

Вінницький національний технічний університет

(повне найменування вищого навчального закладу)

Факультет комп'ютерних систем і автоматики

(повне найменування інституту, назва факультету (відділення))

Кафедра комп'ютерних систем управління

(повна назва кафедри (предметної, циклової комісії))

## **МАГІСТЕРСЬКА КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА**

на тему:

### **«Розробка методу і алгоритмів автоматичного розпізнавання зображень в умовах завад»**

Виконав: студент 2 курсу, групи 2АКІТ-20м  
спеціальності 151- Автоматизація та  
комп'ютерно-інтегровані технології»

(шифр і назва напрямку підготовки, спеціальності)

Василь Наконечний

(ім'я та прізвище)

Керівник: д.т.н., доцент каф. КСУ

Сергій Штовба

(ім'я та прізвище)

Опонент: к.т.н., доцент каф. АІТ

Ольга Софіна

(ім'я та прізвище)

**Допущено до захисту**

**Завідувач кафедри КСУ**

Володимир Дубовой

(прізвище та ініціали)

«     » грудня 2021 року

Вінницький національний технічний університет  
Факультет комп'ютерних систем і автоматики  
Кафедра комп'ютерних систем управління  
Рівень вищої освіти II-й (магістерський)  
Галузь знань – 15 Автоматика та приладобудування  
Спеціальність - 151 Автоматизація та комп'ютерно-інтегровані технології  
Освітньо-професійна програма - Інтелектуальні комп'ютерні системи

### **ЗАТВЕРДЖУЮ**

Завідувач кафедри КСУ д. т. н., проф.  
\_\_\_\_\_ Володимир Дубовой

« 30 » вересня 2021 року

## **ЗАВДАННЯ НА МАГІСТЕРСЬКУ КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ СТУДЕНТУ**

\_\_\_\_\_ Наконечному Василю Олеговичу

( прізвище, ім'я, по батькові )

1. Тема роботи: «Розробка методу і алгоритмів автоматичного розпізнавання зображень в умовах завад»

керівник роботи д. т. н., професор Штовба Сергій Дмитрович  
(науковий ступінь, вчене звання, прізвище, ім'я, по батькові.)

затверджені наказом вищого навчального закладу від “01” 10 2021 року  
№ 277

2. Строк подання студентом роботи 12.12. 2021 року

3. Вихідні дані до роботи: тип символів, що розпізнаються – нестандартизовані цифри, відкарбовані на поверхні запірних пломб; геометричні завади – спотворення контурів циліндричною поверхнею і розмитості контурів символів від червоної фарби; пристрій для введення зображення – цифрова камера або сканер.

4. Зміст текстової частини: Вступ; Аналіз стану проблеми розпізнавання нестандартних символів; Математичне обґрунтування методів опису і розпізнавання символів; Розробка алгоритмів і програмного забезпечення системи розпізнавання символів; Машинний експеримент.

5. Перелік ілюстративного матеріалу (з точним зазначенням обов'язкових креслень) 1. Структурна схема системи розпізнавання символів – 1 аркуш; 2. Схеми програм попередньої обробки зображень символів – 3 аркуші; 3. Схема програми розпізнавання символів – 1 аркуш; 4. UML-діаграма варіантів використання – 1 аркуш. 5. Результати машинного експерименту– 1 плакат;

## 6. Консультанти розділів роботи

Розділ змістової частини роботи	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		завдання видав	завдання прийняв
Розділи 1, 2, 3, 4	професор кафедри КСУ, доцент, к. т. н. Микола Биков		
Економічний розділ 5	доцент кафедри ЕПВМ, доцент, к.е.н. Вячеслав Кавецький		

7. Дата видачі завдання “\_07\_”\_09\_ 2021 року

### КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

- |   |  |                |
|---|--|----------------|
| 1 | Аналіз сучасного стану проблеми розпізнавання нестандартних символів                   | 02.10.2021 р.  |
| 2 | Постановка задачі і розробка технічного завдання                                       | 04.10. 2021 р. |
| 3 | Вибір і математичне обґрунтування методів опису і розпізнавання нестандартних символів | 20.10. 2021 р. |
| 4 | Розробка алгоритмічного та програмного забезпечення системи і машинний експеримент     | 15.11. 2021 р. |
| 5 | Підготовка економічної частини   | 26.11. 2021 р. |
| 6 | Оформлення пояснювальної записки, графічного матеріалу і презентації                   | 30.11. 2021 р. |
| 7 | Апробація результатів дослідження  | 07.12.2021 р.  |
| 8 | Публікації   | 10.12.2021 р.  |
| 9 | Графічні матеріали:  |                |
|   | Структурна схема системи розпізнавання   | 01.12. 2021 р. |
|   | Схема програми фільтрації завад в зображеннях  | 01.12. 2021 р. |
|   | Схема програми бінаризації зображень символів  | 02.12. 2021 р. |
|   | Схема програми виділення контурів зображень  | 02.12. 2021 р. |
|   | Схема програми розпізнавання символів  | 04.12. 2021 р. |
|   | UML-діаграма використання  | 05.12. 2021 р. |
|   | Результати машинного експерименту  | 06.12. 2021 р. |
| 1 | Захист МКР   | 23.12. 2021 р. |

Студент \_\_\_\_\_

Василь Наконечний

Керівник роботи \_\_\_\_\_

Сергій Штовба

## АНОТАЦІЯ

УДК 007.001.362

Наконечний В.О. Розробка методу і алгоритмів автоматичного розпізнавання зображень в умовах завад. Магістерська кваліфікаційна робота зі спеціальності 151 – автоматизація та комп'ютерно-інтегровані технології, освітня програма – інтелектуальні комп'ютерні системи. Вінниця: ВНТУ, 2021. 104 с.

На укр. мові. Бібліогр.: 35 назв; рис.: 16; табл. 18.

Магістерська кваліфікаційна робота присвячена розробці алгоритмів та програмного забезпечення розпізнавання нестандартних символів в системах автоматизованого обліку виробів в умовах завад, викликаних завадами у вигляді геометричного спотворення символів циліндричною поверхнею виробу. Вона дозволяє підвищити ефективність реєстрації і архівування номерів вироблених на виробництві запірних пломб.

На основі проведеного варіантного аналізу в роботі обґрунтовано вибір структури системи розпізнавання символів і методу їх розпізнавання. Проведено математичне обґрунтування методів попередньої обробки для усунення завад і вибору інформативних ознак для опису зображень символів.

У розділі програмного забезпечення розроблено алгоритми фільтрації завад, бінаризації зображень, виділення контурів і кореляційного розпізнавання символів. Розроблено програмне забезпечення для реалізації розроблених алгоритмів. Проведено машинний експеримент з використанням даного програмного забезпечення для дослідження впливу рівня завад на вибір параметрів фільтра, необхідних для досягнення точності розпізнавання.

Графічна частина містить 8 плакатів з ілюстрацією результатів роботи.

Ключові слова: розпізнавання зображень символів, фільтрація, сегментація зображень, бінаризація, ознаковий опис, кореляційний метод, машинний експеримент.

## ABSTRACT

UDC 007.001.362

Nakonechny V.O. Development of a method and algorithms for automatic image recognition in noise conditions. Master's thesis in specialty 151 - automation and computer-integrated technologies, educational program - intelligent computer systems. Vinnytsia: VNTU, 2021. 104 p.

In Ukrainian language. Bibliogr .: 35 titles; Fig.: 16; table 18.

The master's qualification work is devoted to the development of algorithms and software for non-standard symbol recognition in automated product accounting systems in the conditions of noise caused by noise in the form of geometric distortion of symbols by the cylindrical surface of the product. It allows to increase the efficiency of registration and archiving of numbers produced in the production of locking seals.

Based on the variant analysis, the choice of the structure of the character recognition system and the method of their recognition is substantiated in the work. Mathematical substantiation of pre-processing methods for elimination of obstacles and selection of informative features for the description of images of symbols is carried out.

Algorithms for noise filtering, image binarization, contour selection, and correlation character recognition have been developed in the software section. Software for implementation of developed algorithms is developed. A machine experiment was performed using this software to study the influence of the noise level on the choice of filter parameters required to achieve recognition accuracy.

The graphic part contains 8 posters illustrating the results of the work.

Keywords: symbol image recognition, filtering, image segmentation, binarization, feature description, correlation method, machine experiment.

## ЗМІСТ

ВСТУП.....	8
<b>1 АНАЛІЗ СТАНУ ПРОБЛЕМИ РОЗПІЗНАВАННЯ ЗОБРАЖЕНЬ НЕСТАНДАРТНИХ СИМВОЛІВ.....</b>	<b>10</b>
1.1 Аналіз літератури з проблеми розпізнавання зображень.....	10
1.2 Огляд існуючих систем оптичного розпізнавання символів .....	14
1.3 Обґрунтування вибору методу розпізнавання.....	16
1.4 Висновки до розділу.....	18
<b>2 МАТЕМАТИЧНЕ ОБГРУНТУВАННЯ ПОБУДОВИ СИСТЕМИ РОЗПІЗНАВАННЯ СИМВОЛІВ.....</b>	<b>19</b>
2.1 Розробка структури системи розпізнавання символів .....	19
2.2 Аналіз методів і моделей опису зображень .....	21
2.3 Висновки до розділу.....	35
<b>3 РОЗРОБКА АЛГОРИТМІВ І ПРОГРАМНОГО ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ РОЗПІЗНАВАННЯ ЗОБРАЖЕНЬ СИМВОЛІВ.....</b>	<b>36</b>
3.1 Розробка алгоритмів попередньої обробки зображень .....	36
3.2 Розробка методу і алгоритмів виділення ознак символів .....	42
3.3 Розробка алгоритму кореляційного розпізнавання символів .....	47
3.4 Висновки до розділу.....	51
<b>4 ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНІ ДОСЛІДЖЕННЯ РОЗРОБЛЕНОГО ПРОГРАМНОГО ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ.....</b>	<b>52</b>
4.1 Дослідження впливу завад на точність розпізнавання символів .....	52
4.2 Дослідження впливу якості зображення на розпізнавання.....	53
4.3 Результати тестування програмного забезпечення .....	55
4.4 Висновки до розділу.....	60
<b>5 ЕКОНОМІЧНА ЧАСТИНА.....</b>	<b>61</b>
5.1 Оцінювання наукового ефекту .....	61
5.2 Розрахунок витрат на здійснення науково-дослідної роботи .....	65
5.3 Оцінювання важливості та наукової значимості науково-дослідної роботи .....	75
5.4 Висновок до розділу.....	77

ВИСНОВКИ .....	78
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ .....	80
ДОДАТКИ .....	84
Додаток А (обов'язковий). Технічне завдання .....	85
Додаток Б (обов'язковий). Лістинги програми.....	89
Додаток В (обов'язковий). Ілюстративна частина .....	93

## ВСТУП

Однією з основних науково-технічних проблем в царині створення нових високоефективних засобів автоматизації виробничих процесів і наукових досліджень є проблема розпізнавання образів.

На сьогодні під час вирішення цієї проблеми використовують два основних підходи. Перший з них пов'язаний з побудовою різних обчислювальних алгоритмів, які використовують методи підрахунку відстані в просторі ознак з наступною класифікацією і реалізацією їх у вигляді програм для персональних комп'ютерів (ПК), або у вигляді спеціалізованих пристроїв типу зчитувальних автоматів. Недоліком системи розпізнавання на ПК є обмежена швидкодія і необхідність підготовки і введення початкової інформації про реальні об'єкти, а зчитувальні автомати володіють позбавлені можливості навчання і адаптації в умовах зміни об'єктів розпізнавання.

Інший підхід пов'язаний з побудовою систем розпізнавання, заснованих на інтелектуальному підході до розв'язання задач розпізнавання образів. Найбільш поширеним серед інтелектуальних є нейромережевий та фаззі-нейромережевий підходи. Основною перевагою нейронних мереж є здатність до навчання. Недоліками є непрозорість процесу розпізнавання, що полягає в відсутності можливості його змістовної інтерпретації, а також великий час навчання у випадках складних об'єктів розпізнавання.

Обидва підходи мають один спільний недолік, що полягає і недостатній якості розпізнавання при наявності завад різного типу, наприклад геометричних, пов'язаних з можливою появою афінних перетворень зображень, що підлягають розпізнаванню, та шумових завад, пов'язаних зі зміною яскравості освітлення та типу маркування виробів. Тому тема магістерської кваліфікаційної роботи, присвячена розв'язанню задачі розпізнавання зображень нестандартизованих символів в умовах завад, є достатньо актуальною.



**Метою** магістерської роботи є підвищення ефективності роботи системи автоматичного розпізнавання зображень нестандартних символів на виробках в умовах геометричних завад.

Для досягнення поставленої мети в роботі вирішуються такі задач:

- вибір і обґрунтування методу розпізнавання зображень в заданих умовах;
- розробка алгоритмів і програмного забезпечення попередньої обробки і розпізнавання зображень символів;
- експериментальне дослідження впливу геометричних і шумових завад на точність розпізнавання і адекватності розробленого програмного забезпечення.

**Об'єктом дослідження** є процес розпізнавання символів.

**Предметом дослідження** є методи і алгоритми опису та розпізнавання зображень нестандартних символів в умовах завад.

**Методи досліджень.** Для розв'язання поставлених задач дослідження використовуються математичні методи моделювання складних систем; методи теорії ймовірностей і статистики; методи теорії розпізнавання; методи планування експерименту і обробки його результатів.

**Наукова новизна** роботи полягає в модифікації кореляційного методу розпізнавання шляхом використання ознак структурного типу для опису символів.

**Практична цінність** результатів роботи полягає в підвищенні ефективності процесу реєстрації і архівування номерів вироблених на виробництві запірних замків.

**Апробація результатів роботи.** Результати і основні положення досліджень доповідалися й обговорювалися на форумі молодих науковців ВНТУ (м. Вінниця, 2021).

**Публікації.** За тематикою дослідження опублікована робота в репозиторії ВНТУ.

<https://conferences.vntu.edu.ua/index.php/mn/mn2022/paper/viewFile/14191/12016>

# 1 АНАЛІЗ СТАНУ ПРОБЛЕМИ РОЗПІЗНАВАННЯ ЗОБРАЖЕНЬ НЕСТАНДАРТНИХ СИМВОЛІВ

## 1.1 Аналіз літератури з проблеми розпізнавання зображень

Проблемі розпізнавання графічних зображень, зокрема нестандартизованих символів, присвячена велика кількість робіт. В цих роботах описуються як методи і алгоритми розпізнавання зображень і символів, так і характеристики конкретних систем розпізнавання. Наприклад, в роботах [1,2] наводяться дані про такі результати, отримані в даному напрямку:

- розроблено метод розпізнавання напівтонових зображень, що спостерігаються при дії перешкод і нелінійних перекручувань. Як міру близькості еталонної і запропонованої для класифікації зображень використовується шеннонівська інформаційна міра. Отримані алгоритми розпізнавання зображень за інформаційним критерієм інваріантні до нелінійних перекручувань, що забезпечує високу вірність розпізнавання;

- розроблено рангові алгоритми розпізнавання об'єктів заданої форми на напівтонових зображеннях. Об'єкти відрізняються середньою яскравістю і рівнем флуктуацій від навколишнього фону. Перевагою отриманих алгоритмів є стійкість характеристик виявлення об'єктів до можливої зміни розподілу перешкод.

У збірнику праць Міжнародної конференції “Інтелектуальні багатопроцесорні системи - 99” [3] наводяться результати кореляційного методу розпізнавання графічних зображень. Зразки представлені у виді аналітичних функцій, що описують характерну властивість розпізнаваного об'єкта, наприклад, його контур. Уводиться квадратична міра близькості між контуром об'єкта, запропонованого для розпізнавання, і контуром образу. Оцінка міри близькості зображення і зразка виходить з використанням

процедури оптимізації по параметрах зразка. Запропонована методика пропонується для розпізнавання як по контурним так і по кольоровим, напівтоновим і бінаризованим зображенням двомірного або тривимірного об'єкта. Розроблений метод легко узагальнюється на випадок рівнобіжної обчислювальної системи.

