриця досяжності параметрів оцінки макета замовлення

	k <sub>1</sub>	k <sub>2</sub>	k <sub>3</sub>	k <sub>4</sub>	k <sub>5</sub>	k <sub>6</sub>	k <sub>7</sub>	k <sub>8</sub>	k <sub>9</sub>	k <sub>10</sub>	k <sub>11</sub>	k <sub>12</sub>	k <sub>13</sub>	k <sub>14</sub>	k <sub>15</sub>	k <sub>16</sub>	k <sub>17</sub>
k <sub>1</sub>	1		1	1	1	1		1					1				1
k <sub>2</sub>	1	1	1	1	1	1	1	1		1			1	1			1
k <sub>3</sub>	1		1	1	1	1	1	1		1			1				1
k <sub>4</sub>	1		1	1	1	1	1	1					1	1			1
k <sub>5</sub>	1		1	1	1	1	1	1		1			1	1			1
k <sub>6</sub>	1		1	1	1	1	1	1		1			1	1			1
k <sub>7</sub>	1		1	1	1	1	1	1		1			1	1			1
k <sub>8</sub>	1		1	1	1	1		1		1			1	1			1
k <sub>9</sub>	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1		1	1			1
k <sub>10</sub>	1		1	1	1	1	1	1		1			1	1			1
k <sub>11</sub>	1		1	1	1	1	1	1		1	1		1	1			1
k <sub>12</sub>	1		1	1	1	1	1	1		1		1	1	1			1
k <sub>13</sub>	1		1	1	1	1		1		1			1	1			1
k <sub>14</sub>	1		1	1	1	1	1	1		1			1	1			1
k <sub>15</sub>	1		1	1	1	1	1	1		1			1	1	1		1
k <sub>16</sub>	1		1	1	1	1	1	1		1			1	1		1	1
k <sub>17</sub>	1		1	1	1	1	1	1		1			1	1			1

У ході ітераційного аналізу матриці досяжності визначено рівні пріоритету  $R_a$  параметрів. Результат у вигляді ієрархії параметрів оцінки якості макета, розподілених відповідно їх рівням пріоритету, виглядає так:

$$R_a = \left\{ \begin{array}{l} R_{a=5} \{k_1, k_3, k_4, k_8\} \\ R_{a=4} \{k_7, k_{10}, k_{14}\} \\ R_{a=3} \{k_5, k_6, k_{13}, k_{17}\} \\ R_{a=2} \{k_2, k_{11}\} \\ R_{a=1} \{k_9, k_{12}, k_{15}, k_{16}\} \end{array} \right. \quad (5.5)$$

**Етап 4.** Прийняття рішення про відповідність макета замовлення вимогам здійснюється на основі впорядкованої за пріоритетністю дій (вираз 5.5)

сукупністю параметрів  $K_j$ . Рішення базується на аналізі реалізованості параметрів  $K_j$  на всіх рівнях  $R_a$ :

$$[\forall R_{a=1,g}(\exists PZ(K_{j=1,m}) = 0) \mapsto \neg PZ(K_j)] \rightarrow ST, \quad (5.6)$$

$$[\forall R_{a=1,g}(\forall (\exists PZ(K_{j=1,m}) = 1)) \rightarrow W_d\{w_1, \dots, w_q\}, \quad (5.7)$$

$$\text{при } PZ(K_j) = \begin{cases} 1, \text{ якщо в макеті параметр реалізовано} \\ 0, \text{ якщо в макеті параметр не реалізовано} \end{cases}$$

де  $PZ(K_j)$  – ознака відповідності макета замовлення вимогам, значення якого формується на основі оцінки реалізованості  $K_j$ ;

$W_d^*\{w_1^*, \dots, w_q^*\}$  – множина макетів, в яких всі параметри реалізовані. Такі макети включаються в пакет макетів, готових до передачі у виробництво.

У результаті визначається наявність на кожному з рівнів пріоритету  $R_a$  нереалізованих параметрів (на основі аналізу значення ознаки  $PZ(K_j)$ ). Якщо такі параметри виявлені, це означає, що макет виконаний з помилками і необхідне залучення фахівця для їх усунення. При цьому, замовнику потрібно доплатити суму розміром  $ST$  до вартості замовлення, як «штраф» (з позиції замовника) за неякісно виконаний макет, з недоотриманням вимог, або як доплата за виправлення фахівцем помилок в макеті.

**Етап 5.** Для обчислення розміру штрафу  $ST$  пропонується визначити вагові коефіцієнти параметрів на кожному рівні ієрархії ( $R_a$ ). Для розрахунку вагових коефіцієнтів параметрів  $\mu_j^u(K_j)$  для кожного рівня ієрархії виконується побудова матриць виду (5.8), при  $i = j = \overline{1, m}$ :

$$\|k_{ij}\|^{R_a} = \begin{pmatrix} & k_1 & k_2 & \dots & k_m \\ k_1 & 1 & k_1/k_2 & \dots & k_1/k_m \\ k_2 & k_2/k_1 & 1 & \dots & k_2/k_m \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ k_m & k_m/k_1 & k_m/k_2 & \dots & 1 \end{pmatrix} \quad (5.8)$$

Вагові коефіцієнти для кожного рівня  $R_a$  розраховуються на основі:

$$[\mu_j^u(K_j)]^{R_a} = \left[ \frac{k_j}{\sum_{j=1}^m k_j} \right]^{R_a} \quad (5.9)$$

де  $[\mu_j^u(K_j)]^{R_a}$  – вагові коефіцієнти  $j$ -х параметрів в межах  $u$ -го діапазону (при  $u \in \overline{0,1}$ ), розраховані для рівнів пріоритету  $R_a$ .

Далі, на основі результатів обчислень за виразом (5.6), визначаються ті параметри, яким не задовольняє розроблений макет. Для них виконується розрахунок зваженого балу ( $VB_j$ ), як добутку вагового коефіцієнта на рівень пріоритету параметра:

$$VB_j(K_j) = \mu_j^u(K_j) * R_a(K_j) \quad (5.10)$$

$\exists PZ(K_{j-1,m})=0$

Отримане значення являє собою стан внутрішнього середовища досліджуваної якості розробленого макета. Значення функції штрафу (доплати до замовлення), буде розраховано за наступною формулою:

$$ST = \sum_{j=1}^m VB_j * \varphi \rightarrow \max_{\forall W_d^* \{w_1^*, \dots, w_q^*\}} \quad (5.11)$$

де  $\varphi$  – коефіцієнт складності виробу в макеті.

## 5.2 Формування переліку процедур, необхідних для покращення зображень протягом додрукарської підготовки

У ході редакційного етапу додрукарської підготовки (рис. 5.1) здійснюється множина процедур, необхідних для покращення фрагментів видання. Ці процедури можуть бути однокроковими або багатокроковими. У разі багатокрокової процедури можна говорити про формування сценарію процедури. З множини сценаріїв процедур формується множина сценаріїв додрукарської підготовки.

Основні процедури виконуються в поширеному графічному пакеті Photoshop, і включають кілька кроків [4]:

а) зміна контрасту зображення. Цей евристичний алгоритм підвищує насиченість кольору:

- перетворити зображення в LAB;
- вибрати команду Layer>New Adjustment Layer>Curves. За умовчанням в діалоговому вікні Curves відображається крива каналу L (рис. 5.4);

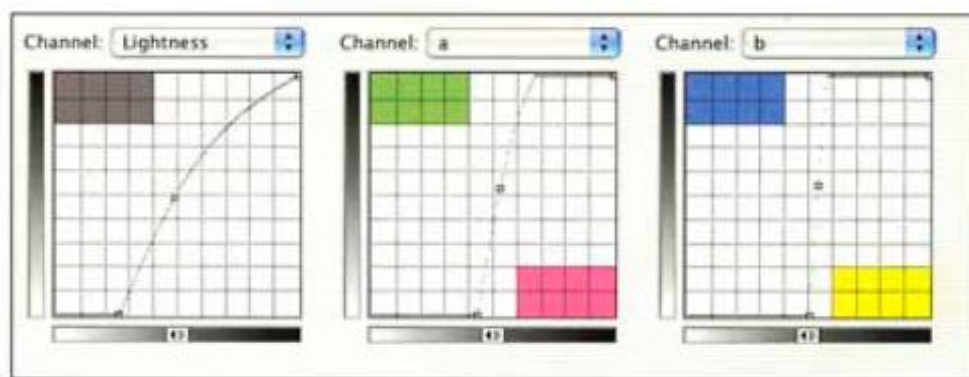


Рисунок 5.4 – Форми кривих каналів L, A, B

– знайти в зображенні область, колір якої необхідно змінити. Клацнути на цій області при натиснутій клавіші Ctrl. На відповідній ділянці кривої з'являється контрольна точка;

– пересунути крайню ліву точку кривої L праворуч на половину відстані до встановленої контрольної точки;

- перейти до кривої А і також клацанням з утриманням Ctrl встановити на ній контрольну точку (поворотну точку);
- перемістити нижню ліву точку кривої А праворуч так, щоб верхня права частина кривої перетворилася на горизонтальну лінію (рис. 5.4);
- перейти у канал В и виконати ті самі дії, що і в каналі А.
- понизити непрозорість верхнього шару.

б) зміна контрастності зображення. Для цього використовується інструмент *Lightness*. Чим крутіше крива, тим сильніше контраст. Потрібно зробити крутіше ту частину кривої *L*, на яку припадають необхідні елементи зображення. Для цього:

- переключитися на криву *Lightness*;
- перемістити курсор назад на зображення, натиснути кнопку миші і утримувати її. Поки кнопка залишається натиснутою, на кривій висвічується кружок, відповідний точці зображення, в якій в даний момент знаходиться курсор. Продовжуючи утримувати кнопку миші, посувати курсором і помітити ділянку кривої, де переміщається кружок. Саме цю ділянку кривої потрібно зробити крутіше – підняти центр кривої;
- застосувати криву, клацнувши ОК;
- залишити на екрані тільки канал *L*, виділивши його в палітрі каналів;
- потім виконати команду *Filter: Sharpen>Unsharp Mask*, із призначенням відповідних значень параметрам *Amount*, *Radius*, *Threshold*.

в) підвищення різкості. У багатьох випадках канал *L* допускає для підвищення різкості застосування фільтра *Unsharp Mask* з дуже великим значенням *Radius* і малим значенням *Amount*. Якщо нормальна величина *Radius* становить 1.0, то тут вона може варіюватися від 7 до 20 пікселів. А величина *Amount* не повинна перевищувати 100%, тоді як зазвичай вона буває набагато більше.

г) збільшення яскравості. Накласти версію зображення саму на себе, використовуючи один з режимів накладення, непрозорість 100%. Накладення

одного зображення на інше виконується по каналах – канал L змішується з L, канал A – з A, а B – з B.

Overlay є одним з шести режимів накладення каналів, в яких 50-відсотковий сірий не робить ніякого впливу на нижнє зображення, світлі області стають світлішими, а темні – темнішими. Всі режими функціонують по-різному. Одні захищають області з екстремальними колірними значеннями від зникнення, інші, навпаки, їх прибирають; ефект одних виражений яскравіше, інших – слабше.

Hard Light і Overlay дають ідентичні результати при змішуванні каналу A або B з самим собою, але не з каналом L, Hard Light витягує додаткові деталі в світлі і тінях.

Soft Light дає більш слабкий ефект у порівнянні з Overlay. Він трохи більше схильний до затемнення, ніж до освітлення. При накладенні каналів A або B на самих себе слабкі кольори виділяються сильніше, ніж яскраві. Теплі кольори стають інтенсивнішими, а на холодних робиться додатковий акцент. У деяких ситуаціях це може виявитися дуже корисним.

Можна виділити наступні групи задач, що підлягають автоматизації [5]:

- сюжет (робота з портретом, виділення об'єкта із фона);
- детальність (підвищення різкості);
- розміри об'єктів (масштабування);
- колорит (підвищення насиченості, зниження насиченості);
- шуми й завади (усунення шумів, зниження шумів, видалення сильних ушкоджень);
- різкість (підвищення різкості, зниження різкості);
- контрастність (підвищення контрастності, зниження контрастності);
- світлота (ранжирування за світлотою, додавання середніх тонів, повітління зображення, затемнення зображення);
- колірна насиченість (повітління зображення, затемнення зображення, підвищення насиченості кольору, зниження насиченості кольору);
- наявність однорідно пофарбованих областей (виділення об'єкта із фона);
- наявність муару (видалення муару, зменшення муару);

– наявність великих дефектів (видалення сильних ушкоджень).

Для автоматизації виконання даних задач і пакетної обробки зображень був використаний графічний редактор Adobe Photoshop, у якому можливе виконання однотипних операцій за принципом макросу або action – дій, а також програми Matlab і Adobeextendscript Toolkit. Послідовність розробки автоматизованих процедур наступна: 1) аналіз дефекту й розподіл по групах; 2) розробка алгоритму; 3) створення макросу; 4) тестування макросу; 5) додавання пакетної обробки; 6) доробка програмного коду.

Отримані макроси можуть бути підключені в Adobe Photoshop і використовуватися для атоматизованої обробки зображень. При цьому час обробки скорочується більш ніж в 15 раз у порівнянні з ручними способами редагування зображень (табл. 5.2) [4, 5]. Це дуже важливо, тому що економія сил і часу на однотипну обробку дозволить у цілому збільшити кількість виконаних операцій за робочий день.

Таблиця 5.2 – Результати ручної й автоматичної обробки зображень

Дефект, що виправляється	Ручна обробка, хв.	Автоматична обробка, хв.	Порівняння
Колірні дефекти	10:46	00:30	21,5
Артефакти компресії	10:30	00:31	20,3
Різкість	6:12	00:35	10,6
Контрастність	8:12	00:47	10,5
Яскравість	5:38	00:24	14,1
Розмір, роздільна здатність	4:49	00:20	14,5
Середнє значення за всіма процедурами			15,3

Пакетну обробку можна реалізувати двома способами: через сценарії й за допомогою дроплетів.



Для використання сценаріїв на даному етапі необхідно вибрати відповідні параметри, такі, як набір зображень для обробки, місце збереження результатів, тип файлів, що зберігаються (можна вибрати кілька форматів) і екшн, за допомогою якого буде оброблятися пакет, потім запустити сценарій, і почнеться автоматична обробка.

У другому випадку необхідно створити дроплет. Дроплет («Droplet») – це невеликий додаток, який автоматично обробляє всі зображення, що перетаскуються на нього. Після створення і завдання йому потрібних параметрів (місце збереження файлу дроплета, набір і конкретний екшн, місце збереження обробленого зображення), у зазначеному місці з'явиться іконка дроплета. Її можна розмістити в зручному для користувача місці, наприклад у папці з оброблюваними зображеннями, або на робочому столі, і легко проводити обробку потрібних зображень, просто перетягнувши їх на цю іконку.

### 5.3 Формування описів лінгвістичних змінних, що використовуються для оцінки якості зображень

Однією з важливих проблем, що постають при роботі з цифровими системами, є розробка уніфікованих методів оцінки зображення. До нинішнього моменту розроблено багато кількісних оцінок якості зображення [6–8]. Однак введені критерії не є досить досконалими: більшість спроб знайти прийнятні оцінки якості зображення відноситься тільки до окремих випадків (коли є еталонне і спотворене зображення, коли вони спостерігаються тільки на екранах моніторів тощо). У кожному разі, створення більш досконалих оцінок якості зображень має бути пов'язане з більш повним урахуванням властивостей зорового сприйняття людини [9], які відносяться до складно формалізованих. Для вирішення завдання аналізу і класифікації цифрових оригіналів, з якими працюють дизайнери, виділені основні атрибути зображень, важливі при

репродукування. Опис подібних явищ зручно виконувати за допомогою лінгвістичних змінних, для яких необхідно скласти терм-множини [10].

Лінгвістична змінна характеризується набором  $(X, T(X), U, G, M)$ , в якому  $X$  – назва змінної,  $T(X)$  – терм-множина або множина назв лінгвістичних значень змінної  $X$ . Кожна терм-множина – це нечітка змінна  $x$  із значеннями з універсальної множини  $U$  з базовою змінною  $u$ .  $G$  – синтаксичне правило, яке може бути задано у формі граматики без контексту, що породжує терми множини  $T(X)$ ;  $M$  – семантичне правило, яке кожному лінгвістичному значенню  $t$  ставить у відповідність його сенс  $M(t)$ , причому  $M(t)$  позначає нечітку підмножину множини  $U$ .

Зв'язок між нечіткою змінною  $x$  і базовою змінною  $u$  здійснюється за допомогою функції приналежності  $\mu$ , значення якої лежать в інтервалі  $[1,0]$   $\mu: X \rightarrow [1,0]$ . Визначивши множину термів  $T(X)$ , множину значень  $U$  базової змінної  $u$  і функцію приналежності  $\mu(x)$ , можна отримати повний опис лінгвістичної змінної.

В рамках розробки системи автоматизованої обробки зображень при додрукарській підготовці видань були складені описи лінгвістичних змінних, які входять до множини-універсуму  $PU_q$  параметрів оцінки якості оригіналів.

Основними лінгвістичними змінними є: «Розмір зображення», «Роздільна здатність зображення», «Контрастність», «Загальна світлота зображення», «Рівень шуму на зображенні», «Розмитість зображення», «Детальність». Відповідними базовими змінними є: «Розмір», «Роздільна здатність», «Двовимірний градієнт», «Математичне очікування», «Дисперсія для чорно-білого зображення», «Ступінь розмиття», «Усереднена ентропія».

Формування вихідної інформації для побудови функцій приналежності виконується методом групового опитування експертів. Побудовані функції приналежності, що кількісно характеризують лінгвістичні змінні, дозволяють формалізувати нечітку базу знань для прийняття рішень щодо класифікації спотворень цифрових оригіналів.

Терм-множина змінної «Рівень шуму на зображенні» = ⟨«Дуже шумне зображення», «Середньо шумне зображення», «Слабо шумне зображення»⟩. Базовою змінною для оцінки рівня шуму обрана дисперсія, розрахунок якої виконаний за формулою:

$$\sigma = \sqrt{\frac{\pi}{2}} \cdot \frac{1}{6(W-2)(H-2)} \sum_{imagei} |I(x, y) \cdot N|, \quad (5.12)$$

де  $W, H$  – ширина і висота зображення,  $N = \begin{bmatrix} 1 & -2 & 1 \\ -2 & 4 & -2 \\ 1 & -2 & 1 \end{bmatrix}$  – оператор

Лапласа.

Терм-множина змінної «Розмитість зображення» = ⟨«Дуже розмите зображення», «Середньо розмите зображення», «Слабо розмите зображення»⟩. Базовою змінною є різниця між сусідніми пікселями до і після низькочастотної фільтрації зображення [11].

Терм-множина змінної «Загальна світлота зображення» = ⟨«Дуже темне зображення», «Темне зображення», «Середнє по світлоті», «Світле зображення», «Дуже світле зображення»⟩. Базовою змінною є математичне очікування рівня сигналу:

$$M = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i), \quad (5.13)$$

де  $y_i$  – значення сигналу  $i$ -го пікселя зображення.