В роботі [4] розглянуто принципи побудови й основні характеристики систем машинного бачення, призначених для автоматичної обробки й аналізу зображень. Проаналізовано основи функціонування, питання комп'ютерного забезпечення і вибору ефективних структурних схем, призначених для попередньої обробки зображень.

Аналіз методів оцінки ефективності методів і систем розпізнавання проведено в роботах [5, 6, 7]. Розглянуто можливі підходи до побудови показників ефективності алгоритмів автоматичного розпізнавання на основі метричної й інформаційної мір. Проведено порівняння метричних показників, побудованих на матричних нормах, і інформаційного показника, побудованого з використанням ентропії Шеннона.

Роботи [8,9] присвячена розробці методів виділення інваріантних ознак графічних образів. Запропоновано варіант технічної реалізації системи розпізнавання образів за допомогою триплетних ознак. Важливою особливістю цих ознак є їх інваріантність відносно афінних перетворень розпізнаваних зображень. Це дозволяє успішно розпізнавати зображення незалежно від їх положення, кута повороту і масштабу, що важливо для цілого ряду практичних додатків, наприклад, при рішенні прикладних задач в області технічної і медичної діагностики. Триплетні ознаки обчислюються як результат потрібного функціонального перетворення яскравісної матриці зображення.

У роботі [10,11,12] запропоновано як ознаки розпізнавання зображень використовувати імовірності геометричних подій, під якими розуміють результат взаємодії геометричних об'єктів: перетинання, покриття і т.п. Роль геометричних об'єктів виконують, з одного боку, складні траєкторії

сканування з випадковими параметрами (відрізки, лінії, криві, фігури і т.п.), з іншої сторони фрагменти розпізнаваного зображення. Розглядається структура подібних систем, що розпізнають, приклади конкретних технічних реалізацій. У роботі [13] розглянуті також можливі розширення базисного методу розпізнавання, заснованого на стохастичній геометрії. Одне з розширень зв'язано з ускладненням спостережень випадкової події - перетинання ліній розгорнення з зображенням, тобто зв'язано з застосуванням більш складних ознак розпізнавання.

В роботі [13] розглядаються цифрова обробка розпізнавання образів; велика увага приділяється ідентифікації точкових зображень, розпізнаванню просторових об'єктів за їх плоским зображенням та проектуванню пристроїв вводу-виводу відеоінформації для ЕОМ.

В роботі [15] дано опис інформаційної технології класифікації і розпізнавання, так званих змішаних зображень - зображень, що складаються з різних об'єктів або складених фрагментів. Такими зображеннями є клітини крові, що спостерігаються в мікроскоп, зерна металографічних шліфів і т.п. Аналогічні зображення зустрічаються й у задачах радіо- і оптичної локації поверхні Землі при її аерокосмічному спектрональному спостереженні. Класифікація і розпізнавання зображень будуються на базі формування графів логічного розпізнавання, що є чітким описом взаємозв'язку різних атрибутів морфологічних ознак фрагментів зображень на основі логічних операторів I, АБО, НЕ. У силу наявності перешкод і варіабельності зображень даним графам ставляться у відповідності нечіткі функції приналежності сукупностей різних атрибутів фрагментів зображень тим або іншим еталонним описам. Це значно підвищує надійність класифікації.

Багато робіт присвячено дослідженню принципів розпізнавання графічних образів нейронними мережами. Наприклад, об'єктом дослідження в роботі [16] є модельна однорідна розподілена нейроноподібна система, що

складається зі зв'язаних між собою однотипних граничних активних елементів. Запропоновано новий підхід до обробки сигналів (зображень),

заснований на використанні автохвильових рішень. Сутність обробки інформації в розподіленій нейроноподібній системі полягає у виборі з усієї безлічі можливих автохвильових процесів таких, при яких у системі з вихідної початкової умови у виді нерухомого зображення формуються стаціонарні структури. Їхнє формування інтерпретується як виділення спрощених препаратів з вихідного напівтонового нерухомого зображення (наприклад, контур або лінії різних напрямків). Показано, що за допомогою однієї моделі розподіленого нейроноподібного середовища винятково за рахунок зміни її параметрів можуть бути реалізовані різні варіанти нелінійної фільтрації зображень. Всі алгоритми відносяться до класу рівнобіжних алгоритмів обробки інформації. Досліджено варіанти режимів перетворення двовимірних полів сенсорної активності в корі головного мозку тварин на основі моделі тришарової нейроноподібної системи.

Деякі колективи і організації проводять велику кількість робіт по збільшенню ефективності процесів обробки інформації в системах розпізнавання образів [17]. На основі застосування сучасних математичних методів розроблені нові алгоритми дискретного перетворення Фур'є і дискретного косинусного перетворення: одномірною ДПФ непарної довжини для ермітово-симетричних сигналів; одномірних ДКП парної довжини, ДКП-II і ДКП-IV непарної довжини; двовимірною ДПФ розміру, рівного цілому ступеню двійки, із представленням даних в алгебрі кватерніонів; двовимірною ДПФ розміру, рівного цілому ступеню трійки, для кватерніонових сигналів, які володіють властивістю узагальненої ермітової симетрії; двовимірних ДКП парного розміру, ДКП-II і ДКП-IV непарного розміру; одномірних ДКП коротких довжин [19].

В роботі [20] представлено алгоритми попередньої обробки растрових картографічних зображень, що поліпшують роздільність географічних об'єктів при збереженні їхніх розмірів і форм, що відрізняються високою ефективністю при підготовці зображень для наступного розпізнавання. Розроблено методику векторизації растрових картографічних зображень, що

відрізняється від відомих тем, що в основу роботи її моделі покладене високоабстрактне поняття об'єкта зображення. Розроблено методику компресії даних ГІС, що враховує загальні особливості картографічних даних і статистичні характеристики конкретного набору компресуємих даних.

В роботах [21,22] викладаються теоретичні основи цифрової обробки зображень: математичні моделі, критерії якості і похибки дискретного представлення, методи підвищення якості й оцінки геометричних параметрів зображень, елементи теорії розпізнавання зображень. Розглядаються нові методи, алгоритми й інформаційні технології алгебро-арифметического синтезу швидких алгоритмів дискретних ортогональних перетворень, компресії зображень, аналізу зображень за допомогою полючи напрямків, паралельно-рекурсивної локальної обробки зображень, виявлення і розпізнавання об'єктів на зображеннях, оцінки параметрів моделей зображень по малому числу спостережень.

В роботі [23] викладаються теоретичні основи нейрокомп'ютерів і нейросистем: нервові клітки тварин і людей, електрофізіологічні і хімічні процеси, що лежать в основі функціонування нервової системи, синапси, гранична логіка, Модель Маккалока і Питтса, недвійкові (аналогові) моделі, приклад моделювання нейромережі.

## **1.2 Огляд існуючих систем оптичного розпізнавання символів**

На сьогодні існує велика кількість закордонних фірм, що працюють в області вирішення проблеми розробки систем розпізнавання символів, серед можна назвати такі як: Siemens Nixdorf, Cardiff Software, Inc.; Cobra Technologies, Toshiba Corporations, Kofax Image Products; Kurzweil Educational AG. До найбільш відомих існуючих систем можна віднести систему автоматичного розпізнавання текстів, написаних стилізованими шрифтами: Fine Reader, OmniPage, CuneiForm, Recognita, Tiger. Розглянемо коротко опишемо їхні характеристики.

FineReader. Пакет для оптичного розпізнавання символів FineReader від ABBYY Software є потужним засобом для оптичного розпізнавання символів. В пакеті доступно 177 мов, на яких можна проводити розпізнавання, при необхідності можна також скористатися комбінацією з декількох мов, наприклад українсько-англійська. FineReader володіє потужними можливостями по попередній обробці зображень, наприклад, образ, що сканується, можна повернути на будь-який кут; орієнтацію сторінки програма може виконати автоматично, і втручання користувача не буде потрібно. Також, пакет може визначити, що рядки тексту відскановані вертикально або взагалі "догори дном" і самостійно поверне зображення на потрібний кут. Якщо документ містить складну структуру, пакет надає інструменти для розмітки. До недоліків слід віднести те, що продукт все ще не працює з файлами, стислими по алгоритму LZW, який часто використовується для зображень TIFF-формату [24].

Readiris. Система оптичного розпізнавання символів від бельгійських розробників Readiris Pro споживає порівняно мало обчислювальних ресурсів та простору на жорсткому диску і при цьому дозволяє розпізнавати 93 мови. В пакеті доступна функція навчання системи, яка може значно підвищити якість розпізнавання. До переваг Readiris 7.0 можна віднести розпізнавання текстів, що містять слова декількох мов, наприклад - англійську та російську, українську та російську [25].

OmniPage. У 1996 році компанія ScanSoft викупила підприємство Recognita, виробника однойменної OCR-системи. Результатом став могутній поштовх в розвитку власної програми для розпізнавання символів OmniPage. Остання версія OmniPage Pro виконана на основі нового інтелектуального ядра, розробленого на базі інтеграції нейронних мереж і експертної системи. Програма здатна розпізнавати тексти на 114 мовах, причому кожна з них забезпечується орфографічним словником. До переваг програми можна віднести здатність автоматично визначати орієнтацію рядків вхідного тексту, наявність майстра розпізнавання, пакетної обробки і планувальника.

Останній дозволяє виконувати процес сканування і розпізнавання по запланованому графіку без участі користувача. До недоліків OmniPage Pro можна також віднести неякісний експорт результатів розпізнавання. Також дана OCR-система, як правило, неправильно ідентифікує тип та розмір шрифту вхідного рядка, крім того, в одному слові можна зустріти букви різних шрифтів і різного розміру [25].

CuneiForm. Програма CuneiForm від компанії Cognitive Technologies свого часу була одним з головних конкурентів FineReader на ринку СНД. Робота з продуктом показала, що не дивлячись на підтримку декількох алгоритмів розпізнавання і непогані функціональні параметри, CuneiForm Pro сильно відстає від сучасних OCR-систем. До переваг CuneiForm Pro можна віднести експорт розпізнаного тексту із збереженням початкового форматування об'єктів. Недоліків значно більше, аніж переваг. Дана програма не визначає автоматично орієнтацію рядків тексту, що вимагає ручного втручання користувача. Ще одним недоліком програми є відсутність можливості вибору декількох мов при розпізнаванні, виключення складає тільки мовна пара російська-англійська [26].

Однак жодна з цих систем не в змозі розпізнавати тексти, написані рукописними та іншими нестандартними символами.

### **1.3 Обґрунтування вибору методу розпізнавання**

Вибір застосованого в роботі методу розпізнавання обґрунтуємо на основі аналізу недоліків і переваг методів розпізнавання зображень символів, які на сьогодні використовуються.

Таких методів існує багато, серед них можна вказати такі найбільш застосовувані, як структурний (лінгвістичний), статистичний, метод  $k$ -NN (найближчого сусіда), нейромережевий, фазі-нейромережевий, кореляційний.

Вказані методи розпізнавання порівнюємо за такими критеріями: швидкість навчання системи, представлення знань, здатність до навчання,



робастність, прозорість системи,

Швидкість навчання системи вказує на час, який необхідний для навчання системи.

Представлення знань системою характеризує її здатність до відображення знань за допомогою параметрів системи чи її структури. Наприклад, фаззи-нейромережіві системи відображають попередньо отримані експертом чи експертною системою структуровані знання, у вигляді правил, в той час як нейромережі використовують неструктуровані знання.

Здатність до навчання системи визначається необхідним обсягом навчаючої вибірки для навчання системи за допомогою навчаючого алгоритму.

Робастність системи є її властивість зберігати робочий стан при різних змінах вхідних впливів (даних).

Прозорість системи полягає у простежуванні контекстно зрозумілим способом процесу прийняття рішення та отримання кінцевого результату і є бажаною характеристикою для систем розпізнавання.

Для наглядності вибору оптимального методу розпізнавання зведемо вказані характеристики в таблицю 2.1

Таблиця 2.1. Порівняльна характеристика методів класифікації образів

Критерії якості	Методи розпізнавання				
	Структурний (лінгвістичний метод)	Статистичний метод	Метод "Найближчого сусіда"	Нейронна мережа	Кореляційний метод
Швидкість навчання системи	Висока	Низька	Середня	Низька	Середня
Представлення знань	Структуроване	Не структуроване	Не структуроване	Не структуроване	Не структуроване
Здатність до навчання	Низька	Низька	Низька	Висока	Висока
Робастність системи	Слабка	Добра	Добра	Добра	Добра
Прозорість системи	Велика	Мала	Середня	Мала	Велика

Найбільш високу інтегральну оцінку за цими критеріями мають методи розпізнавання кореляційний і "найближчого сусіда", тому їх передбачається використовувати в роботі для розпізнавання символів.

В цьому методі весь клас зображень описується їх типовим представником – еталоном, який частіше всього представляє собою усереднене по класу зображення об'єкта. Хоча системи оптичного розпізнавання символів не використовують цей метод для зображень в сірих тонах, однак він представляє інтерес як стандартна процедура обробки зображень [1, 2].

Незважаючи на свою простоту, інваріантність до масштабування (за умови попереднього узгодження розмірі символу і еталона), метод кореляції з еталонами має ряд недоліків. По-перше, він неінваріантний до обертання і сили освітлення, по-друге, дуже чутливий до впливу випадкових шумів. Крім того, для зображень в сірих тонах обчислювальні затрати на знаходження кореляції дуже великі, тому метод використовують тільки для бінарних зображень. В запропонованому в роботі альтернативному лінгвістико-математичному методі розпізнавання також використано метод “найближчого сусіда”.

#### **1.4 Висновки до розділу**

Аналіз літературних джерел показує, що, не зважаючи на велику кількість робіт з проблеми розпізнавання образів, на сьогодні в цій області залишається ряд невирішених задач, пов'язаних з розпізнаванням нестандартних символів – усунення чутливості до афінних перетворень, виділення інваріантних до форми напису ознак символів, відсутність методів оцінки ефективності систем розпізнавання. Розв'язанню частини цих задач присвячено цю магістерську кваліфікаційну роботу.

## 2 МАТЕМАТИЧНЕ ОБГРУНТУВАННЯ ПОБУДОВИ СИСТЕМИ РОЗПІЗНАВАННЯ СИМВОЛІВ

### 2.1 Розробка структури системи розпізнавання символів

Зазвичай робота типової системи оптичного розпізнавання символів (ОРС) складається з послідовності етапів, зображених на рис. 2.1. До цих етапів відносяться:

1. Введення зображення в сірих чи кольорових тонах (наприклад, шляхом сканування) з вибраною дозволяючою здатністю, типово від 300 до 1000 дот (точок на дюйм).

2. Попередня обробка зображення, вона може містити в собі такі кроки:

- фільтрація завад на зображенні;
- бінаризація, тобто приведення зображення до двох градацій – чорного та білого за допомогою відповідно вибраних порогів;
- сегментація на окремі ізольовані символи;
- перетворення, можливо, до іншого способу представлення символів (наприклад, до контурної кривої чи скелету або інш.)

Введення зображення здійснюють або в онлайнному режимі за допомогою відеокамер, цифрових фотоапаратів, апаратури телеметричного зв'язку і т. і., або в офлайнному режимі за допомогою сканерів. Вид зображення, – в кольорових тонах чи в сірих, - визначається умовами задачі розпізнавання: якщо кольорові тони несуть в собі інформаційне навантаження, то вводять кольорове зображення, в противному випадку – зображення в сірих тонах.

Фільтрація, як один із кроків попередньої обробки зображень, дозволяє усунути вплив на точність розпізнавання випадкових спотворень символів, додатково внесених в область зображення точок чи прогалин в контурі

символу. Використовують рекурентну або анізотропну фільтрацію з апертурою, що визначається рівнем завад.