За результатами проведеної серії експертних оцінок отримані графіки функцій приналежності для даних змінних. Декілька з них наведені на рис. 5.5 – 5.7 [12, 13]:

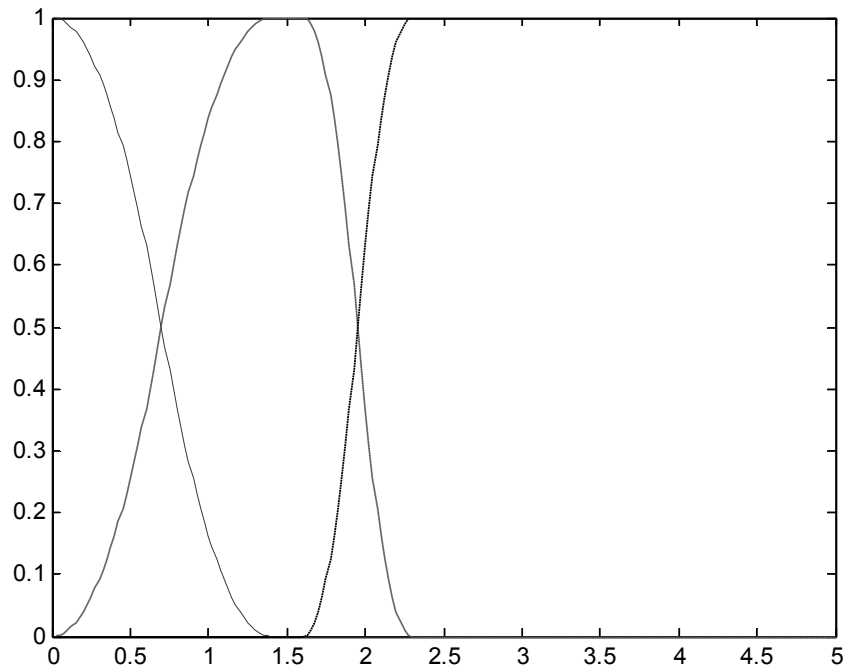


Рисунок 5.5 – Графіки функцій приналежності лінгвістичної змінної  
«Рівень шуму на зображенні»

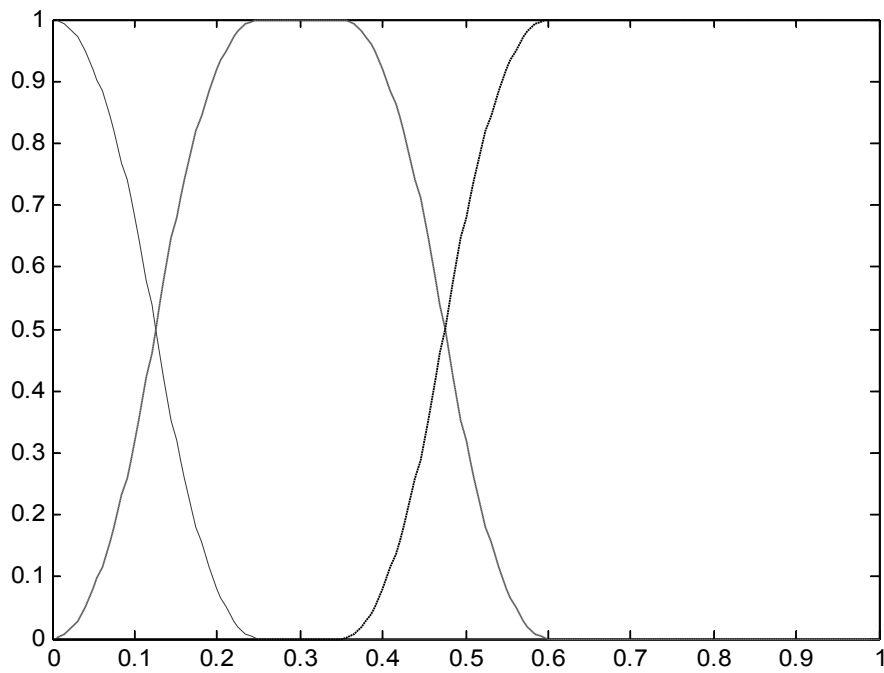


Рисунок 5.6 – Графіки функцій приналежності лінгвістичної змінної  
«Розмитість зображення»

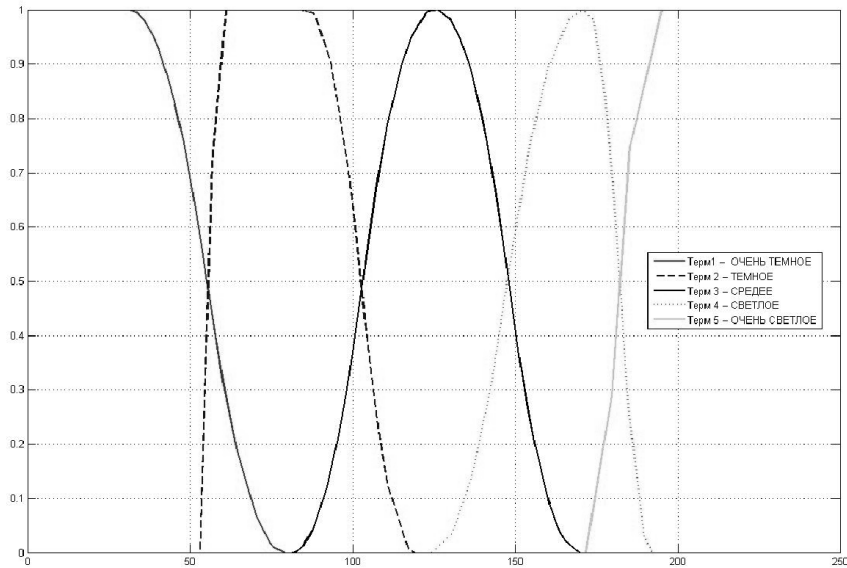


Рисунок 5.7 – Графіки функцій приналежності лінгвістичної змінної «Загальна світлота зображення»

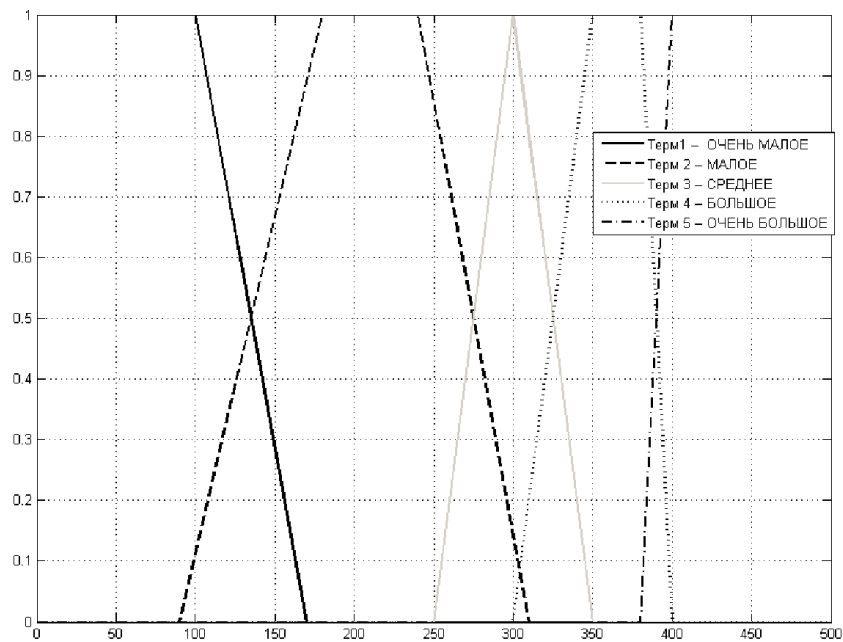


Рисунок 5.8 – Графіки функцій приналежності лінгвістичної змінної «Роздільна здатність зображення»

Такий підхід дозволяє формалізувати нечітку інформацію для прийняття рішень в задачах класифікації спотворень цифрових оригіналів. Отримані результати використовуються під час розробки автоматизованих процедур поліпшення якості зображень.

#### 5.4 Формування наборів правил для прийняття альтернативних рішень у ході обробки зображень

Візуальне покращення зображень, компенсація спотворень і призначення налаштувань управління кольором – складна задача. Її рішення носить суб'єктивний характер, оскільки результат залежить від типу продукції, вимог замовника, художнього задуму і досвіду дизайнера. В рамках автоматизованої системи додрукарської підготовки зображень пропонується використовувати кінцевий набір альтернативних варіантів виконання згаданих операцій. Цей набір складається, у свою чергу, з трьох підмножин:

- підмножина варіантів виконання покращення зображення і компенсації перешкод;
- підмножина варіантів налаштувань з управління кольором;
- підмножина варіантів налаштувань друкарського обладнання.

Перелічені операції можуть бути виконані на різних підприємствах. Набір обладнання на кожному підприємстві, сукупність можливих налаштувань його роботи становлять безліч варіантів виконання однієї й тієї ж номінальної послідовності дій. Отже, можливі комбінації цих варіантів приводять до одержання різних результатів. Завдання оптимального вибору обладнання можна легко розв'язати за допомогою методів лінійного програмування, які реалізовані в готових програмних пакетах Asystem, Printeffect, Print-Expert тощо.

Останні дві підмножини мають набагато меншу потужність у порівнянні з першою підмножиною, і саме її опис становить найбільшу складність при автоматизації обробки зображень у додрукарській підготовці. Щоб формалізувати цей опис, пропонується використовувати сценарії обробки, які дозволяють безперервний простір станів зображення в ході обробки перетворити в дискретний. Кожен сценарій містить інформацію про вихідний стан і типі зображення, і фіксований набір процедур графічного пакета щодо покращення зображення. Також в сценарії описані певні налаштування цих процедур (рис. 5.9).

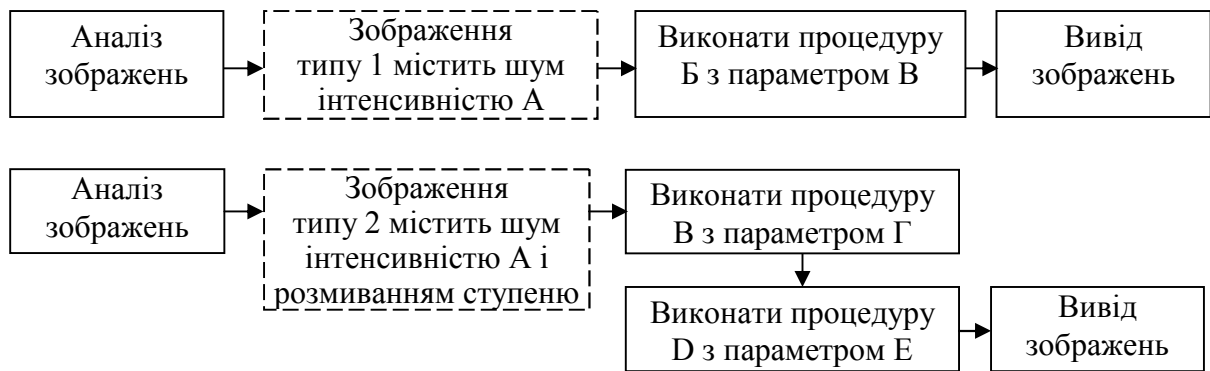


Рисунок 5.9 – Загальний вигляд сценаріїв процедур покращення якості зображень

Цей опис відповідає опису за допомогою правил, що дозволяє застосовувати механізми нечіткого виводу для прийняття рішень [14].

На основі аналізу можливих варіантів основних процедур покращення розроблені їх сценарії для трьох основних типів редагованих зображень: з дрібними деталями, з плавними тоновими переходами і комбінованих. Приклади подібних сценаріїв для процедур компенсації шумів і підвищення різкості наведено на рис. 5.10.

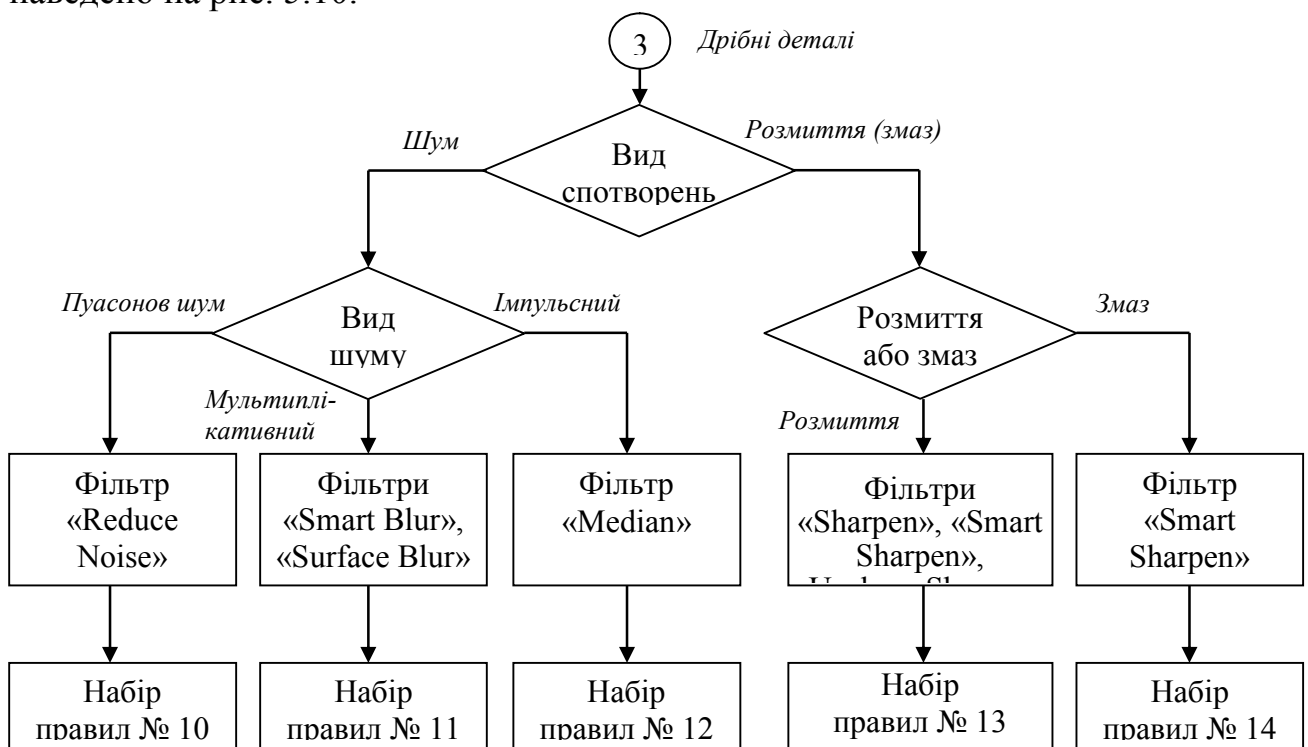


Рисунок 5.10 – Схема послідовності дій по обробці зображень з дрібними деталями

Зокрема, для зображень з плавними переходами можна сформуванати чотири варіанти обробки, для зображень з дрібними деталями і комбінованих – по п'ять варіантів для кожного типу. Для цих варіантів процедури обробки зашумлених і розмитих зображень побудовані набори нечітких правил у вигляді: If умова A1, and умова A2, and ..., then дія B.

Приклади наборів правил представлені в табл. 5.3–5.4 відповідно до нумерації, показаної на рис. 5.10.

Таблиця 5.3 – Набір правил № 12

		Antecedent		Consequent	
Якщо	Імпульсний шум типу «Соль та Перець».	Дисперсія від 0.01 до 0.06 включно.	То	Вжити фільтр «Median»	Розмір вікна 1px для кожного з каналів
Якщо	Імпульсний шум типу «Соль та Перець».	Дисперсія рівна або більша 0.07.	То	Покращення не ефективне.	

Таблиця 5.4 – Набір правил № 13

		Antecedent		Consequent	
Якщо	Розмивання	Діаметр дорівнює 3px.	То	Вжити фільтр «Sharpen».	
				АБО	
		Вжити фільтр «Unsharp Mask».		Для каналу L – параметр Amount = 40 Radius = 3.0 Threshold = 30	
		Вжити фільтр «Smart Sharpen».		Для каналу L – Amount = 60% Radius = 1.5px Для каналу a – Amount = 60% Radius = 1px Для каналу b – Amount = 60% Radius = 1px	
		Діаметр дорівнює 5px.		Вжити фільтр «Smart Sharpen».	Для каналу L – Amount = 150% Radius = 3px
Якщо	Розмивання	Діаметр дорівнює 7px.	То	Покращення не ефективне.	



## 5.5 Розробка структури автоматизованої системи обробки зображень в додрукарській підготовці видань

Відповідно до інформаційної моделі редакційного етапу додрукарської підготовки видань (рис. 5.1), обробка зображень, що підлягає включенню до оригінал-макету видання, виконується в ході технологічної операції верстання (рис. 5.11).

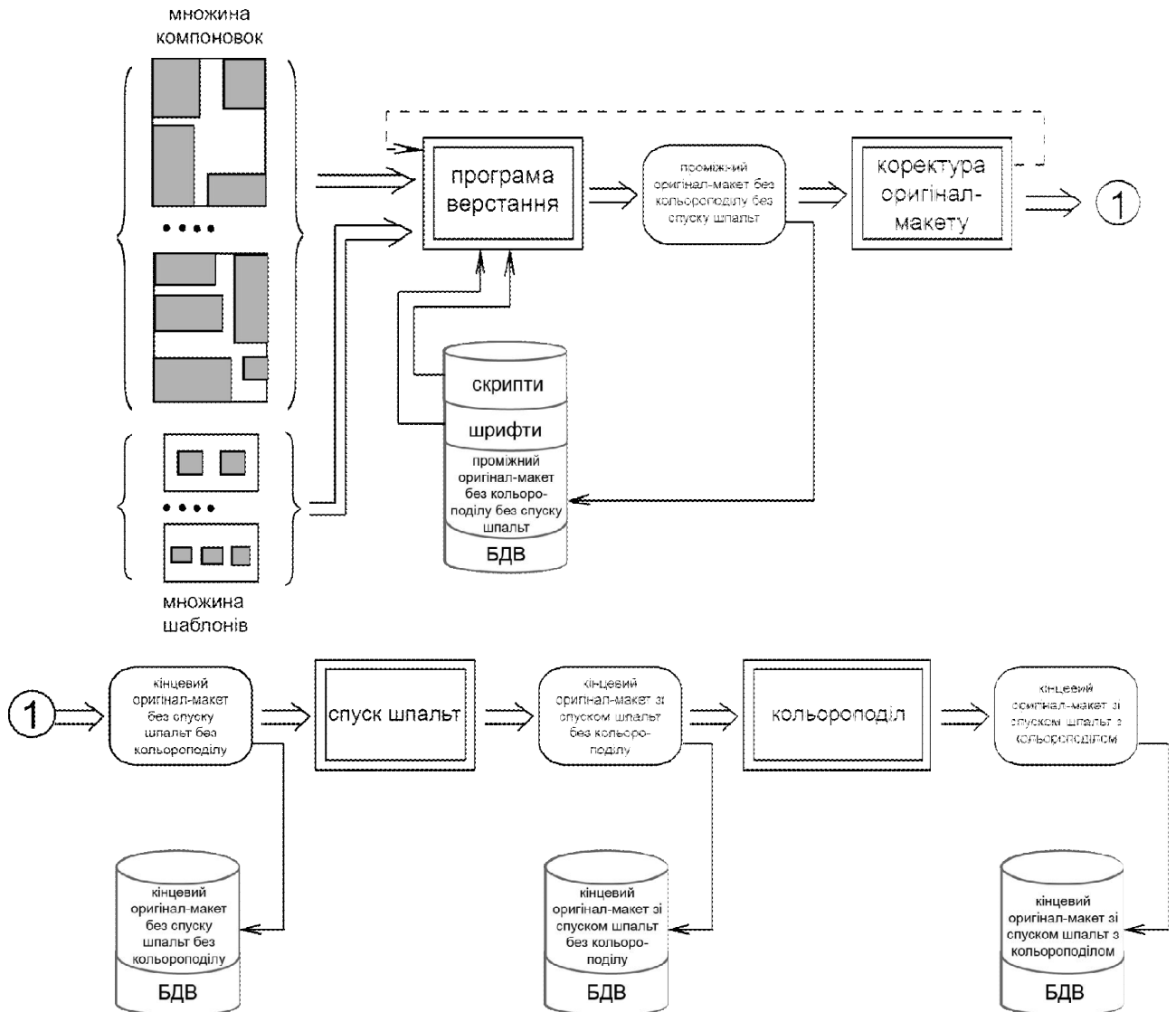


Рисунок 5.11 – Верстання видання

Обробка включає безліч процедур з корекції геометричних властивостей зображення  $\{\lambda_2^{(\varphi)}\}$  та редакційно-видавничих властивостей  $\{\lambda_3^{(\varphi)}\}$ . Метою корекції є