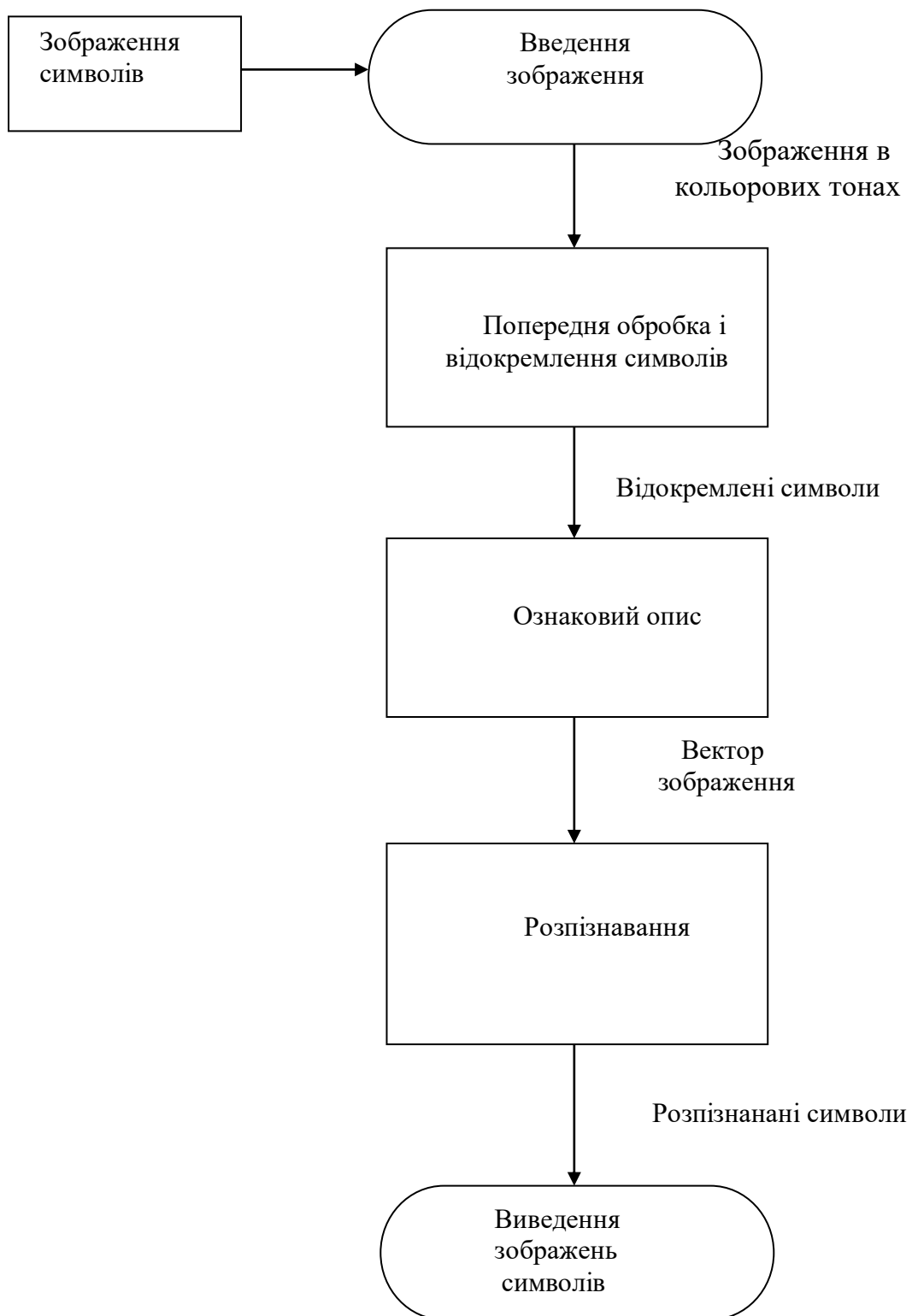


Рисунок 2.1 - Структура системи розпізнавання символів

Бінаризація зображення дозволяє значно зменшити обчислювальні

затрати на обробку інформації і розпізнавання. Вона перетворює зображення до вигляду, коли його точки мають дві градації яскравості, рівні яких можна позначити як “1” і “0”. Бінаризація здійснюється шляхом порівняння функції яскравості точки з нижнім і верхнім порогами, в якості яких часто вибираються відповідно середня яскравість фону і середня яскравість точок зображення.

Сегментація на окремі символи необхідна для поелементного розпізнавання тексту, яке зменшує кількість необхідних еталонів і спрощує процедуру розпізнавання. Методи сегментації можна поділити на дві групи:

1 – сегментація за допомогою розмітки точок області, до якої відносяться метод порогової обробки, метод нарощення областей, метод релаксаційної розмітки і кластер-аналізу;

2 - сегментація за допомогою границь областей, включає методи просторового диференціювання, функціональної апроксимації і високочастотної фільтрації.

Перетворення до іншого способу представлення, яке іноді називається графічним препаруванням, дозволяє таким чином видозмінити зображення, щоб контрастно виділити окремі області зображення і їх границі.

Під виділенням ознак розуміють виділення з необроблених даних інформації, релевантної для цілей класифікації, яка в цьому сенсі мінімізує відмінності всередині класів, збільшуючи одночасно розбіжності між класами.

## **2.2 Аналіз методів і моделей опису зображень**

Процес формування зображення супроводжується його спотворенням за рахунок недосконалості технічних засобів і процесу формування, наявності шумів і перешкод. Передбачається, що формування зображення в разі потреби наступної обробки завершується його представленням у цифровій формі.

Попередня обробка служить для підвищення якості зображення перед його подальшим аналізом. Звичайно в неї включають наступні основні операції:

- корекцію рівнів яскравості по всій області зображення;
- усунення шумів;
- перетворення зображення.

Розглянемо коротко найбільш розповсюджені математичні методи попередньої обробки зображень.

Бінарне представлення зображень. Найпростіший спосіб представлення зображень, що називається бінарним, вимагає задати усього два рівні функції яскравості. У багатьох випадках, особливо при роботі в реальному масштабі часу, такий підхід дозволяє ефективно вирішувати задачі аналізу, обробки, розпізнавання зображень [27]. Крім того, існує великий клас графічних і текстових задач, у яких зображення по самій природі є бінарними. Особливо широко, бінарні зображення, використовуються в системах технічного зору промислових роботів.

Основною проблемою при бінарному представленні реального зображення є вибір порогу, що визначає розбивку функції яскравості на два рівні. Навіть на контрастних зображеннях у реальних умовах існує шумовий фон, виникають різного роду перешкоди, що маскують корисні об'єкти або формують помилкові об'єкти. Раціональним вибором порогу можна звести такі спотворення до мінімуму.

Поріг може бути постійним і адаптивним. У першому випадку він встановлюється заздалегідь у вигляді деякого граничного значення функції яскравості, що не залежить від властивостей аналізованого зображення, і може бути постійним для всього зображення, або заданим чином змінюватися по координатному полю.

$$S_y(x, y) = \begin{cases} 1 & \text{при } S(x, y) \geq S_0(x, y); \\ 0 & \text{в інших випадках} \end{cases} \quad (2.1)$$

де  $S(x, y)$  – вихідне зображення;  $S_y(x, y)$  – бінарне зображення;  $S_0(x, y)$  – граничний рівень.

В другому випадку поріг формується в результаті деякої обробки початкового зображення:

$$S_y(x, y) = \begin{cases} 1 & \text{при } S(x, y) \geq \Phi[S(x, y)]; \\ 0 & \text{в інших випадках} \end{cases} \quad (2.2)$$

В якості функції  $\Phi[S(x, y)]$ , що визначає вид обробки, використовуються різноманітні оператори. Найбільш розповсюдженими є наступні:

- 1) оператор вибору максимального значення функції яскравості початкового зображення;
- 2) оператор розподілу двох основних піків на гістограмі яскравості, що відповідають об'єктам і фону, що виділяються;
- 3) оператор згладжування, що робить усереднення функції яскравості в деякому просторовому "вікні"  $\Omega$ , що стоїть на заданій відстані  $(x_0, y_0)$  від точки аналізу;
- 4) оператор послідовного аналізу, у якому використовують два і більш порогових рівні; області, у яких функція яскравості перевищує максимальний поріг, відносяться до виділених об'єктів, не перевищує мінімального порога – до фону, а проміжні області класифікуються після одержання додаткової інформації з використанням найрізноманітніших критеріїв;
- 5) оператор кореляційного аналізу.

Параметричне представлення зображень. Під параметричним

представленням зображення розуміють його опис за допомогою деяких ознак (параметрів). При використанні такого опису можна виділити два різні підходи.

Сутність першого підходу полягає в тім, що зображення прагнуть описати за допомогою функціонала щільності імовірності або його дискретних аналогів. При цьому всі ознаки реальних об'єктів зображення трансформуються через функцію яскравості в параметри щільності розподілу. Якщо вид щільності розподілу визначається фізичними думками за допомогою деякої математичної моделі, то задачу можна вважати вирішеною. Для практичного використання знайденого представлення варто вказати тільки спосіб одержання оцінок параметрів щільності розподілу, однозначно зв'язаних з ознаками досліджуваних об'єктів.

Складнішою є справа, коли теоретично визначити вид щільності розподілу неможливо. Якщо ми не відмовляємося від опису зображення за допомогою щільності розподілу, то єдине рішення в цьому випадку – одержати оцінку самої щільності, використовуючи експериментальні дані. Для спрощення запису розглянемо оцінки одномірної щільності розподілу [15].

Нехай  $x_1, x_2, \dots, x_n$  – незалежні вибірккові значення випадкової величини  $x'$ , що має функцію розподілу  $F_x = P\{x' \leq x\}$ . Розташовуючи їх в порядку зростання і визначаючи відносне число вибірккових значень, не перевищуючи значення  $x$ , одержимо так названу емпіричну функцію розподілу

$$F_N(x) = \begin{cases} 0 & \text{— при } x \leq x_1; \\ k/n & \text{— при } x_k \leq x \leq x_{k+1}, \quad k = 1, \dots, N-1; \\ 1 & \text{— при } x \geq x_N. \end{cases} \quad (2.3)$$

Вона являє собою східчасту функцію зі стрибками, рівними  $1/N$  у



кожній з  $N$  точок, так що похідна від неї, називається емпіричною щільністю розподілу, а її дисперсія рівна:

$$W_N(x) = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \delta(x - x_k), \quad (2.4)$$

де  $\delta(x - x_k)$  — дельта-функція Дірака.

Сутність другого підходу до параметричного представлення зображень полягає у відмові від його повного статистичного опису за допомогою розподілу імовірностей функції яскравості і використанні для опису набору різних ознак з визначенням їх спільної щільності розподілу. Наприклад, для параметричного представлення зображення можуть бути використані наступні ознаки:

1) ознаки яскравості, у якості яких виступають такі величини, як яскравість в одній точці зображення або усереднена в деякій площі, спектральні складові випромінювання, координати кольору ;

2) гістограмні ознаки, сформовані на основі деякої обробки гістограми розподілу яскравостей елементів зображення, що відрізняється від приведеної вище тим, що вона обчислюється по одному зразку зображення, а не по безлічі його реалізацій:

$$\Gamma(h) = N(h)/N_0 \quad (2.5)$$

де  $N(h)$  — число елементів, яскравість яких перевищує рівень  $h$ ;  $N_0$  — повне число елементів зображення; гістограма може будуватися по всьому зображенню або по окремим його фрагментам, а в якості гістограмних використовують наступні ознаки (їх може бути запропоновано багато): енергія, середнє значення, дисперсія, асиметрія, ексцес, ентропія, а також ті, що визначаються на основі двохмірної гістограми  $\Gamma(g, h)$ : автокореляція,

коваріація, момент інерції, середня абсолютна різниця, “зворотна різниця”.

3) просторово-спектральні ознаки, що утворюються шляхом накладання на спектральний образ зображення областей різної форми (щілина, кільце, сектор) і наступного інтегрування по одній з координат у межах обраної області;

4) геометричні ознаки, у якості яких можуть бути використані описані вище найпростіші елементи зображення, а також різні контури, як контури яскравості, так і контури кольорів.

5) текстурні ознаки, утворені на основі обробки текстур статистично однорідних фрагментів зображення, що мають деяку просторову регулярність; у якості текстурних можуть бути використані гістограмні ознаки [15], якщо попередньою обробкою вихідне зображення сегментовано на текстурні фрагменти. Інший спосіб формування текстурних ознак оснований на виміру просторових частот [16].

Фільтрація зображень. В обробці зображень застосовується множина різноманітних методів фільтрації. По способу реалізації їх можна розділити на дві групи – лінійні і нелінійні.

Лінійна фільтрація зображень. Широке розповсюдження в обробці зображень отримали лінійні фільтри. Це обумовлено наявністю добре розробленого математичного пристрою лінійної фільтрації, включаючи оптимізацію, методів проектування таких фільтрів (як аналогових, так і цифрових), а також достатньо високої ефективності їх практичного застосування.

Вінерівська фільтрація. В класичній постановці задача фільтрації випадкового процесу або випадкового поля формується наступним чином. Випадкове поле, що вміщує адитивну суміш шумів і сигналів поступає на вхід лінійного фільтра. Необхідно таким чином підібрати характеристику лінійного фільтра, щоб мінімізувати середньоквадратичну похибку виділення сигнальної складової:

$$\varepsilon^2 = \left\langle \int \int_{T\Omega} \{h(r, \rho, t, \tau)S(\rho, \tau) - m(r, t)\}^2 d\rho d\tau \right\rangle. \quad (2.6)$$

Виконуючи статистичне усереднення і визначаючи імпульсну перехідну характеристику фільтра  $h(\cdot)$ , при якій середньоквадратична похибка мінімальна, отримаємо наступне рівняння:

$$\int \int_{T\Omega} h(r, \rho_1, t, \tau_1) R_{ss}(\rho_1, \rho_2, \tau_1, \tau_2) d\rho_1 d\tau_1 = R_{ms}(r, \rho_2, t, \tau_2), \quad (2.7)$$

де  $R_{ss}(\rho_1, \rho_2, \tau_1, \tau_2) = \langle S(\rho_1, \tau_1) S(\rho_2, \tau_2) \rangle$  – кореляційна функція вхідного впливу;  $R_{ms}(r, \rho_2, t, \tau_2) = \langle m(r, t) S(\rho_2, \tau_2) \rangle$  – взаємна кореляційна функція вхідного впливу і сигнальної складової.

Звичайно сигнальна і шумова складові незалежні, так що кореляційна функція вхідного впливу рівна сумі сигнальної і шумової кореляційних функцій, а взаємна кореляційна функція співпадає з сигнальною кореляційною функцією.

Фільтрація плоских зображень просторових об'єктів. Необхідність врахування впливу завад пов'язана з можливістю появи системи спостереження сторонніх об'єктів (наприклад, об'єктів крапкового характеру) і наявністю шумів сприймаючих пристроїв. Вся методика врахування завад повинна бути адекватною реальній ситуації, яка прийнята концепції розпізнавання, використовуючи для цього ознаки. Наприклад, процедура оцінки впливу завад засобом введення деякого випадкового розкиду значень ознак в ряді випадків приводить до появи додаткових похибок, які важко піддаються обліку. Тому доцільний облік завад вже на рівні абсолютного опису зображень. При цьому процес введення шумів при моделюванні алгоритмів фільтрації (необхідність такого моделювання пов'язана з труднощами постановки відповідних реальних експериментів)

може заключатися в наступному: аналізується кожний елемент матриці зображення  $i$  з раніше заданою ймовірністю  $\rho_n$  його стан змінюється на протилежний. Такий метод введення завад зручний для реалізації на ЕВМ і дозволяє описувати рівень шумів тільки одним параметром (величиною  $\rho_n$ , яка виражена в процентах). Якість фільтрації легко визначається коефіцієнтом  $\rho = M_n/M_\phi$  (де  $M_n$  – число елементів кадри, спотвореному завадами, не співпадаючими з відповідними елементами еталонного (вихідного) зображення;  $M_\phi$  – число елементів відфільтрованого зображення, що не співпадає з елементами еталонного).

Анізотропна фільтрація. Найбільше застосування для просторової фільтрації зображень отримала анізотропна фільтрація. Дискретна інтерпретація останнього приводить до співвідношення

$$\tilde{a}_{ij} = \Lambda \left[ \sum_{v=-N_{a/2}}^{N_{a/2}} \sum_{\xi=-N_{a/2}}^{N_{a/2}} a_{i+v, j+\xi} \omega_{v\xi} - \eta \right] \quad (2.8)$$

де  $\tilde{a}_{ij}$  – елемент матриці відфільтрованого зображення, яке знаходиться на перетині  $i$ -тої стрічки і  $j$ -го стовпчика;  $a_{i+v, j+\xi}$  – елемент матриці зображення, спотвореного завадами, який розміщений на перетині  $(i+v)$ -ї стрічки і  $(j+\xi)$ -го стовпчика;  $\omega_{v\xi}$  – елемент апертури, який представляє собою матрицю розміром  $N_a \times N_a$  ( $N_a$ , як правило, являється непарним числом), що знаходиться на перетині  $v$ -ї стрічки і  $\xi$ -го стовпчика;  $\eta$  – поріг фільтрації, який являється константою;  $\Lambda$  – порогова функція.

Для повної фільтрації матрицю зображення необхідно симетрично доповнити елементами, які дорівнюють нулю, так щоб результуючий розмір її став рівним  $(N+N_a) \times (N+N_a)$  елементів ( $N$  – розмір зображення в елементах). При  $\omega_{v\xi} = const$  має місце алгоритм усереднення. Крім того, якщо

фільтрується багатоградуване зображення, то необхідно ввести множину порогів (потужність множини рівна числу градацій яскравості) і присвоїти елементу  $\tilde{a}_{ij}$  значення, відповідне максимальному порогу.

Анізотропна фільтрація послаблює вплив окремих плям, які не відносяться до силуету об'єкта. Доведено, що вона забезпечує ефективну фільтрацію зображень, які спотворені адитивним нормальним шумом.

Виділення контурів зображень. Ця операція, іноді називається також операцією одержання графічного препарату або підкреслення границь [7], дозволяє видозмінити зображення так, щоб контрастно виділити окремі області зображення і їх границі. Підкреслення здійснюють підвищенням яскравості зображення в цих точках або підфарбовуванням його у визначені кольори. Обробка зводиться до виділення перепадів яскравості у вихідному зображенні.

Вибір методу виділення ознак є одним із найважливіших факторів в досягненні високої ефективності систем розпізнавання символів. Правильне рішення цієї задачі можливе тільки в тому випадку, коли будуть задоволені дві конфліктуючі між собою вимоги:

- 1 – оптимізація всього процесу розпізнавання в цілому;
- 2 – найкраща відповідність вибраного ознакового опису до конкретних умов задачі розпізнавання.

Аналіз можливості узгодження цих двох вимог вимагає розгляду основних етапів розпізнавання символів і найбільш розповсюджених методів ознакового опису образів.

За визначенням, наведеним в [28], під виділенням ознак розуміють виділення з необроблених даних інформації, релевантної для цілей класифікації, яка в цьому сенсі мінімізує відмінності всередині класів, збільшуючи одночасно розбіжності між класами. Огляд методів виділення ознак в задачі розпізнавання зображень наведено в [29,30], а також в [31, 32]. В результаті їх аналізу можна зробити висновок, що до основних із них відносяться:

1. Ортогональні перетворення;
2. Кореляція з еталонами;
3. Деформування еталонів;
4. Зонування;
5. Інваріантні геометричні моменти;
6. Графові описи;
7. Проекційні гістограми;
8. Контури профілів;
9. Апроксимуючі сплайнові криві;
10. Перетворення Фур'є.
11. Моменти Зерніке;

Кожен з наведених методів може бути використаний до одного чи декількох способів опису зображень символів:

Зображення символів в сірих тонах;

Бінарне зображення символів;

Контур символу;

Скелет символу або граф символу.

Розглянемо коротко суть цих методів ознакового опису, їх переваги і недоліки.

Ортогональні перетворення. Ортогональні перетворення застосовуються до навчальної вибірки з метою оцінки дисперсії (варіації) пікселів в перетвореному просторі. В роботі [14] досліджено перетворення Карунена-Лоева, Фур'є, Адамара-Уолша і зроблено висновок, що найбільш затратним є перетворення Карунена-Лоева, але водночас воно є оптимальним з точки зору мінімізації розмірності простору ознак і помилки перетворення. Кореляція з еталонами. В цьому методі весь клас зображень описується їх типовим представником – еталоном, який частіше всього представляє собою усереднене по класу зображення об'єкта. Хоча системи оптичного розпізнавання символів не використовують цей метод для зображень в сірих тонах, однак він представляє інтерес як стандартна

процедура обробки зображень [18].

В методі порівняння (кореляції) з еталоном крок виділення ознак пропускається, і само зображення символу використовується як вектор ознак. На стадії розпізнавання обчислюється міра близькості між зображенням символу  $Z$  і всіма еталонами  $T_j$ ,  $j = \overline{1, K}$ , після чого вибирається еталон з найбільшою подібністю. Якщо кореляція з еталоном перевищує заданий поріг, то зображенню присвоюється мітка  $k$ -го символу, інакше він залишається нерозпізнаним. Частіше всього за міру схожості використовують квадрат середньої відстані [16]:

$$D_j = \sum_{i=1}^M (Z(x_i, y_i) - T(x_i, y_i))^2, \quad (2.9)$$

де  $M$  - кількість пікселів в зображенні (вважається, що розміри еталона і зображення є однаковими),  $x_i, y_i$  - відповідно абсциса і ордината  $i$ -того пікселя.

Рівняння (2.9) можна представити у вигляді

$$D_j = E_Z - 2R_{ZT} + E_T \quad (2.10)$$

де

$$E_Z = \sum_{i=1}^M (Z^2(x_i, y_i)), \quad (2.10)$$

$$R_{ZT} = \sum_{i=1}^M (Z(x_i, y_i)T_j(x_i, y_i)), \quad (2.11)$$

$$E_T = \sum_{i=1}^M (T_j^2(x_i, y_i)). \quad (2.12)$$

$E_z$  і  $E_T$  є сумарними енергіями зображення і еталона відповідно, а  $R_{ZT}$  - взаємною кореляцією між символом і еталоном. Тому частіше всього в якості міри близькості використовують величину  $R_{ZT}$ , нормалізовану відносно енергій символу і еталона:

$$\tilde{R}_{ZT} = \frac{R_{ZT}}{E_{ZT} R_{ZT}}. \quad (2.13)$$

Незважаючи на свою простоту, інваріантність до масштабування (за умови попереднього узгодження розміри символу і еталона), метод кореляції з еталонами має ряд недоліків. По-перше, він неінваріантний до обертання і сили освітлення, по-друге, дуже чутливий до впливу випадкових шумів. Крім того, для зображень в сірих тонах обчислювальні затрати на знаходження кореляції дуже великі, тому метод використовують тільки для бінарних зображень.

Деформування еталонів. Метод інтенсивно застосовувався в системах розпізнавання об'єктів [21]. В роботі [22] описано його застосування до розпізнавання символів в сірих тонах на кредитних картах з невисокою якістю друку. В якості еталонів використовують скелети символів. Метод полягає в виконанні геометричних перетворень еталона з метою його максимального суміщення з зображенням символу. Недоліки метода – неясність в принципах вибору початкової позиції еталона, великі обчислювальні затрати.

Ознаки, виділені за допомогою ортогональних перетворень, неінваріантні до обертання, масштабування та сили освітлення (останнє - за виключенням перетворення Фур'є).

Зонування. Метод використано в комерційній системі оптичного розпізнавання символів Calera, описаній в [16] для розпізнавання бінарних символів. В ньому сітка розміром  $n \times m$  накладається на зображення і для кожної з  $n \times m$  зон обчислюється середній рівень яскравості, продукуючи ознаковий вектор розміром  $n \times m$  (рис. 1.3). Однак ці ознаки не є інваріантними до освітленості.

Інваріантні геометричні моменти. Вперше поняття інваріантних моментів в розпізнаванні образів увів М.К. Ху [88]. В подальшому в [88,113,119] було показано, що ці геометричні моменти з порядками від 2 до



9 є інваріантними до зміщення, масштабування та обертання відповідно до узагальненого лінійного перетворення:

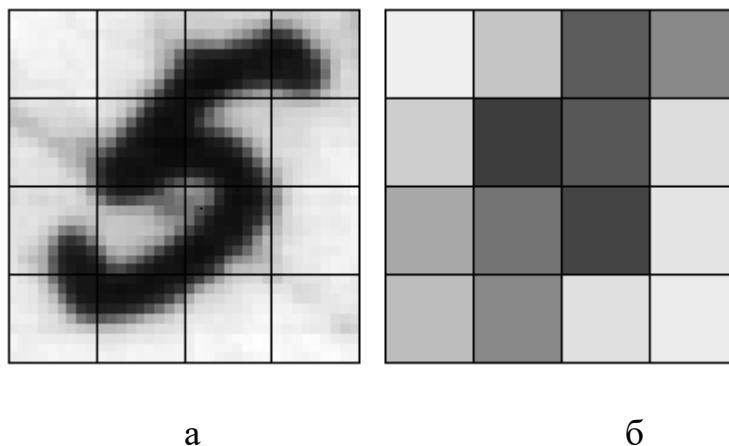


Рисунок 2.2 - Зонування символів, зображених в сірих тонах: а) – накладена на зображення символу сітка розміром 4x4; б) – середні рівні сірого в кожній зоні, які використовуються як ознаки.

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \end{bmatrix} = \mathbf{U}\mathbf{b} = \begin{bmatrix} u_{11} & u_{12} \\ u_{21} & u_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} b_1 \\ b_2 \end{bmatrix}, \quad (2.14)$$

де

$$\mathbf{U} = \begin{bmatrix} u_{11} & u_{12} \\ u_{21} & u_{22} \end{bmatrix}, \quad \mathbf{b} = \begin{bmatrix} b_1 \\ b_2 \end{bmatrix}. \quad (2.15)$$

Для заданої частини зображення  $Z$ , яка містить розпізнаваний символ, момент порядку  $(p + q)$  визначається таким чином:

$$m_{pq} = \sum_{i=1}^M Z(x_i, y_i) (x_i)^p (y_i)^q, \quad (2.16)$$

де  $M$  - кількість пікселів в підобразі.

Центральні моменти порядку  $(p + q)$ , інваріантні до зміщення, отримують шляхом поміщення їх початкових значень в центр ваги:

$$\mu_{pq} = \sum_{i=1}^M Z(x_i, y_i) (x_i - \bar{x})^p (y_i - \bar{y})^q, \quad (2.17)$$

де

$$\bar{x} = \frac{m_{10}}{m_{00}}, \quad \bar{y} = \frac{m_{01}}{m_{00}}. \quad (2.18)$$

В [21] показано, що інваріантними до масштабування є ознаки

$$v_{pq} = \frac{\mu_{pq}}{\mu \left(1 + \frac{p+q}{2}\right)}, \quad p+q \geq 2, \quad (2.19)$$

де  $\mu = \mu_{00} = m_{00}$ . За допомогою параметрів  $v_{pq}$  можна обчислити ознаки, інваріантні до обертань. Наприклад, інваріантами другого порядку є:

$$\phi_1 = v_{20} + v_{02}, \quad (2.20)$$

$$\phi_2 = (v_{20} + v_{02})^2 + v_{11}^2. \quad (2.21)$$

Інваріанти до узагальненого лінійного перетворення (2.16) обчислюються через відносні інваріанти [20,21], що зодовільняють рівнянню:

$$I'_j = |U^T|^{\omega_j} |J|^{k_j} I_j, \quad (2.22)$$

де  $I_j$  є функцією моментів в початковому просторі  $(x, y)$ ,  $I'_j$  є такою ж функцією моментів в перетвореному просторі ознак  $(x', y')$ ,  $\omega_j$  є так званою вагою відносної інваріанти,  $|J|$  є абсолютним значенням Якобіана транспонованою матриці лінійного перетворення  $U^T$ , а  $k_j$  є порядком інваріанта  $I_j$ .

Для бінарного способу представлення символів рівняння (2.16) і (2.17) можуть бути переписані у вигляді

$$m_{pq} = \sum_{i=1}^N (x_i)^p (y_i)^q, \quad (2.23)$$

$$\mu_{pq} = \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^p (y_i - \bar{y})^q, \quad (2.24)$$

де

$$\bar{x} = \frac{m_{10}}{m_{00}}, \quad \bar{y} = \frac{m_{01}}{m_{00}}. \quad (2.25)$$

### 2.3 Висновки до розділу

Аналіз математичних методів і моделей обробки і розпізнавання символів показав, що для узгодження двох конфліктних вимог - оптимізації всього процесу розпізнавання в цілому і найкращої відповідності вибраного ознакового опису до конкретних умов задачі розпізнавання необхідно здійснювати шляхом застосування послідовно-паралельної процедури побудови ефективних систем розпізнавання. Для цього на кожному з етапів обробки зображення необхідно застосовувати такий спосіб ознакового опису символів, використання якого мінімізувало б в середньому помилку і час розпізнавання.

### 3 РОЗРОБКА АЛГОРИТМІВ І ПРОГРАМНОГО ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ РОЗПІЗНАВАННЯ ЗОБРАЖЕНЬ СИМВОЛІВ

#### 3.1 Розробка алгоритмів попередньої обробки зображень

##### Розробка алгоритму фільтрації зображень

Анізотропна фільтрація послабляє вплив окремих плям, що не належать до силуету об'єкта, і пропусків у силуеті. Показано, що вона забезпечує ефективну фільтрацію зображень, пошкоджених адитивним нормальним шумом. Дискретна інтерпретація призводить до співвідношення [52]:

$$\tilde{a}_{ij} = \Lambda \left[ \sum_{v=-Na/2}^{Na/2} \sum_{\xi=-Na/2}^{Na/2} a_{i+v, j+\xi} \omega_{v\xi}^{-\eta} \right], \quad (3.1)$$

де  $a_{ij}$  - елемент матриці відфільтрованого зображення, що знаходиться на перетинанні  $i$ -го рядка і  $j$ -го стовпчика;  $a_{i+v, j+\xi}$  - елемент матриці зображення, пошкодженого перешкодами, розташований на перетинанні  $(i+v)$ -го рядка і  $(j+\xi)$ -го стовпчика;  $\omega_{v\xi}$  - елемент апертури, що представляє собою матрицю розміром  $Na \times Na$  ( $Na$ , як правило, є непарним числом), що знаходиться на перетинанні  $\xi$ -го стовпчика;  $\eta$  - поріг фільтрації, що є константою;  $\Lambda$  - гранична функція.

На рисунку 3.1 представлена головна частина блок-схеми алгоритму фільтрації, де  $A$  – матриця вхідного зображення;  $B$  – вихідного.

На рис. 3.2 представлена блок – схема процедури Filter (процедура фільтрації одного пікселя), де  $a, b$  – елементи матриці зображень  $A$  і  $B$ ;  $a_{i,j,r}$ ,  $a_{i,j,g}$ ,  $a_{i,j,b}$  – відповідно, червона, зелена і синя складова точки ввідного зображення;  $b_{i,j,r}$ ,  $b_{i,j,g}$ ,  $b_{i,j,b}$  – відповідно, червона, зелена і синя складова

точки відфільтрованого зображення;  $\omega$  – апертура.

Роботу даних алгоритмів реалізує програма, реалізована мовою C++ (Додаток Б) і результати машинного експерименту.