досягнення допустимих значень параметрів якості макета  $K_j$ , після чого виконується оцінка якості відповідно до процедури, описаної в п. 5.2. У результаті утворюється множина відредагованих фрагментів видання (рис. 5.12), які підлягають компоунанню відповідно до геометричних параметрів фрагментів.

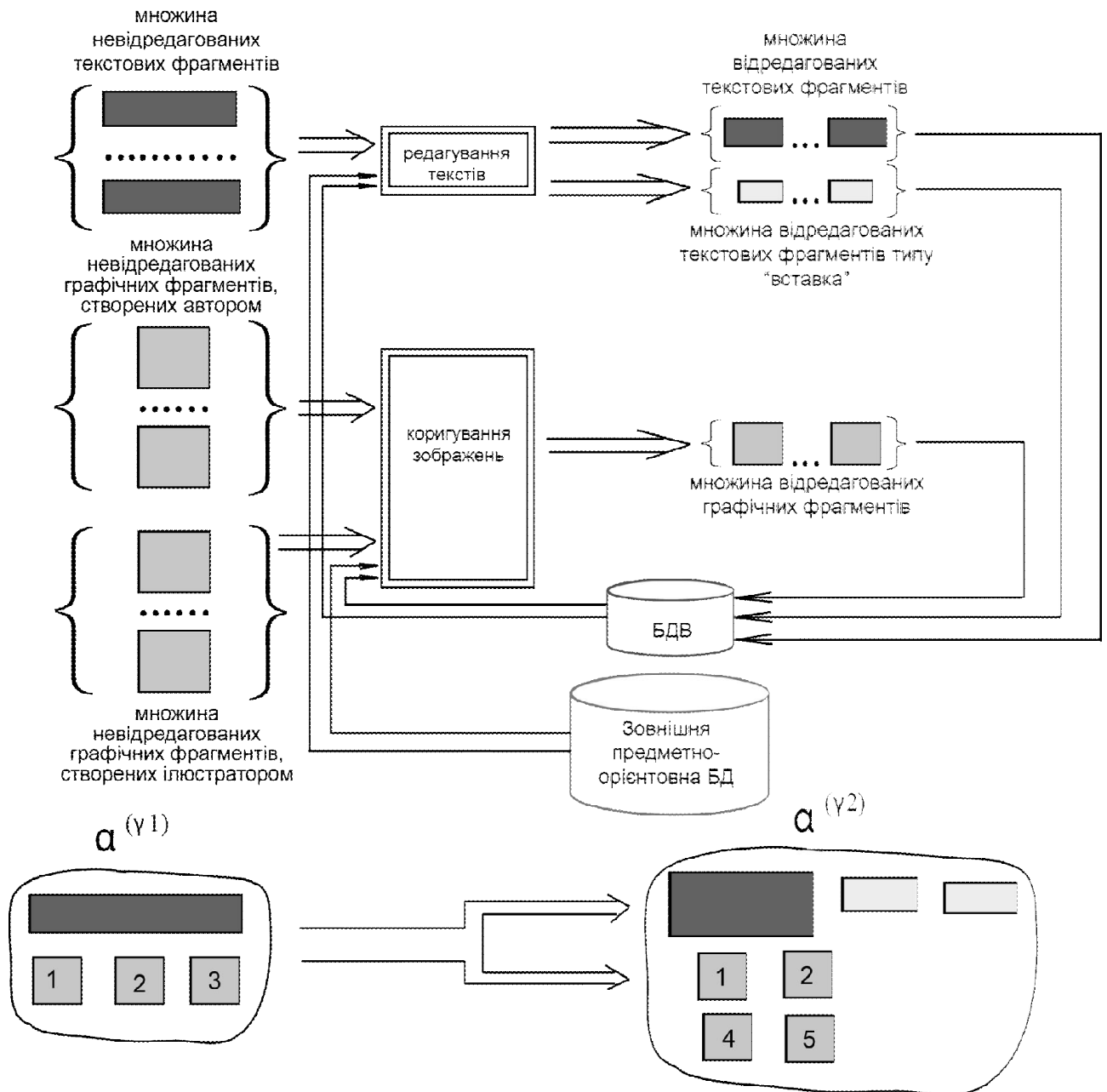


Рисунок 5.12 – Редагування текстових фрагментів і обробка графічних фрагментів статей.

Всі ці дії можна виконати без участі оператора, використовуючи автоматизовану систему обробки, структура її показана на рис. 5.13.

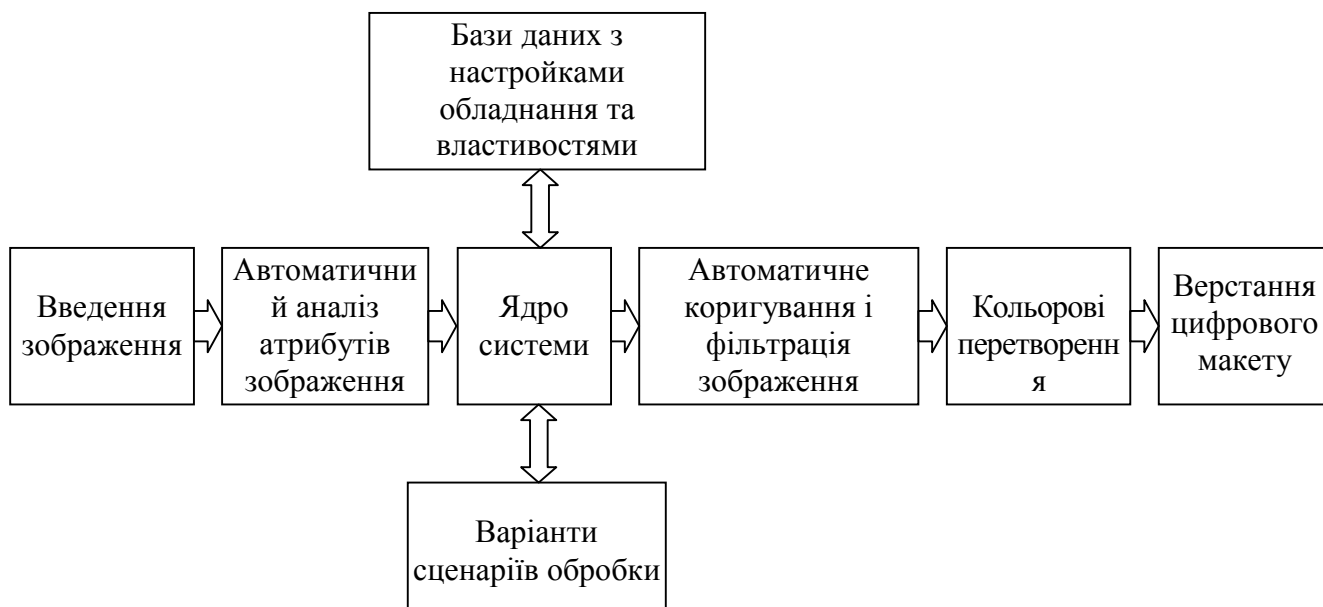


Рисунок 5.13 – Структура автоматизованої системи обробки зображень під час додрукарської підготовки видань

Обробка зображень при підготовці друкованої продукції включає кілька основних операцій:

- введення оригіналу, його подальша дискретизація і кодування;
- автоматизований аналіз властивостей зображення з метою вибору відповідного сценарію обробки;
- візуальне покращення якості, компенсація дефектів і завад;
- верстання цифрового макету;
- вибір пристрою друку і матеріалів, призначення відповідних профілів для перерахунку кольорних даних;
- збереження зображення у форматі, необхідному для фотовивідного пристрою;
- растрування зображень за допомогою спеціалізованих програмно-апаратних комплексів;
- отримання фотоформ на фотовивідних пристроях та/ або отримання друкованих форм.

На цьому закінчується додрукарська стадія обробки, після якої виконується безпосередньо друк на машинах з отриманих друкованих форм. Всі перераховані операції можуть бути виконані на різних підприємствах, територіально віддалених.