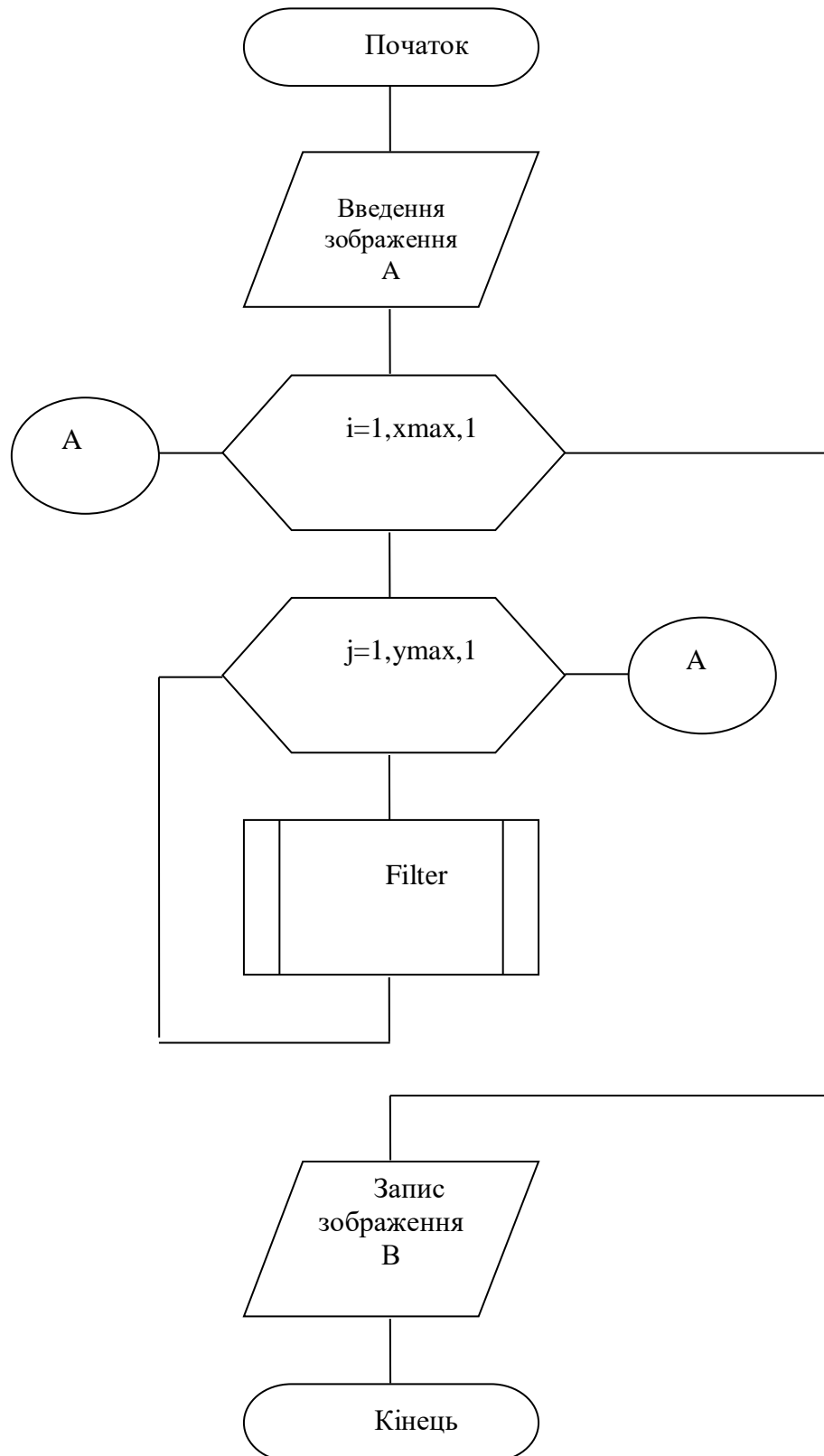


Рисунок 3.1 - Блок-схема головної частини алгоритму фільтрації

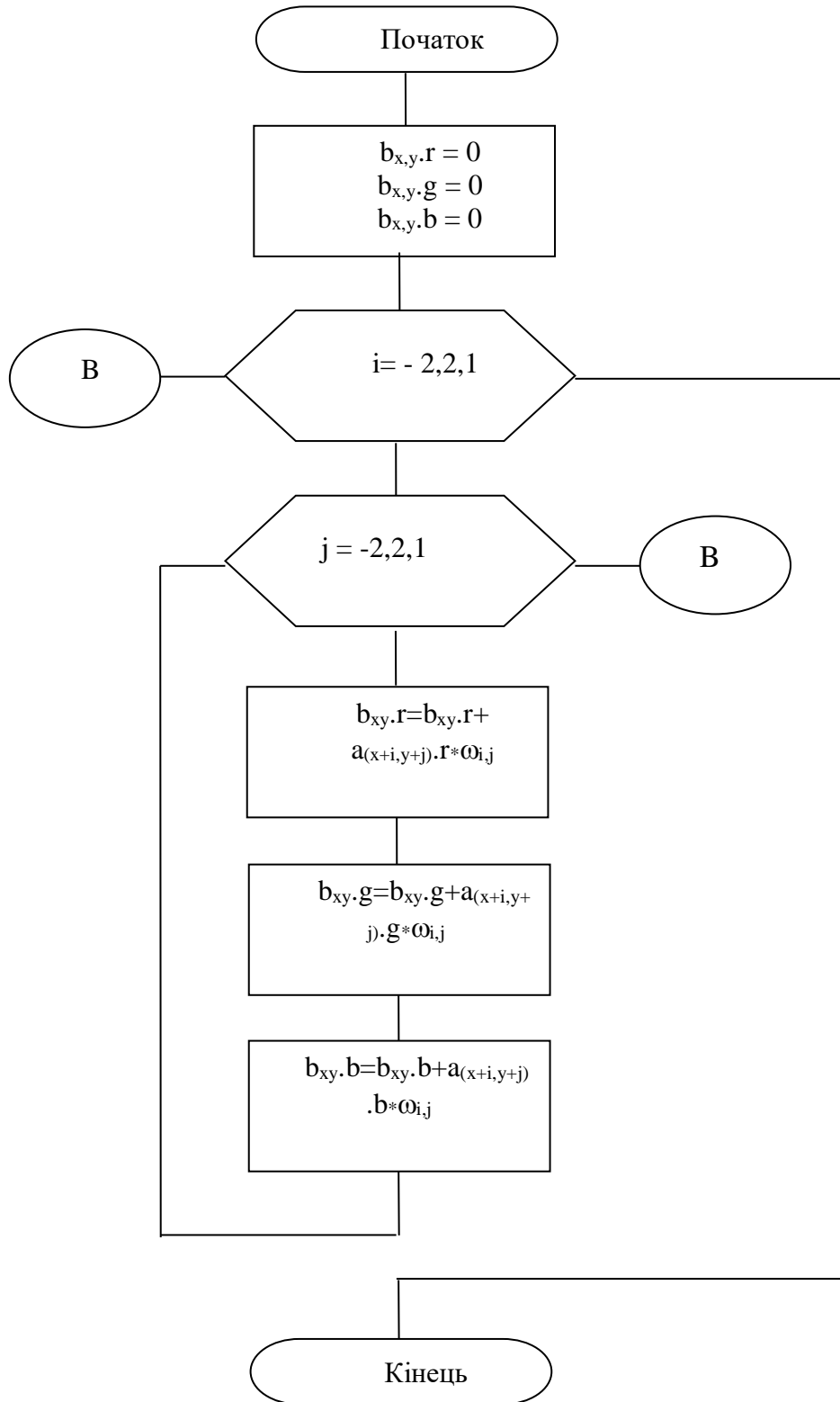


Рисунок 3.2 - Блок – схема процедури Filter

## **Розробка алгоритму виділення контурів символів**

Розпізнавання можна проводити двома методами:

- порівнювати еталонне зображення з деякою областю у вхідному зображенні, поступово рухаючи область по цьому зображенню;
- виділяти область, що цікавить, і порівнювати еталони тільки з нею.

Перший метод має ряд недоліків, через які його не можна у даному випадку застосовувати, (це можливість похибки при випадковій зміні масштабу об'єкту, низька швидкодія). Другий же метод дозволяє виділити контури об'єктів, знаючи які можна використати алгоритми масштабування, при цьому мала ймовірність появи похибки в результаті зміни масштабу. Але він має недоліки: неможливість виділення об'єкту з сукупності, якщо сукупність “злилася” в результаті низької яскравості.

Виникають ситуації, коли необхідно дефрагментувати пофрагментовані об'єкти. Це виконується порівнянням всіх контурів об'єктів, розміри яких не відповідають оригіналу та об'єднанням їх в один об'єкт.

Блок-схема алгоритму виділення контуру об'єкту представлена на рис. 3.3. Вхідними даними для алгоритму є координати  $x, y$  першої знайденої верхньої точки об'єкту. Вихідними координатами прямокутника, що описує об'єкт - (left, right, top, bottom);

## **Розробка алгоритму бінаризації зображень**

Суть бінарного перетворення заключається в тому, що із вихідної багатоградаційної моделі отримується матриця, елементи котрої приймають тільки два значення (нуль або одиниця). Багатоградаційна модель складається із рівнів освітленості. Число цих рівнів може бути різним, в залежності від кількості рівнів квантування. Вихідними даними для обробки є масив  $b_1$ , елементами котрого є елементи зображення, які відрізняються значеннями рівнів освітленості.

Вихідними даними є масив  $o_1$ , який має бінарну модель зображення. Перетворення вихідної моделі в бінарну проходить слідуєчим чином.

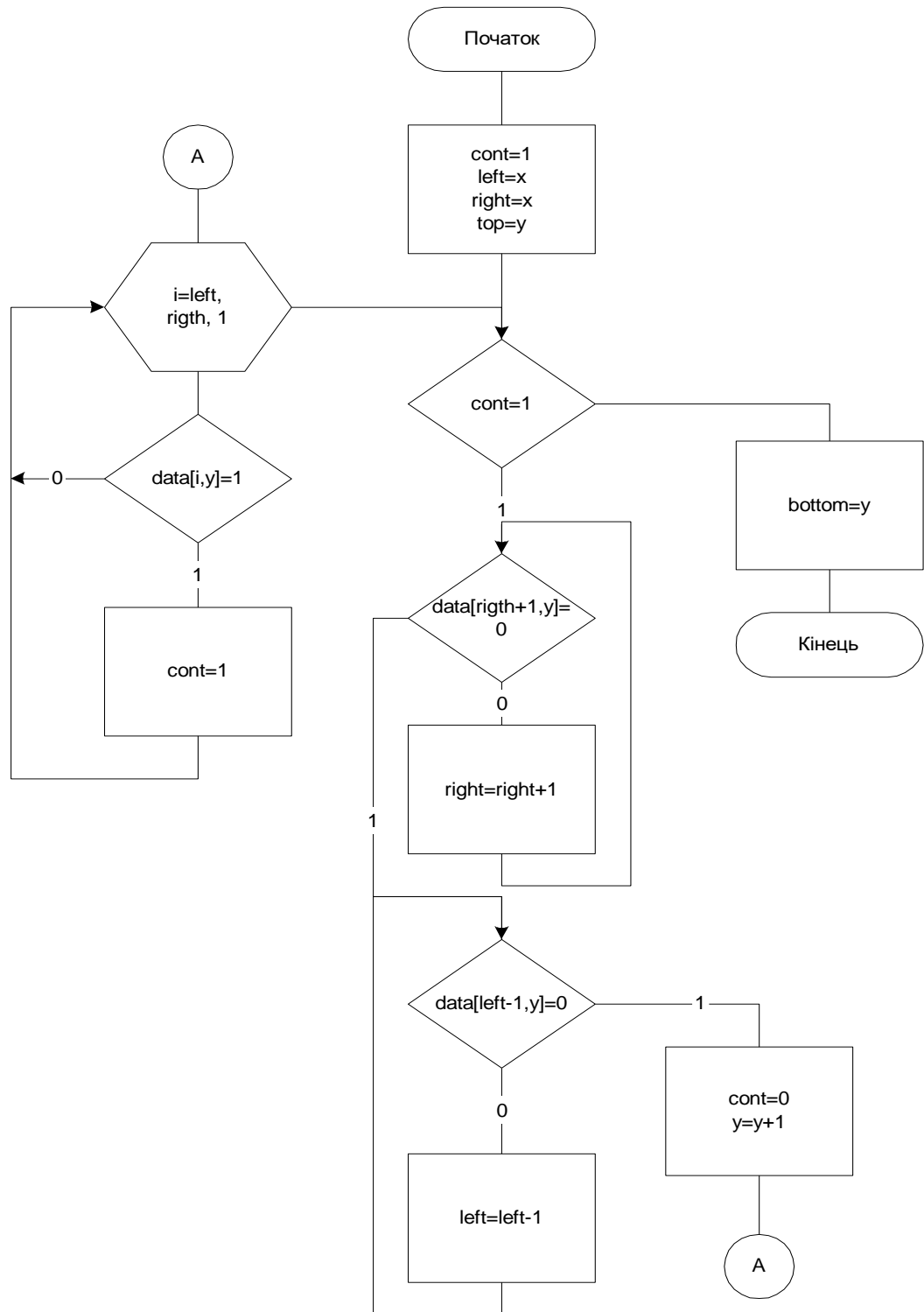


Рисунок 3.3 - Блок-схема алгоритму виділення контуру об'єкту

Послідовно спочатку проходить порівняння двох сусідніх елементів по стовпцям. Якщо наступний елемент не рівний попередньому ( $b[i,j] \neq b[i,j+1]$ ), то елементу вихідного масиву  $o1[i,j]$  присвоюється значення одиниці



( $o1[i,j]=1$ ). Якщо ж ці елементи рівні ( $b[i,j]=b[i,j+1]$ ), то  $o1[i,j]$  присвоюється значення нуль ( $o1[i,j]=0$ ).

Аналогічно відбувається порівняння двох сусідніх елементів по строкам. Якщо  $b[i,j] <> b[i+1,j]$ , то елемент масиву  $o1[i,j]$  приймає значення одиниці ( $o1[i,j]=1$ ). Якщо  $b[i,j]=b[i+1,j]$ , то  $o1[i,j]=0$ .

Таким чином, описання складається шляхом послідовного огляду зображень зліва направо і зверху вниз. Кожні дві сусідні стрічки будуть описані фразою, а весь знак - реченням. Опис зображення, яке сприймається рецепторним полем із  $m*n$  елементів ( $m$ -число стрічок,  $n$  - число стовпців), буде представлено у вигляді  $(m-1)$  фраз, які складаються із  $(n-1)$  букв. Для попередження крайового ефекту перший і  $n$ -й стовпці, перша і  $m$ -а строки завжди повинні бути пустими.

Порівняння відбувається з захватом. Після того, як будуть оброблені перших чотири елементи  $b[i,j]$ ,  $b[i,j+1]$  і  $b[i+1,j]$ ,  $b[i+1,j+1]$ , обробляються елементи  $b[i,j+1]$ ,  $b[i,j+2]$  і  $b[i+1,j+1]$ ,  $b[i+1,j+2]$ . Отже, кожний елемент продивляються двічі, тобто ні один елемент не пропускається. Початок обробки масиву по принципу захвата приведено на рис. 3.4.

Тільки на границі перепадів значень функції освітленості відбувається заповнення одиницями масиву, який має бінарну модель. Ця модель представляє собою контур вихідного зображення.