Багато підприємств поліграфічної галузі використовують у своїй роботі автоматизовані системи управління. Дані системи дозволяють підвищити ефективність роботи окремих служб і підприємства в цілому. Як правило, функціональні можливості автоматизованих систем управління поліграфічними підприємствами (АСУПП) відповідають запитам кожної конкретної організації. При цьому більшість існуючих систем забезпечують роботу з клієнтами в традиційному режимі. Тобто, така взаємодія відбувається при безпосередньому контакті на підприємстві. У нинішніх умовах діяльність поліграфічних підприємств з випуску друкованої продукції зазнала серйозних змін, які торкнулися структури, масштабів, функцій підприємств і способів організації їх діяльності. До таких змін можна віднести зниження кількості великих видавництв і підприємств, виникнення середніх і малих підприємств, що реалізують неповний цикл випуску продукції або окремі стадії цього циклу, лавиноподібне зростання чисельності джерел текстової та графічної інформації для видань. Завдання ускладнюється територіальною, часовою та структурною роздробленістю виробництв, коли різні операції техпроцесу виконуються на різних підприємствах або виконавцями, досить віддаленими один від одного. Частково подібну складну проблему вдається вирішувати в ході організації взаємодії окремих структурних складових за допомогою інформаційних мереж. У цьому процесі вже задіяні такі компоненти, як програмні засоби для обробки тексту і зображень, для верстання та перерахунку колірних даних, пристрої введення, виведення і відображення графічної і текстової інформації, програмні і апаратні засоби для функціонування мережі та інтерфейсів. Очевидно, що взаємодія всіх цих складових має бути реалізована в рамках певної системи, яка в умовах зростаючих обсягів переданої і оброблюваної інформації, повинна бути автоматизованою або мати можливість для цього.

Не всі АСУПП мають підсистеми, що дозволяють забезпечити режим віддаленої взаємодії. У зв'язку з цим, виникає необхідність у вдосконаленні існуючої на поліграфічному підприємстві АСУПП шляхом введення в її архітектуру підсистеми віддаленої взаємодії (ПУВ), що забезпечує реалізацію завдань віддаленої взаємодії з клієнтами за допомогою підтримки віддаленого режиму замовлень і роботи з макетами замовлень, що має високий рівень безпеки даних і порівняно невисоку вартість процесу її розробки. Для цього розроблено рефлексивну імітаційну модель процесу динамічного формування пакету замовлень, яка дозволяє підприємству згенерувати вміст пакету замовлень і пропозицій з урахуванням пріоритету замовлення та результативності взаємодії з клієнтом у минулому, здійснивши на нього цілеспрямований вплив для активізації процесу взаємодії. Запропоновано модель процесу вибору системи управління вмістом для розробки ВСУПП, яка дозволяє у відповідності з певною послідовністю кроків моделювання виконати аргументований вибір платформи для розробки ВСУПП, виключивши з аналізу в процесі прийняття рішення найменш значущі групи і низько пріоритетні критерії. Для забезпечення високого рівня безпеки інформації в системі була розроблена модель вибору факторів підвищення безпеки ВСУПП, яка на основі дворівневої процедури аналізу факторів безпеки дозволяє визначити фактори, які є найбільш значущими для забезпечення високого рівня захищеності системи і можуть бути оперативно реалізовані (трудомісткість прикладної реалізації є мінімальною).

Під ПУВ пропонується розуміти підсистему, яка підтримує режим віддаленої роботи з клієнтами поліграфічного підприємства при вирішенні завдань додрукарської стадії виробництва (формування пакету замовлень, оцінка якості макета замовлення і контроль безпеки інформації), реалізується на основі системи управління вмістом (СУВ) і інтегрується в загальну структуру АСУПП, як її невід'ємна складова, з подальшим нарощуванням її функціональних можливостей. Структурна схема розширеної ПУВ на основі СУВ представлена на рис. 5.14 [15].

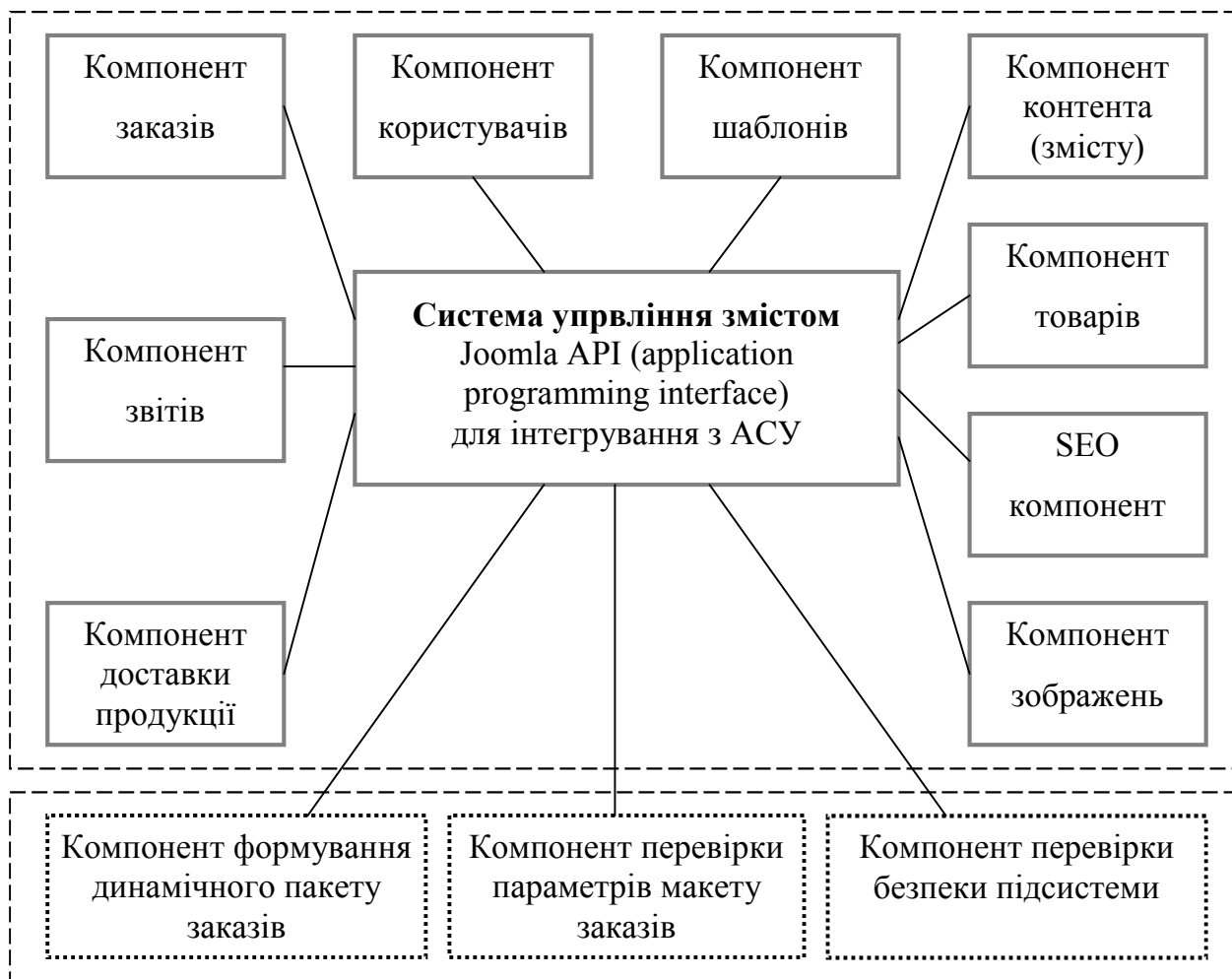


Рисунок 5.14 – Загальна схема розширеної ПУВ

Технологія, закладена в основу розробки системи, дозволяє інтегрувати веб-базовану систему управління поліграфічними підприємствами у загальну структуру автоматизованої системи управління поліграфічним підприємством як її складову, за рахунок API Joomla.

## Висновки

За результатами виконання НДР було запропоновано новий підхід до подання, аналізу та інтерпретації інформації, яка відображає змістовну сутність динамічних процесів індукованих різними формальними та змістовними критеріями подання даних на основі їх представлення у вигляді просторових образів.

Для виконання НДР було застосовано сукупність методів, теорій, ідей та гіпотез. Зокрема для врахування завдання із перетворення первинних даних про динамічні процеси в просторові образи було застосовано методи грануляції інформації та теорії мультиалгебраїчних систем. Для вирішення ряду задач з аналізу та інтерпретації зображень, які є відображенням первинних даних щодо розвитку динамічних процесів було застосовано методи теорії нормалізації, теорії груп, теорії ймовірності, функціонального аналізу та статистичної обробки даних. Водночас з цим при синтезі методів зіставлення структурних описів перетворених даних було застосовано апарат розпізнавання образів, кластеризації, теорії множин. Також виникла необхідність дослідження метричних властивостей частково упорядкованих фактор-множин – вкладених розбиттів для проведення інтерпретаційного аналізу перетворених даних. Разом з цим для дослідження динамічних процесів було застосовано фазовий простір, ентропійний підхід, фрактальну розмірність.

Отже, в результаті проведених досліджень було розроблено наступні моделі та методи: модель перетворення первинних даних щодо розвитку динамічних процесів у візуальні образи; модель стиснення структурних описів відеооб'єктів та методи побудови і зіставлення ієрархії описів з метою скорочення часу розпізнавання; метод проектування систем з регульованим характером динамічній поведінки, коректний опис яких дозволить вивчити поведінку різних динамічних процесів з точки зору їх стійкості задля спроможності вирішення проблеми хаотизації та структуризації інформаційних потоків; процедури класифікації зображень, їх властивостей та атрибутів з використанням

нейромережових та нейрон-нечітких моделей; методи формування інваріантних характерних ознак як локальних характеристик зображень для їх послідуючого структурно-ієрархічного аналізу; теоретичні основи побудови структурно-ієрархічних методів для розпізнавання відеооб'єктів на основі оцінки локально-просторової подібності їх структурних описів; модель локально-просторової подібності при розпізнаванні відеооб'єктів шляхом зіставлення їх структурних описів; ієрархічний метод розпізнавання відеооб'єктів в умовах складного фону; метод побудови і оцінки подібності описів відеооб'єктів для системи ознак стратифікованого подання; метод фільтрації елементів описів відеооб'єктів; загальну методологію побудови нормалізаторів у задача розпізнавання зображень; алгоритми аналізу та інтерпретації даних на основі вейвлет перетворені зображень.

Отримані в роботі моделі і методи багатокритеріального оцінювання поточної ситуації доведено до програмної реалізації у вигляді компонентів GRID - системи. Це дозволило забезпечити ефективний збір необхідної вхідної інформації для класифікації її експертами в різних умовах невизначеності і ризику, що дозволило за рахунок використання прецедентної мікроситуаційної бази квантів знань отримати раціональне управлінське рішення .

Вперше показано, що застосування апарату мультимножин підвищує надійність роботи структурного розпізнавання через більш точне оцінювання ступеню відповідності описів відео об'єктів. Вивчено властивості модифікованих мір подібності на основі кластерних описів відео об'єктів за допомогою одноступеневого та двоступеневого аналізу гістограм. Продуктивність розглянутих методів, як було доведено моделюванням, значно вища, ніж у традиційних підходів, але їх завадостійкість до просторових завад трохи нижча.

Застосування запропонованих методів та моделей класифікації зображень на основі аналізу структурних різнотипних ознак покращує достовірність класифікації за рахунок багатостороннього та поглибленого аналізу складу описів.

Використання методів кластеризації в VLDB на відміну від векторного опису матричних аналогів дозволяє істотно підвищити швидкодію процесу



обробки інформації і уникнути ряду проблем, що виникають в задачі кластеризації даних, що описують векторами з високою розмірністю. Це є дуже важливим для опису динамічних об'єктів або процесів, зокрема, при розв'язанні задачі сегментації послідовностей зображень або відеоданих.

Реалізація розроблених моделей та методів дає можливість вирішити ряд прикладних задач. Так за рахунок обчислення подібності на основі множини ранжованих найкращих відповідностей функціонального типу досягнуто необхідний рівень достовірності та швидкодії при класифікації фотографій лікарської рослинної сировини, отриманих у результаті мікроскопічного дослідження. Поряд з цим розв'язано прикладну задачу класифікації при дистанційному зондуванні природних середовищ з аерокосмічних носіїв. Розробка гнучких методів аналізу та обробки графічної інформації за допомогою запропонованих моделей в цілому дозволяє підвищити ефективність отримання оцінки застосування значень функції приналежності для конкретних прикладів в базах зображень, а використання підходів до аналізу VLDB дозволяє значно полегшити можливість впровадження результатів досліджень до сучасних систем зберігання мультимедійної інформації. Ці в свою чергу відкриває перспективи використання даних методів для побудови систем обробки графічної інформації у таких областях як: забезпечення приватної, технологічної та соціальної безпеки; спостереження за технологічними процесами та забезпечення своєчасного реагування у надзвичайних ситуаціях; системи обліку та контролю; системи ідентифікації особи. Окрім цього, використання нових інформаційних технологій для формування процедур автоматизації обробки поліграфічних оригіналів та управління кольором під час їх підготовки до друку у розподілених відкритих поліграфічних системах з визначеними альтернативними варіантами з використанням нейромережових та нейро-фаззі підходів дозволить істотно знизити витрати на видаткові матеріали та на інформаційну підтримку при передачі даних каналами зв'язку між окремими ланками поліграфічного виробництва та підвищити ефективність виробничих процесів виробництва на 15-20%.

## Список літератури

1. Цыпкин Я. З. Адаптация и обучение в автоматических системах / Я. З. Цыпкин. – М.: Наука, 1968. – 400 с.
2. Поляк Б. Т. Введение в оптимизацию / Б. Т. Поляк. – М.: Наука. – 1983. – 384 с.
3. Гаскаров Д. В. Малая выборка / Д. В. Гаскаров, В. И. Шаповалов. – М.: Статистика. – 1978. – 248 с.
4. Щербакова Г. Ю. Субградиентный метод классификации в пространстве вейвлет-преобразования для технической диагностики / Г. Ю. Щербакова // Електротехнічні та комп'ютерні системи. – К. : Техніка, 2010. – № 1 (77). – С. 136–142.
5. Щербакова Г. Ю. Субградиентный метод оптимизации в пространстве вейвлет-преобразования с ограничениями второго рода при автоматизированном техническом диагностировании / Г. Ю. Щербакова, В. Н. Крылов // Електротехнічні та комп'ютерні системи. – 2012. – № 7 (83). – С. 127–131.
6. Крылов В. Н. Иерархический субградиентный итеративный метод оптимизации в пространстве вейвлет-преобразования / В. Н. Крылов, Г. Ю. Щербакова // Электроника и связь. – 2008. – № 6 (47). – С. 28–31.
7. Fiacco A. V. Nonlinear programming: sequential unconstrained minimization techniques / A. V. Fiacco, G. P. McCormick. – New York : John Wiley and Sons, Inc. – 1968. – 117 с.
8. Щербакова Г. Ю. Автоматизация кластерного анализа измерений с использованием вейвлет-преобразования / Г. Ю. Щербакова, В. Н. Крылов // Системи обробки інформації. – 2015. – Вип.2 (127). – С. 135 – 138.
9. Bilous N, Improving of recognition accuracy of ECG-signal in various disorders of heart and optimization of treatment by drugs / N, Bilous, E. Visotskaja, O.Kozina, A.Porvan, G.Kobzar, A. Krasov // Information technologies & Knowledge – 2009. – V.3. – P. 237 – 256.

10. Bilous N, Automatic ECG-analysis for preliminary and detailed diagnostics based on scale-space representation / N, Bilous, G. Kobzar // Information science and Computing – 2009. – V.3. – P. 53 – 60.

11. Bykh A. Analysis of dermatoglyphic signs for definition Psychic functional state of humans organism / A. Bykh, Visotska E., V.Kobzev, Y. Mischeryakov, N, Bilous, J. Kulya, A. Kobzev, N. Makhaikina, J. Makartseva, K.Dyakonenko // Information science and Computing – 2009. – V.3. – P. 49 –52.

12. Bilous N, Normal ECG recognition for express-diagnostics based on scale-space representation and dynamic matching / N, Bilous, M. Bondarenko, G.Kobzar, A. Krasov, A. Rogozyanov // Information science and Computing – 2009. – V.3. – P. 47 – 52.

13. Малкіна В.М. Методика визначення показників вибіркових даних сільськогосподарських культур на основі аналізу їх зображень/ Малкіна В.М., Білоус М.В.// Матеріали VII Міжнародної науково-практичної конференції «Сучасні проблеми і досягнення в галузі радіотехніки, телекомунікацій та інформаційних технологій». Запоріжжя: ЗНТУ – 2015. – С. 199-200.

14. Bay H. Surf: Speeded up robust features/ H. Bay, T. Tuytelaars, L.Van Gool // European Conference on Computer Vision. – 2006. – P. 1:404–417.

15. Mikolajczyk K. Scale & Affine Invariant Interest Point Detectors/ K. Mikolajczyk, C. Schmid // International Journal of Computer Vision. – 2004, 60 (1). – P. 63–86.

16. Lowe David G. Object Recognition from Local Scale-Invariant Features // International Conference on Computer Vision. – 1999. – P. 1150-1157.

17. Гороховатский В.А. Структурное распознавание изображений на основе моделей голосования признаков характерных точек / В.А. Гороховатский, Е.П. Путятин // Реєстрація, зберігання і обробка даних.– 2008.– Т.10. – №4. – С.75-85.

18. Шапиро Л. Компьютерное зрение/ Л. Шапиро, Дж. Стокман.; [пер. с англ].– М.: БИНОМ. Лаборатория знаний, 2006. – 752 с.

19. Auffarth B. Measures for Feature Selection in Tissue Classification of CT Images/ B. Auffarth, M. Loper, J. Cerquides // 10th Industrial Conference ICDM 2010.

– 2010. – Р. 248-261

20. Шлезингер М. Десять лекций по статистическому и структурному распознаванию / М. Шлезингер, В. Главач. – К.: Наукова думка, 2004.–535с.

21. Гороховатский В.А. Модели обработки дескрипторов характерных признаков изображений на основе анализа гистограмм / В.А. Гороховатский, Ю.А. Куликов // Системи обробки інформації: зб. наук. пр.– Х.: ХУПС ім. І. Кожедуба. – 2010. – Вип. 9(90). – С. 145–148.

22. Петровский А.Б. Пространства множеств и мультимножеств / А.Б. Петровский. – М.: Едиториал УРСС, 2003. – 248 с.

23. Вовк О.Л. Контекстный поиск изображений в базах данных с использованием аппарата мультимножеств / О.Л. Вовк, Н.С. Костюкова // Вісник інженерної академії України. – 2008. – Вип. 3-4.–С. 48–53.

24. Прикладная статистика: Классификация и снижение размерности: Справ. изд. / С.А. Айвазян, В.М. Бухштабер, И.С. Енюков, Л.Д. Мешалкин; под ред. С.А. Айвазяна. — М.: Финансы и статистика, 1989. — 607 с.

25. Гороховатский В.А. Применение кластеризации к элементам структурного описания в задаче классификации изображений / В.А. Гороховатский // Системи управління, навігації та зв'язку: зб. наук. пр.– К.: ЦНДІ навігації і управління. – 2011. – Вип. 1 (17). – С. 64–67.

26. Скобцов Ю.А. Основы эволюционных вычислений: учебное пособие / Ю.А. Скобцов. – Донецк: ДонНТУ, 2008. – 326 с.

27. Гороховатський В.О. Дослідження завадостійкості методів зіставлення множин структурних елементів/ В.О. Гороховатський, Р.В. Гребінник // Штучний інтелект. Інтелектуальні системи (ШІ-2008): ІХ-та Міжн. наук. -техн. конф.– Донецьк–Кацивелі, 22-27 верес. 2008 р. – Донецьк: ИПШІ «Наука і освіта» –Т. 1. – С.301–305.