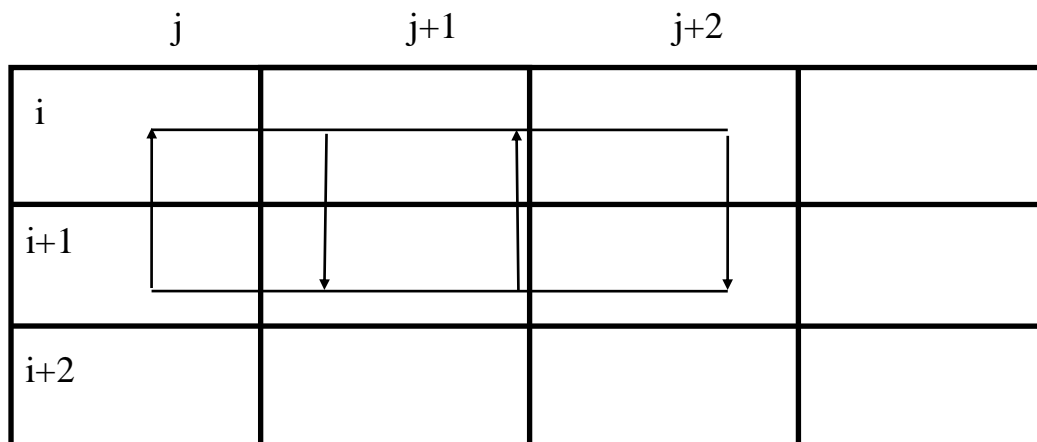


Рисунок 3.4- Принцип захвату елементів масиву

Алгоритм отримання бінарного зображення представлений на рис. 3.5. Для зручності програмної реалізації даного алгоритму, спочатку

відбувається обнуління вихідного масиву  $o1$ , а потім елементам, які знаходяться на границях освітленості, присвоюється значення одиниці відповідно вище перерахованим умовам.

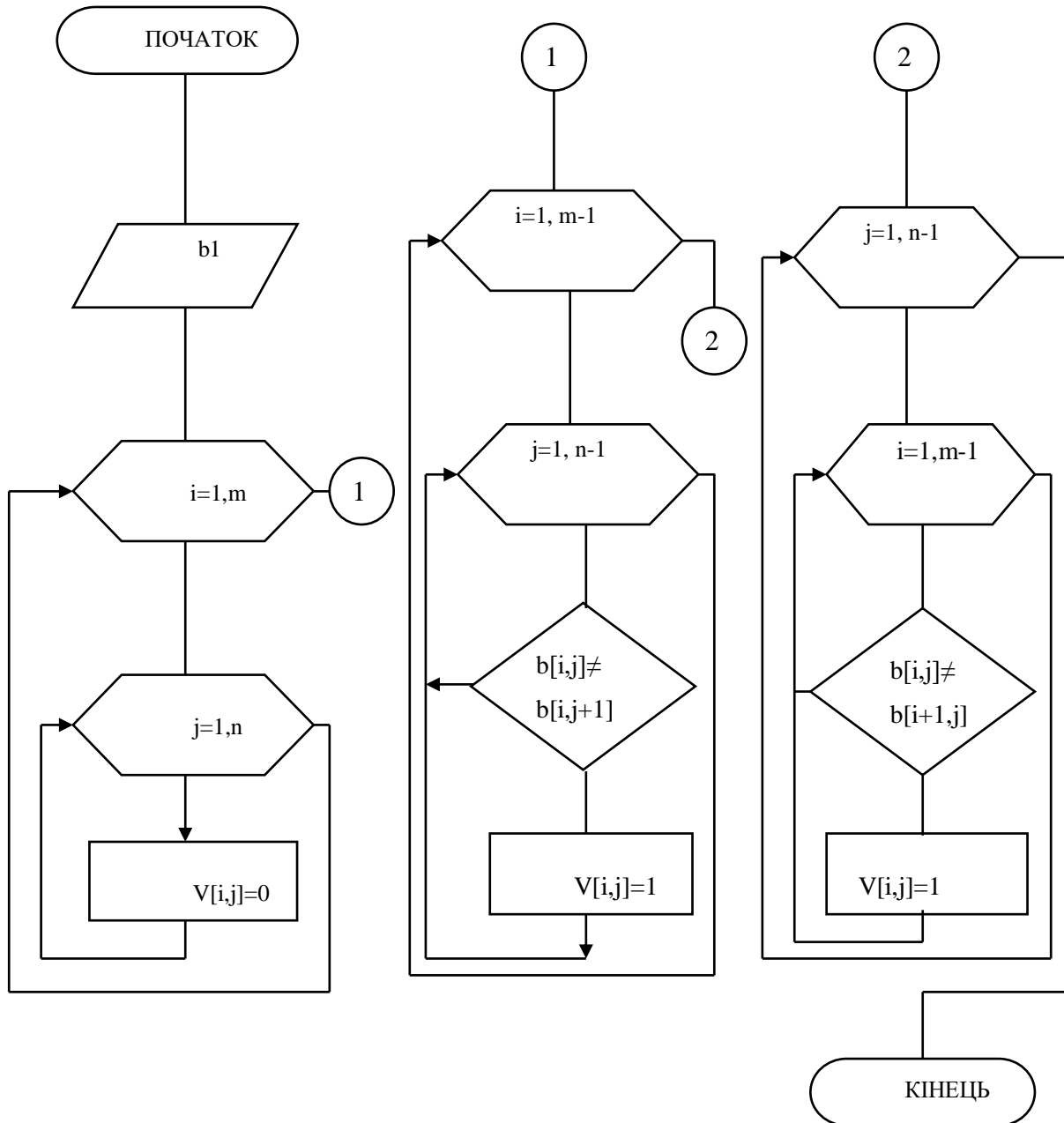


Рисунок 3.5 - Алгоритм бінаризації зображення символу

### 3.2 Розробка методу і алгоритмів виділення ознак символів

Основними етапами розпізнавання символів є фільтрація, бінаризація, сегментація і інші. Їх особливості та математичні моделі були розглянуті

вище.

Під виділенням ознак розуміють виділення з необроблених даних інформації, релевантної для цілей класифікації, яка в цьому сенсі мінімізує відмінності всередині класів, збільшуючи одночасно розбіжності між класами.

В магістерській роботі запропоновано лінгвістико-математичний метод виділення ознак, в якому в якості структурної ознаки вибирається символ у вигляді контура заданого типу, а граматика виведення з нього інших символів будується на основі таких математичних ознак, як центр ваги об'єкту (рис. 3.6), сумарний центр ваг світлих частин символу (рис. 3.7), вектор координат претину символу зі стандартною формою (рис. 3.8). Серед отриманих результатів буде обрано найбільш інформативну ознаку, на основі якої буде проводитися подальша ідентифікація символу.

*Геометричний центр ваги контуру символу.* На рис. 3.6 представлено символ нестандартної форми, який отримано зі сканеру та який пройшов етапи попередньої обробки. Для подальшої ідентифікації даного символу необхідно визначити параметри такої його ознаки, як геометричний центр ваги контуру (контур має постійний розмір 34×70 пікселів для всіх символів). Точка О (рис. 3.6) представляє собою двохелементний масив [x,y] – координати центру ваг, які розраховуються відповідно (3.2) та (3.3).

$$x = \frac{\sum_{j=1}^k x_{сер}}{k}, \quad (3.2)$$

де  $x_{сер}$  – координата алгебраїчної середини світлих пікселів  $j$ -ої стрічки

в контурі  $i$  визначається  $x_{сер_i} = \frac{\sum_{i=1}^m x_i}{m}$ ,  $m$  – кількість стовпців в матриці

зображення.

$k$  – кількість рядків в матриці зображення.

$$y = \frac{\sum_{j=1}^k y_{сер}}{k}, \quad (3.3)$$

де  $y_{сер}$  – координата алгебраїчної середини світлич пікселів  $j$ -го стовпця

в контурі  $i$  визначається  $x_{сер_k} = \frac{\sum_{i=1}^m x_i}{m}$ ,  $m$  – кількість стрічок в матриці зображення;  $k$  – кількість стовпів в матриці зображення.



Рисунок 3.6 - Графічне представлення геометричного центру ваг контуру символу

*Сумарний центр ваг світлич частин символу.* На рис. 3.7 представлено попередньо пройшовший обробку символ, який внесено до стандартного контуру і який має дві світлич частини, відокремлених одна від одної. На рис. 3.7 точка  $C$  є двохелементним масивом  $[x,y]$  – координати сумарного геометричного центру ваг світлич частини контура в просторовій системі координат.

Геометричні центри кожної світлої частини символу визначаються аналогічно попередньому пункту, а сумарний геометричний центр визначається як середньоарифметичне:

$$x(y) = \frac{\sum_{i=1}^n x_i(y_i)}{n}, \quad (3.4)$$

де  $n$  – кількість світлич частин символу.

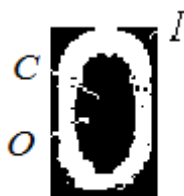


Рисунок 3.7 - Графічне представлення сумарного центру ваг світлих частин контура

*Перетин контуру символу зі стандартною площадкою.* На рис. 3.7 графічно представлено виділення параметрів такої ознаки символу нестандартної форми, як вектор координат його перетину з площадкою стандартної форми і вигляді діагональних та центральних горизонтальних і вертикальних відрізків контура.

У результаті дослідження повертається двомірний вектор розміру  $[2 \times 8]$ , який має структуру, представлену у таблиці 3.3.

Визначення даних координат ведеться з умови того, що для всіх символів площадка має постійний і фіксований розмір, тобто можна користуватись класичними рівняннями прямої для відрізків OA, OB, OC, OD, OE, OF, OG, OH (рис. 3.7). Лістинг підпрограми визначення вектору координат перетину нестандартних символів з площадкою у вигляді сітки представлений у додатках.

Таблиця 3.3 - Структура вектору перетину символу із сіткою (т.О – точка перетину всіх відрізків)

Відрізок Координата перетину символа з відрізком	OA	OB	OC	OD	OE	OF	OG	OH
[X]	x <sub>1</sub>	x <sub>2</sub>	x <sub>3</sub>	x <sub>4</sub>	x <sub>5</sub>	x <sub>6</sub>	x <sub>7</sub>	x <sub>8</sub>
[Y]	y <sub>1</sub>	y <sub>2</sub>	y <sub>3</sub>	y <sub>4</sub>	y <sub>5</sub>	y <sub>6</sub>	y <sub>7</sub>	y <sub>8</sub>

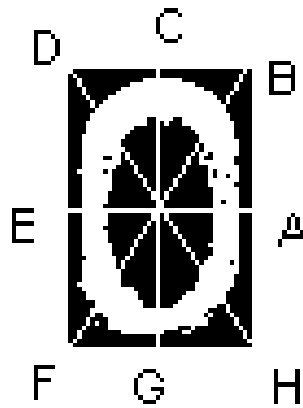


Рисунок 3.8 - Графічне представлення ознаки перетину символа з контуром стандартної форми (у вигляді діагональних та центральних вертикальних і горизонтальних відрізків)

Розпізнавання символу проводиться на основі інформативності ознаки перетину цифри зі стандартною площадкою на основі методу найменшої відстані об'єкту розпізнавання від еталону. За еталон прийняті усереднені значення отриманих результатів дослідження на всій вибірці символів (розмір вибірки складає 35 експериментів на кожний символ). Значення еталонів представлені в табл. 3.4.

Таблиця 3.4 - Еталони символів по ознаці перетину із сіткою

Символ	Вектор [x]	Вектор [y]
0	39 36 21 8 4 8 21 35	32 9 3 11 32 53 61 53
1	30 30 21 11 0 0 21 32	32 19 5 16 0 0 59 48
2	36 36 21 4 0 6 21 39	32 9 3 5 0 56 60 59
3	28 37 21 6 17 3 21 38	32 8 4 8 32 61 60 58
4	38 37 21 9 2 18 21 39	32 8 30 12 32 37 38 59
5	38 26 21 4 4 0 21 34	32 25 3 5 32 0 60 52
6	38 26 21 12 6 6 21 35	32 25 5 17 32 56 58 53
7	32 36 21 6 0 9 21 26	32 9 7 8 0 52 46 39
8	32 36 21 6 0 9 21 26	32 12 4 11 32 52 59 53
9	39 37 21 7 9 5 21 29	32 8 5 9 32 58 50 44

Отже, відстань від об'єкту розпізнавання до  $i$ -го еталону визначають згідно виразу (3.5):

$$D_i = \sum_{j=1}^8 \sqrt{(x_{ej} - x_{oj})^2 + (y_{ej} - y_{oj})^2} \quad (3.5)$$

А ідентифікують символ відповідно до еталону, відстань до якого найменша:

$$Identify = \min_i (D). \quad (3.6)$$

де  $i = [0...9]$  – цифри 0 – 9.

E – еталон.

O – об'єкт розпізнавання.

Identify – символ, отриманий в результаті розпізнавання.

Даний метод розпізнавання нестандартних символів викарбованих на металі та введених за допомогою сканера, показав точність порядку 98,7%.

Переваги методу класифікації "ближчого сусіда" – це простота, ефективність. На противагу, відповідно методу кореляційного порівняння, для виконання методу ідентифікації символу необхідно «прогнати» усю матрицю зображення, що веде до великих обчислювальних затрат.

Недоліками даного методу є то, що він потребує попередньої організації класів та він ігнорує явище того, що кластер зазвичай має центральну область, куди вектор ознак попадає найбільш часто ніж поза межами цієї області і тому результат класифікації не буде найкращим.

### 3.3 Розробка алгоритму кореляційного розпізнавання символів

Для визначення належності об'єктів до конкретного типу проводиться кореляційне порівняння об'єктів з еталоном. Розміри еталонів взято в 2 рази більші за розміри об'єкту, тому перед кореляційним аналізом необхідно розміри об'єкту привести до розмірів еталону (в даній роботі розміри об'єкту не змінюються, але при розрахунку коефіцієнту кореляції координати пікселів в об'єкті приводяться до системи координат еталону з врахуванням

розмірів) [36]:

$$r = \frac{\sigma_{xy}}{\sigma_x \sigma_y}, \quad (3.7)$$

де  $r$ - коеф. кореляції;  $\sigma_{xy}$ ,  $\sigma_x$ ,  $\sigma_y$  – коваріантність та дисперсія першого та другого зображення і визначаються за такими формулами:

$$\sigma_{xy} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (x_n - \bar{x})(y_n - \bar{y});$$

$$\sigma_x^2 = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (x_n - \bar{x})^2 \quad (3.8)$$

$$\sigma_y^2 = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (y_n - \bar{y})^2, \quad (3.9)$$

де  $N$ - кількість елементів в зображенні;  $x_n$ ,  $y_n$  – відповідні елементи зображень;  $\bar{x}$ ,  $\bar{y}$ - середні значення зображень, які визначаються за формулами.

$$\bar{x} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N x_n; \quad (3.10)$$

$$\bar{y} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N y_n. \quad (3.11)$$

Об'єкт порівнюється з 10 еталонами (цифри від 0 до 10), і по значенню величини коефіцієнта кореляції приймається відповідність об'єкту до одного із класів еталонів. Причому, якщо різниця між двома найбільшими коефіцієнтами кореляції менше 0.2, результат не приймається як неоднозначний. Результат також не приймається при значенні коефіцієнтом



кореляції менше 0.5.

Схема програми, яка реалізує процес кореляційного розпізнавання символів, представлена на рис. 3.7.

Вхідними даними є: Obj – зображення об'єкту;

Def[10] – масив еталонних зображень

Вихідними: No – номер еталону, якому відповідає об'єкт,

Kor – коеф. Кореляції з еталоном.

Програма розпізнавання зображень нестандартних символів, що реалізує розроблений алгоритм, розроблена на мові Матлаб.