28. Gorokhovatskiy V.A. Compression of Descriptions in the Structural Image Recognition / V.A.Gorokhovatskiy // Telecommunications and Radio Engineering. – 2011, Vol. 70, No 15. – Р. 1363 - 1371.

17. Гороховатский В.А. Формализм мультимножеств в задачах структурного распознавания и поиска в базах видеоданных / В.А. Гороховатский, Ю.А. Куликов // Искусственный интеллект. – 2012. – №1. – С. 76–85.
18. Маннинг К.Д. Введение в информационный поиск / К. Д. Маннинг, П. Рагхаван, Х. Шютце: Пер. с англ. – М.: ООО «И.Д. Вильямс», 2011. – 528с.
19. Комп'ютерні науки та інформаційні технології (CSIT2009): матер. IV міжн. наук.-техн. конф., Львів, 15-17 жовтня 2009.–Львів: Вежа і Ко. – 513 с.
20. Бутенков С.А. Грануляция и инкапсуляция в системах эффективной обработки многомерной информации / С.А. Бутенков // Искусственный интеллект.– 2005, №4, С. 106–115.
21. Гороховатский В.А. Структурный анализ и интеллектуальная обработка данных в компьютерном зрении (монография) / В.А. Гороховатский. – Х.: Компания СМИТ, 2014. – 316с.
22. Gorokhovatsky V.A. Image Likelihood Measures of the Basis of the Set of Conformities / V.A. Gorokhovatsky, Ye. P. Putyatin // Telecommunications and Radio Engineering. – 2009, 68 (9). – P. 763–778.
23. Нечеткие множества и теория возможностей. Последние достижения [под ред. Р. Ягера]; пер. с англ. – М.: Радио и связь, 1986.– 408с.
24. Шрейдер Ю.А. Равенство, сходство, порядок / Ю.А. Шрейдер. – М.: Наука, 1971. –256с.
25. Гороховатский В.А. Грануляция значений признаков объектов как способ повышения результативности методов структурного распознавания / В.А. Гороховатский, Ю.А. Куликов // Реєстрація, зберігання і обробка даних. – 2014. – Т. 16, № 3. – С. 67–78.
26. Гороховатский В.А. Построение и применение функции принадлежности для результативного структурного анализа изображений / В.А. Гороховатский, Ю.А. Куликов, А. Е. Берестовский // Бионика интеллекта.– 2015. – №1 (84). – С.13–18.

27. Gorokhovatsky V.A. Application of Granulation of Feature Descriptions in Structural Image Recognition / V.A. Gorokhovatsky, O.A. Kobylin, Yu.A. Kulikov // Telecommunications and Radio Engineering. – 2015, Vol. 74, No 6. – P. 503–514.
28. Han, J. Data mining: concepts and techniques / J. Han, M. Kamber. – 2-nd ed. – San Francisco: Morgan Kaufmann, 2006. – 800 p.
29. Gan, G. Data clustering: theory, algorithms, and applications / G. Gan, C. Ma, J. Wu. – Philadelphia: SIAM, 2007. – 466 p.
30. Abonyi, J. Cluster analysis for data mining and system identification / J. Abonyi, B. Feil. – Basel: Birkhäuser, 2007. – 303 p.
31. Olson, D.L. Advanced data mining techniques / D.L. Olson, D. Dursun. – Berlin: Springer, 2008. – 180 p.
32. Xu, R. Clustering / R. Xu, D.C. Wunsch. – Hoboken: John Wiley&Sons, 2008. – 358 p.
33. Ng, R.T. Efficient and effective clustering method for spatial data mining / R.T. Ng, J. Han // Very Large Data Bases: Proc. of the 20th Intern. Conf. (J.B. Bocca, M. Jarke, C. Zaniolo eds.), Santiago de Chile, 12-15 September, 1994. – San Francisco: Morgan Kaufmann Publishers Inc., 1994. – P. 144-155.
34. Ng, R.T. CLARANS: a method for clustering objects for spatial data mining / R.T. Ng, J. Han // IEEE Trans. on Knowledge and Data Engineering. – 2002. – Vol. 14, Iss. 5. – P. 1003-1016.
35. Kaufman, L. Finding groups in data: an introduction to cluster analysis / L. Kaufman, P.J. Rousseeuw. – N.Y.: John Wiley&Sons, 1990. – 342 p.
36. Fuzzy models and algorithms for pattern recognition and image processing / J.C. Bezdek, J. Keller, R. Krisnapuram, N.R. Pal. – N.Y.: Springer Science+Business Media, Inc., 2005. – 776 p.
37. A density-based algorithm for discovering clusters in large spatial database with noise / M. Ester, H.-P. Kriegel, J. Sander, X. Xu // Knowledge Discovery in Databases and Data Mining: Proc. Int. Conf. (E. Simoudis, J. Han, and U. Fayyad, eds.), Portland, Oregon, 2-4 August, 1996, AAAI Press, 1996. – P. 226-331.

38. A distribution-based clustering algorithm for mining in large spatial databases / X. Xu, M. Ester, H.-P. Kriegel, J. Sander // Data Engineering ICDE'98: Proc. 14-th Int. Conf. Orlando FL, 23-27 February, 1998, IEEE Computer Society, 1998 – P. 324-331.

39. OPTICS: Ordering points to identify the clustering structure / M. Ankerst, M. Breunig, H. Krilgel, J. Sander // Management of Data: Proc. 1999 ACM-SIGMOD Int. Conf. – Philadelphia, May 31 – June 03, 1999, ACM Press 1999 – P. 49-60.

40. Dash, M. '1+1>2': Merging distance and density based clustering / M. Dash // Database systems for Advanced Applications (DASFAA 2001): Proc. of the 7th Int. Conf., Hong Kong, 18-20 April, 2001, IEEE Computer Society, 2001. – P. 30-33.

41. Hinneburg A. An efficient approach to clustering in large multimedia databases with noise / A. Hinneburg, E. Hinneburg, D.A. Keim // Knowledge Discovery and Data Mining (KDD-98): Proc. of the Fourth Int. Conf., New York, USA, August 27-31, 1998, AAAI Press, 1998. – P. 58-62.

42. Поддержка стабильности цвета в открытых полиграфических системах : монография / Н. Е. Кулишова, И. Б. Чеботарева, В. Ф. Ткаченко, Н. С. Гурьева. – Харьков: Изд-во ООО «Типография Мадрид», 2013 – 192 с.

43. Губницкая Ю. С., Гурьева Н. С. Методы управления потоками данных при обработке текстовой и графической информации // Системи обробки інформації, 2012. – № 3. – Т. 1. – С. 127–133.

44. Левыкин И.В. Разработка метода формирования параметров макета заказа. / И.В. Левыкин, А.И. Хорошевский. // British Journal of Science, Education and Culture, No.2. (6), July-December, VOLUME I, London University Press, London. – 2014. – С. 222–231.

45. Возможности автоматизации обработки цифровых портретов / Чеботарева И.Б., Захарченко В.В. // Технологический аудит и резервы производства. – 2013. – Т. 4, № 1(12). – С.11-15.

46. Чеботарева И.Б., Попова А.А., Трофименко М.В. Способы автоматизации процесса улучшения качества цифровых оригиналов на этапе допечатной подготовки полиграфической продукции/ XII Всеукраїнська науково-

технічна конференція молодих учених, аспірантів та студентів «Стан, досягнення і перспективи інформаційних систем і технологій». – Одеса. – 2012. – С. 134-136.

47. You, J., Reiter, U., Hannuksela, M.M., Gabbouj, M., Perkis, A.: Perceptual-based quality assessment for audio-visual services: a survey. *Signal Process. Image Commun.* 25(7), 482–501 (2010).

48. Wang, Z., Bovik, A.C., Sheikh, H.R., Simoncelli, E.P.: Image quality assessment: from error visibility to structural similarity. *IEEE Trans. Image Process.* 13(4), 600–612 (2004).

49. H. R. Sheikh, A. C. Bovik. *Image Information and Visual Quality*. *IEEE Trans. Image Process.* 15(2), 430–444 (2006).

50. Мониц Ю.И. Оценки качества для анализа цифровых изображений / Ю. И. Мониц, В. В. Старовойтов // *Искусственный интеллект*. – 2008. – №4. – С. 376-386.

51. Поспелов Д.А. (ред.) *Нечеткие множества в моделях управления и искусственного интеллекта*. – М.: Наука, Физ. мат. лит., 1986. – 312 с.

52. Crete F., Dolmiere T. The Blur Effect: Perception and Estimation with a New No-Reference Perceptual Blur Metric // *SPIE Electronic Imaging Symposium Conf Human Vision*. – 2007. – 11 с.

53. Кулішова Н.Є., Попова А. А. Побудова нечітких оцінок спотворених зображень/ *Технологія і техніка друкарства*. – К.: ВПІ НТУУ «КПІ». – 2014.– № 3(45). – С. 36–45.

54. Формирование нечеткой оценки светлоты цифровых оригиналов / И.Б. Чеботарева, Н.Е. Кулишова // *Бионика интеллекта: науч.-техн. журнал*. – 2015. – № 1(84). – С. 85-90.

55. Кулішова Н.Є., Чеботарева И.Б., Кулишов М.А. Этапы разработки автоматизированной системы допечатной подготовки изображений / *Международная научно-практическая конференция «Информационные системы и технологи, ИСТ-2012»*. – 2013. – С. 146-147.

56. Левыкин И.В. Информационные технологии для реализации подсистемы удалённого взаимодействия с клиентами / И.В. Левыкин, А.И. Хорошевский. //



Материалы 3-й международной научно-технической конференции «Информационные системы и технологии ИСТ-2014». – Харьков: НТМТ. – 2014. – С. 186–187.