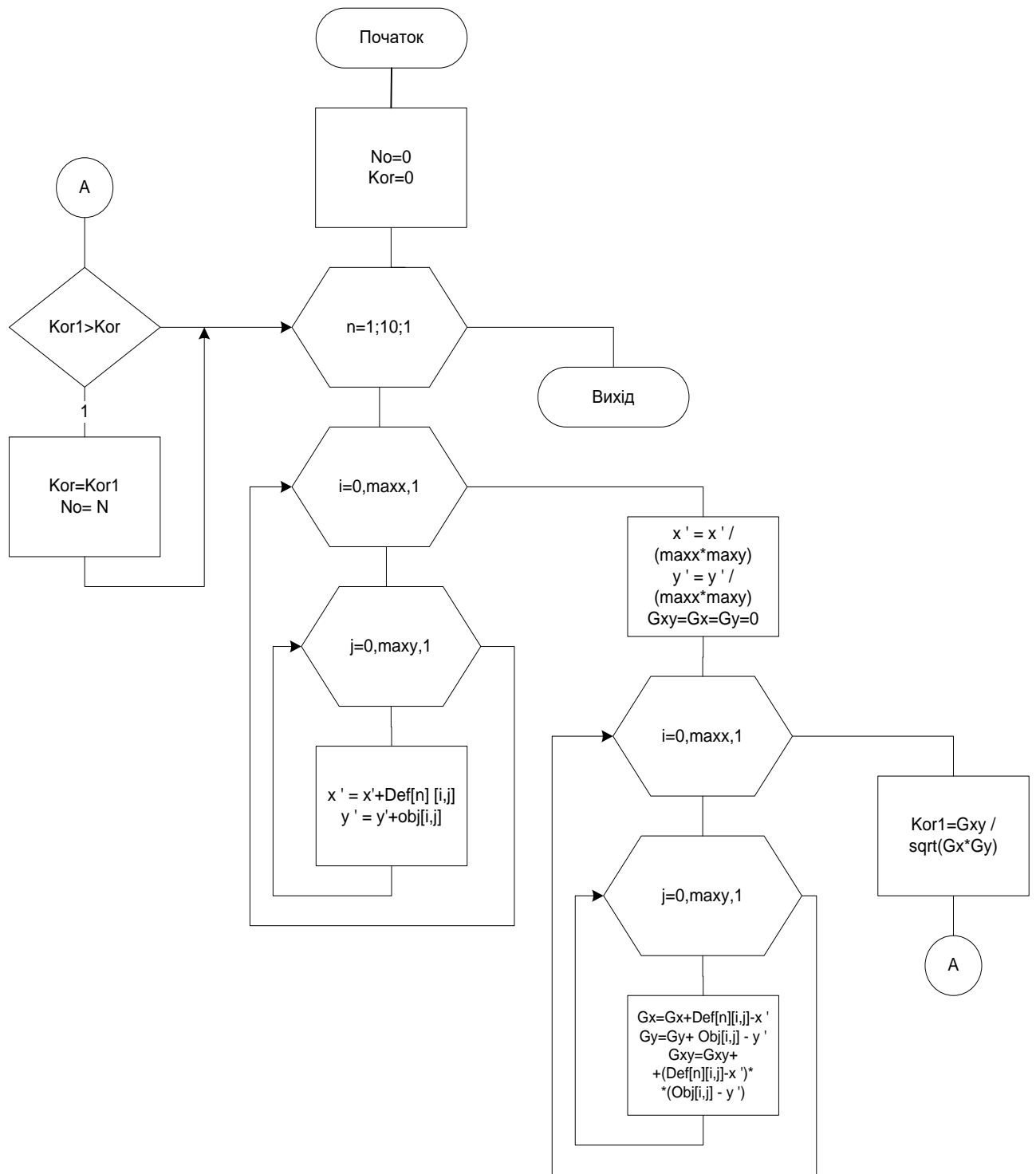


Рисунок 3.7 –Схема програми кореляційного розпізнавання

Лістинг програми кореляційного розпізнавання образів символів в умовах афінних геометричних завдань наведений в Додатку Б.

### **3.4 Висновки до розділу**

В даному розділі магістерської кваліфікаційної роботи розроблено алгоритми попередньої обробки зображень символів і алгоритм кореляційного розпізнавання символів. До алгоритмів попередньої обробки зображень відносяться алгоритм анізотропної фільтрації зображень символів, алгоритм виділення контурів символів, алгоритм бінаризації зображень символів. За результатами проведеного на основі вибраних критеріїв порівняльного аналізу найбільш вживаних методів розпізнавання для заданих вхідних даних вибрано метод кореляційного розпізнавання символів. Розроблено програмне забезпечення для реалізації розроблених алгоритмів обробки і розпізнавання символів, лістинги програм наведені в додатках. Машинний експеримент показав точність розпізнавання символів 98.6%, що підтверджує адекватність розроблених алгоритмів і програм.

## 4 ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНІ ДОСЛІДЖЕННЯ РОЗРОБЛЕНОГО ПРОГРАМНОГО ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ

### 4.1 Дослідження впливу завад на точність розпізнавання символів

Для оцінки якості розпізнавання за допомогою розробленого програмного забезпечення проведено тестування на кількість не впевнених розпізнавань, та кількість помилок програми. Для цього було оброблено 56 замків з звичайною якістю нанесеного маркування, 56 замків з низькою якістю маркування (явно виражені випадання частин цифр, невідповідність колір червоному). Результати тестування занесені до таблиці 4.1.

Таблиця 4.1 – Вплив технічної якості маркування на точність розпізнавання

Тип матеріалу	Невпевнено розпізнані %	Помилки програми %
Звичайна якість	4%	0%
Явно виражене відхилення якості	40%	10%

З результатів тестування видно, що застосування комплексу можливе лише при відповідності маркування технічним вимогам якості.





Також в роботі проведено синтетичний тест для оцінки впливу завад в зображеннях на результати розпізнавання розробленими програмами.

Для синтезування шумових завад на зображенні символів в графічному пакеті Photoshop було використано фільтр шуму, з розподілом по Гауссу і параметрами фільтра  $\eta=30, 60, 90$ . Результати тестування занесено у таблицю 4.2.

Як видно з таблиці, коли рівень шуму в сигналі перевищує 10%) анізотропна фільтрація на процесі попередньої обробки вже не справляється з адитивним шумом, що добре узгоджується з теоретичними оцінками,

проведеними в розділі 2.5.

Таблиця 4.2 – Результати впливу шумових завад на результати розпізнавання

Параметр шуму	Візуальне зображення	Значення коеф. кореляції	
		Min %	Aver %
0		69	72
10		63	65
20		30	53
30		16	42

Хоча такий рівень шуму є недопустимий за технічним нормам для промислового процесу, ситуацію можна покращити шляхом використання апертури більшого розміру в анізотропному фільтрі (в розробленій програмі використовується апертура розміром 3x3).

#### 4.2 Дослідження впливу якості зображення на розпізнавання

В даному синтетичному тесті здійснюється зменшення червоної складової зображення зі збільшенням синьої і зеленої. В графічному пакеті Photoshop формується три зображення із зміною складових кольору на 5, 10,

20 відсотків, результат тестування занесено у таблицю 4.3.

Таблиця 4.3 – Результати дослідження впливу зміни кольору

Зміна складових кольору %	Значення коефіцієнта кореляції	
	Min %	Aver %
0	68	72
5	61	70
10	58	60
20	45	53

За результатами тестування видно, що вплив, достатній для погіршення працездатності програмного забезпечення, починається з внесення розбалансування між червоними та синім + зеленим кольорами, починаючи з 20%. Але 20 % - це затухання червоного кольору на 40% від решти кольорів. Такі ситуації майже неможливі При справному і відкалібровани устаткуванням.

Цей синтетичний тест виконується при повороті вхідного зображення на 5,7,10 градусів у графічному пакеті Photoshop. Після чого отриманні синтетичні данні використовуються для проведення тестування, результат тестування занесено у таблицю 4.4.

Таблиця 4.4 - Результати тесту з впливу повороту зображення

Кут повороту, градусів	Значення коеф. кореляції	
	Min %	Aver %
0	68	72
5	53	58
7	41	50
10	18	38

Зміна кута повороту має найбільший вплив на якість розпізнавання, оскільки в програмно-апаратному комплексі не передбачено ніяких механізмів по боротьбі з цим фактором. Отже необхідно якнайсерйозніше віднестися до цієї проблеми при виготовленні засобів для фіксації об'єктів під час зйомки, незважаючи на те, що з результатів тестування допускається зміна кута нахилу на 5 градусів.

Ще один синтетичний тест був проведений для визначення впливу

зміни розмірів зображення на якість розпізнавання. Для його проведення підготовувались три матеріали із зменшенням зображень об'єктів на 5, 10, 30 %. Отриманні зображення тестувались. Результати тестування наведені в таблицю 4.5.

Таблиця 4.5 – Тест на вплив розміру зображення на якість розпізнавання

Зменшення на, %	Значення коефіцієнта кореляції	
	Min %	Aver %
-15	68	74
0	68	72
5	68	70
15	67	70
30	68	72

З результатів тестування видно, що при зміні розміру вхідного зображення, результат розпізнавання не погіршується. Це досягається завдяки механізмам масштабування зображення перед кореляційним аналізом.

### 4.3 Результати тестування програмного забезпечення

Об'єктом розпізнавання в машинному експерименті є послідовність ц із семи цифр, відштампованих на металевій поверхні циліндричного замка. Вибитий номер заповнюється фарбою червоного кольору. Остання особливість (червоний колір номеру) використовується для відокремлення корисної інформації від фону. Матеріал і форма об'єкту створюють геометричні і шумові (відбиття металом освітлення створює засвіти в оцифрованому матеріалі) умови, які не дозволяють використовувати існуюче на сьогодні програмне забезпечення.

Для демонстрації роботи алгоритмів, які наведені вище, використовується вхідне зображення, що представлено на рисунку 4.1.



Рисунок 4.1 - Вхідне зображення

Для відокремлення напису від фону проводиться виділення червоного кольору програмою, представленою в Додатку Б.1:

Результатом роботи такого алгоритму є зображення градацій червоного, який представлений на рисунку 4.2.



Рисунок 4.2 - Градації виділеного програмою червоного

Результатом роботи програми анізотропної фільтрації зображення (Додаток Б.2) представлений на рисунку 4.3.

З результату видно різке зменшення неоднорідностей та пікселів яскравості. Після виконання етапів попередньої обробки отримано градаційне зображення робочого напису (де чим світліший піксель – тим більша його інтенсивність).





Рисунок 4.3 - Результат роботи програми анізотропної фільтрації

Результат роботи програми бінаризації (Додаток Б.3) отриманого градаційного зображення представлений на рис. 4.4.

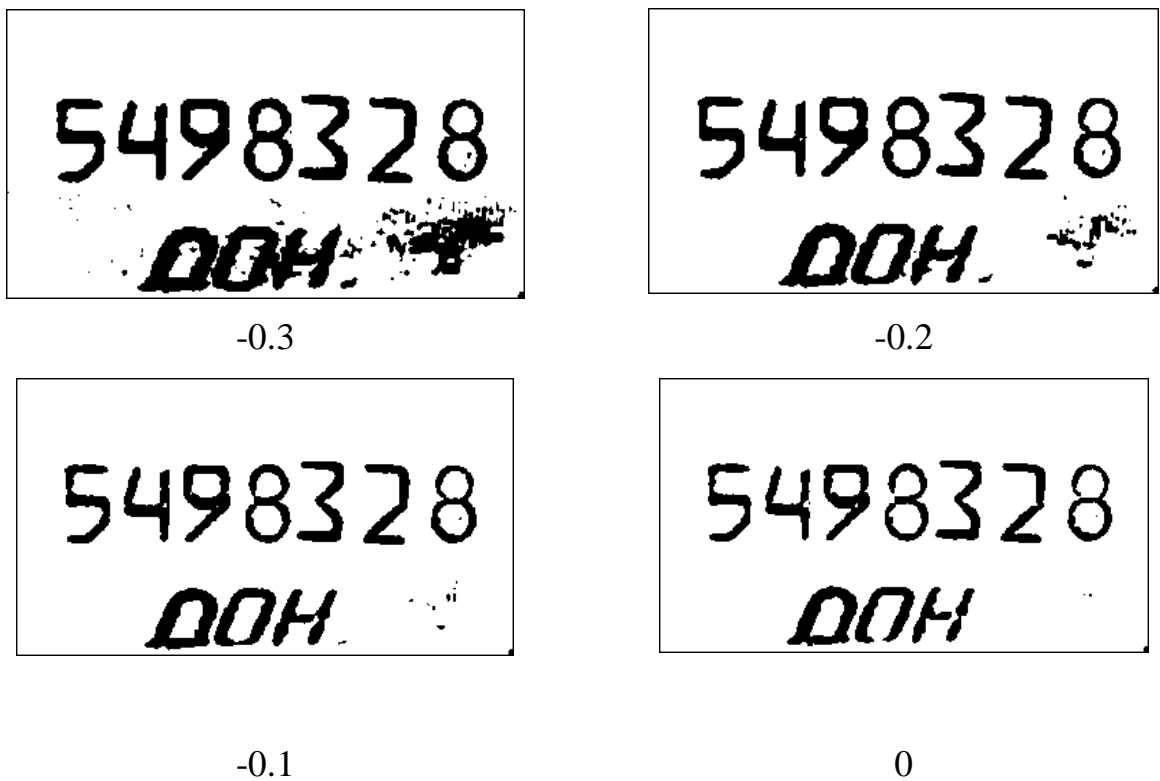
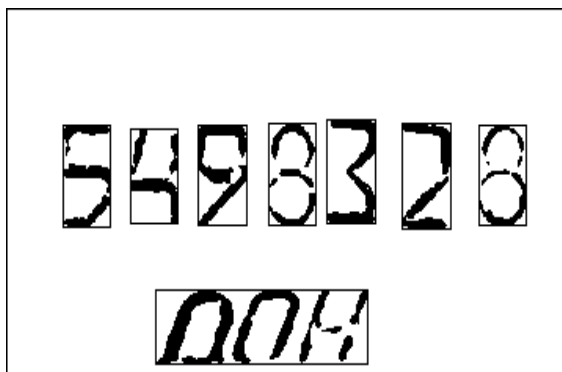


Рисунок 4.4 - Бінарні зображення з різним коефіцієнтом поправки

Результат роботи програми виділення контурів символів на зображенні (Додаток Б.4) представлений на рис. 4.5.



Рисунку 4.5 - Результат роботи програми виділення контурів символів




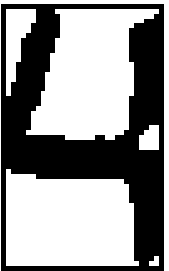


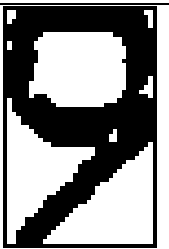


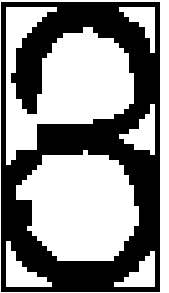


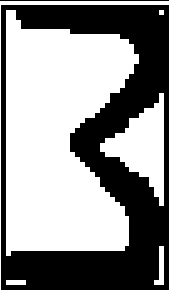


Як показують результати роботи машинного експерименту, розроблені на мові Матлаб програми попередньої обробки зображення символів працюють адекватно.

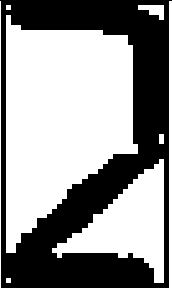


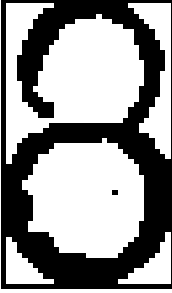


Після виділення контурів об'єктів, необхідно провести їх кореляційне порівняння з оригіналом.

Об'єкт порівнюється з 10-тьма еталонами (цифри від 0 до 10), і по значенню величини коефіцієнта кореляції приймається відповідність об'єкту до одного із класів еталонів. Причому, якщо різниця між двома найбільшими коефіцієнтами кореляції менше 0.2, результат не приймається як неоднозначний. Результат також не приймається при значенні коефіцієнтом кореляції менше 0.5.

Результати роботи програми розпізнавання (Додаток Б.5) нестандартних символів в зображенні з рисунка. 4.1 представлено в таблиці 4.6. Для даного прикладу видно, що не виникає проблем з розпізнаванням і результати задовольняють умовам, які ставляться до розробленого програмного забезпечення.

Таблиця 4.6 – Результати роботи програми розпізнавання символів

Об'єкт	Коеф. кореляції макс. (%)	Відповідний еталонний об'єкт	Коеф. кореляції сусідній з макс. (%)	Відповідний еталонний об'єкт
	82		26	
	70		23	
	70		42	
	72		48	
	71		35	

	79		26	
	69		48	

#### 4.4 Висновки до розділу

В даному розділі розроблено алгоритми попередньої обробки зображень символів і алгоритм розпізнавання символів. До алгоритмів попередньої обробки зображень відносяться алгоритм анізотропної фільтрації зображень символів, алгоритм виділення контурів символів, алгоритм бінаризації зображень символів. Розроблено програмне забезпечення мовою Матлаб для реалізації розроблених алгоритмів обробки і розпізнавання символів, лістинги програм наведені в Додатку Б роботи. Машинний експеримент показав точність розпізнавання символів 98.6%, що підтверджує адекватність розроблених алгоритмів і програм.

## 5 ЕКОНОМІЧНА ЧАСТИНА

Виконання науково-дослідної роботи завжди передбачає отримання певних результатів і вимагає відповідних витрат. Результати виконаної роботи завжди дають нам нові знання, які в подальшому можуть бути використані для удосконалення та/або розробки (побудови) нових, більш продуктивних зразків техніки, процесів та програмного забезпечення.

Дослідження на тему «Розробка методу і алгоритмів автоматичного розпізнавання зображень в умовах завад» може бути віднесено до фундаментальних і пошукових наукових досліджень і спрямоване на вирішення наукових проблем, пов'язаних з практичним застосуванням. Основою таких досліджень є науковий ефект, який виражається в отриманні наукових результатів, які збільшують обсяг знань про природу, техніку та суспільство, які розвивають теоретичну базу в тому чи іншому науковому напрямку, що дозволяє виявити нові закономірності, які можуть використовуватися на практиці.

Для цього випадку виконаємо такі етапи робіт:

- 1) здійснимо проведення наукового аудиту досліджень, тобто встановлення їх наукового рівня та значимості;
- 2) проведемо планування витрат на проведення наукових досліджень;
- 3) здійснимо розрахунок рівня важливості наукового дослідження та перспективності, визначимо ефективність наукових досліджень.

### 5.1 Оцінювання наукового ефекту

Основними ознаками наукового ефекту науково-дослідної роботи є новизна роботи, рівень її теоретичного опрацювання, перспективність, рівень розповсюдження результатів, можливість реалізації. Науковий ефект НДР на тему «Розробка методу і алгоритмів автоматичного розпізнавання зображень

в умовах завад» можна охарактеризувати двома показниками: ступенем наукової новизни та рівнем теоретичного опрацювання.

Значення показників ступеня новизни і рівня теоретичного опрацювання науково-дослідної роботи в балах наведені в табл. 5.1 та 5.2.

Таблиця 5.1 – Показники ступеня новизни науково-дослідної роботи виставлені експертами

Ступінь новизни	Характеристика ступеня новизни	Значення ступеня новизни, бали		
		Експерти (ПБ, посада)		
		1	2	3
Принципово нова	Робота якісно нова за постановкою задачі і ґрунтується на застосуванні оригінальних методів дослідження. Результати дослідження відкривають новий напрям в даній галузі науки і техніки. Отримані принципово нові факти, закономірності; розроблена нова теорія. Створено принципово новий пристрій, спосіб, метод	-	-	-
Нова	Отримана нова інформація, яка суттєво зменшує невизначеність наявних значень (по-новому або вперше пояснені відомі факти, закономірності, впроваджені нові поняття, розкрита структура змісту). Проведено суттєве вдосконалення, доповнення і уточнення раніше досягнутих результатів	57	60	55
Відносно нова	Робота має елементи новизни в постановці задачі і методах дослідження. Результати дослідження систематизують і узагальнюють наявну інформацію, визначають шляхи подальших досліджень; вперше знайдено зв'язок (або знайдено новий зв'язок) між явищами. В принципі відомі положення розповсюджені на велику кількість об'єктів, в результаті чого знайдено ефективне рішення. Розроблені більш прості способи для досягнення відомих результатів.	-	-	-

	Проведена часткова раціональна модифікація (з ознаками новизни)			
Традицій на	Робота виконана за традиційною методикою. Результати дослідження мають інформаційний характер. Підтвержені або поставлені під сумнів відомі факти та твердження, які потребують перевірки. Знайдено новий варіант рішення, який не дає суттєвих переваг в порівнянні з існуючим	-	-	-
Не нова	Отримано результат, який раніше зафіксований в інформаційному полі, та не був відомий авторам	-	-	-
<b>Середнє значення балів експертів</b>		<b>57,3</b>		

Згідно отриманого середнього значення балів експертів ступінь новизни характеризується як нова, тобто отримана нова інформація, яка суттєво зменшує невизначеність наявних знань (по-новому або вперше пояснені відомі факти, закономірності, впроваджені нові поняття, розкрита структура змісту) та проведено суттєве вдосконалення, доповнення і уточнення раніше досягнутих результатів.

Таблиця 5.2 – Показники рівня теоретичного опрацювання науково-дослідної роботи виставлені експертами

Характеристика рівня теоретичного опрацювання	Значення показника рівня теоретичного опрацювання, бали		
	Експерт (ПБ, посада)		
	1	2	3
Відкриття закону, розробка теорії	-	-	-

Глибоке опрацювання проблеми: багатоаспектний аналіз зв'язків, взаємозалежності між фактами з наявністю пояснень, наукової систематизації з побудовою евристичної моделі або комплексного прогнозу	60	65	-
Розробка способу (алгоритму, програми), пристрою, отримання нової речовини	-	-	55
Елементарний аналіз зв'язків між фактами та наявною гіпотезою, класифікація, практичні рекомендації для окремого випадку тощо	-	-	-
Опис окремих елементарних фактів, викладення досвіду, результатів спостережень, вимірювань тощо	-	-	-
<b>Середнє значення балів експертів</b>	<b>60,0</b>		

Згідно отриманого середнього значення балів експертів рівень теоретичного опрацювання науково-дослідної роботи характеризується як глибоке опрацювання проблеми: багатоаспектний аналіз зв'язків, взаємозалежності між фактами з наявністю пояснень, наукової систематизації з побудовою евристичної моделі або комплексного прогнозу.

Показник, який характеризує рівень наукового ефекту, визначаємо за формулою [35]:

$$E_{\text{нау}} = 0,6 \cdot k_{\text{нов}} + 0,4 \cdot k_{\text{теор}}, \quad (5.1)$$

де  $k_{\text{нов}}, k_{\text{теор}}$  - показники ступеня новизни та рівня теоретичного опрацювання науково-дослідної роботи,  $k_{\text{нов}} = 57,3, k_{\text{теор}} = 60,0$  балів;

$0,6$  та  $0,4$  – питома вага (значимість) показників ступеня новизни та рівня теоретичного опрацювання науково-дослідної роботи.

$$E_{\text{нау}} = 0,6 \cdot k_{\text{нов}} + 0,4 \cdot k_{\text{теор}} = 0,6 \cdot 57,3 + 0,4 \cdot 60,00 = 58,40 \text{ балів.}$$

Визначення характеристики показника  $E_{\text{нау}}$  проводиться на основі висновків експертів виходячи з граничних значень, які наведені в табл. 5.3.



Таблиця 5.3 – Граничні значення показника наукового ефекту

Досягнутий рівень показника	Кількість балів
Високий	70...100
Середній	50...69
Достатній	15...49
Низький (помилкові дослідження)	1...14

Відповідно до визначеного рівня наукового ефекту проведеної науково-дослідної роботи на тему «Розробка методу і алгоритмів автоматичного розпізнавання зображень в умовах завад», даний рівень становить 58,40 балів і відповідає статусу - середній рівень. Тобто у даному випадку можна вести мову про потенційну фактичну ефективність науково-дослідної роботи.

## 5.2 Розрахунок витрат на здійснення науково-дослідної роботи

Витрати, пов'язані з проведенням науково-дослідної роботи на тему «Розробка методу і алгоритмів автоматичного розпізнавання зображень в умовах завад», під час планування, обліку і калькулювання собівартості науково-дослідної роботи групуємо за відповідними статтями.

### 5.2.1 Витрати на оплату праці

До статті «Витрати на оплату праці» належать витрати на виплату основної та додаткової заробітної плати керівникам відділів, лабораторій, секторів і груп, науковим, інженерно-технічним працівникам, конструкторам, технологам, креслярам, копіювальникам, лаборантам, робітникам, студентам, аспірантам та іншим працівникам, безпосередньо зайнятим виконанням конкретної теми, обчисленої за посадовими окладами, відрядними розцінками, тарифними ставками згідно з чинними в організаціях системами оплати праці.

#### Основна заробітна плата дослідників

Витрати на основну заробітну плату дослідників ( $Z_o$ ) розраховуємо у відповідності до посадових окладів працівників, за формулою [35]:

$$Z_o = \sum_{i=1}^k \frac{M_{ni} \cdot t_i}{T_p}, \quad (5.2)$$

де  $k$  – кількість посад дослідників залучених до процесу досліджень;

$M_{ni}$  – місячний посадовий оклад конкретного дослідника, грн;

$t_i$  – число днів роботи конкретного дослідника, дн.;

$T_p$  – середнє число робочих днів в місяці,  $T_p=22$  дні.

$$Z_o = 12850,00 \cdot 21 / 22 = 12265,91 \text{ грн.}$$

Проведені розрахунки зведемо до таблиці.

Таблиця 5.4 – Витрати на заробітну плату дослідників

Найменування посади	Місячний посадовий оклад, грн	Оплата за робочий день, грн	Число днів роботи	Витрати на заробітну плату, грн
Керівник проекту	12850,00	584,09	21	12265,91
Інженер-розробник систем автоматизавного управління	12000,00	545,45	18	9818,18
Науковий співробітник	12100,00	550,00	12	6600,00
Технік	7100,00	322,73	5	1613,64
Всього				30297,73

#### Основна заробітна плата робітників

Витрати на основну заробітну плату робітників ( $Z_p$ ) за відповідними найменуваннями робіт НДР на тему «Розробка методу і алгоритмів автоматичного розпізнавання зображень в умовах завад» розраховуємо за формулою:

$$Z_p = \sum_{i=1}^n C_i \cdot t_i, \quad (5.3)$$

де  $C_i$  – погодинна тарифна ставка робітника відповідного розряду, за виконану відповідну роботу, грн/год;

$t_i$  – час роботи робітника при виконанні визначеної роботи, год.

Погодинну тарифну ставку робітника відповідного розряду  $C_i$  можна визначити за формулою:

$$C_i = \frac{M_M \cdot K_i \cdot K_c}{T_p \cdot t_{зм}}, \quad (5.4)$$

де  $M_M$  – розмір прожиткового мінімуму працездатної особи, або мінімальної місячної заробітної плати (в залежності від діючого законодавства), прийmemo  $M_M=2379,00$  грн;

$K_i$  – коефіцієнт міжкваліфікаційного співвідношення для встановлення тарифної ставки робітнику відповідного розряду (табл. Б.2, додаток Б) [35];

$K_c$  – мінімальний коефіцієнт співвідношень місячних тарифних ставок робітників першого розряду з нормальними умовами праці виробничих об'єднань і підприємств до законодавчо встановленого розміру мінімальної заробітної плати.

$T_p$  – середнє число робочих днів в місяці, приблизно  $T_p = 22$  дн;

$t_{зм}$  – тривалість зміни, год.

$$C_1 = 2379,00 \cdot 1,10 \cdot 1,65 / (22 \cdot 8) = 24,53 \text{ грн.}$$

$$З_{р1} = 24,53 \cdot 6,00 = 147,20 \text{ грн.}$$

Таблиця 5.5 – Величина витрат на основну заробітну плату робітників

Найменування робіт	Тривалість роботи, год	Розряд роботи	Тарифний коефіцієнт	Погодинна тарифна ставка, грн	Величина оплати на робітника, грн
Установка електронно-обчислювального обладнання	6,00	2	1,10	24,53	147,20
Підготовка робочого місця дослідника	2,40	2	1,10	24,53	58,88
Інсталяція програмного забезпечення	2,20	5	1,70	37,92	83,41
Формування дослідної бази даних зображень	12,00	2	1,10	24,53	294,40
Налагодження програмних блоків	5,60	5	1,70	37,92	212,33
Всього					796,22

Додаткова заробітна плата дослідників та робітників

Додаткову заробітну плату розраховуємо як 10 ... 12% від суми основної заробітної плати дослідників та робітників за формулою:

$$Z_{\text{доп}} = (Z_o + Z_p) \cdot \frac{H_{\text{доп}}}{100\%}, \quad (5.5)$$

де  $H_{\text{доп}}$  – норма нарахування додаткової заробітної плати. Прийmemo 12%.

$$Z_{\text{доп}} = (30297,73 + 796,22) \cdot 12 / 100\% = 3731,27 \text{ грн.}$$

### 5.2.2 Відрахування на соціальні заходи

Нарахування на заробітну плату дослідників та робітників розраховуємо як 22% від суми основної та додаткової заробітної плати дослідників і робітників за формулою:

$$Z_n = (Z_o + Z_p + Z_{\text{доп}}) \cdot \frac{H_{zn}}{100\%} \quad (5.6)$$

де  $H_{zn}$  – норма нарахування на заробітну плату. Приймаємо 22%.

$$Z_n = (30297,73 + 796,22 + 3731,27) \cdot 22 / 100\% = 7661,55 \text{ грн.}$$

### 5.2.3 Сировина та матеріали

До статті «Сировина та матеріали» належать витрати на сировину, основні та допоміжні матеріали, інструменти, пристрої та інші засоби і предмети праці, які придбані у сторонніх підприємств, установ і організацій та витрачені на проведення досліджень за темою «Розробка методу і алгоритмів автоматичного розпізнавання зображень в умовах завод».

Витрати на матеріали на даному етапі проведення досліджень в основному пов'язані з використанням моделей елементів та моделювання роботи і досліджень за допомогою комп'ютерної техніки та створення експериментальних математичних моделей або програмного забезпечення, тому дані витрати формуються на основі витратних матеріалів характерних для офісних робіт.

Витрати на матеріали ( $M$ ), у вартісному вираженні розраховуються окремо по кожному виду матеріалів за формулою:

$$M = \sum_{j=1}^n H_j \cdot C_j \cdot K_j - \sum_{j=1}^n B_j \cdot C_{ej}, \quad (5.7)$$

де  $H_j$  – норма витрат матеріалу  $j$ -го найменування, кг;

$n$  – кількість видів матеріалів;

$C_j$  – вартість матеріалу  $j$ -го найменування, грн/кг;

$K_j$  – коефіцієнт транспортних витрат, ( $K_j = 1,1 \dots 1,15$ );

$B_j$  – маса відходів  $j$ -го найменування, кг;

$C_{ej}$  – вартість відходів  $j$ -го найменування, грн/кг.

$$M_1 = 2,00 \cdot 111,00 \cdot 1,1 - 0,000 \cdot 0,00 = 244,20 \text{ грн.}$$

Проведені розрахунки зведемо до таблиці.

Таблиця 5.6 – Витрати на матеріали

Найменування матеріалу, марка, тип, сорт	Ціна за 1 кг, грн	Норма витрат, кг	Величина відходів, кг	Ціна відходів, грн/кг	Вартість витраченого матеріалу, грн
Офісний папір SOFT Ultra Plus	111,00	2,00	-	-	244,20
Папір для записів Papers SOFT Light A5	73,00	1,00	-	-	80,30
Органайзер офісний OFFICE SOFT	210,00	3,00	-	-	693,00
Канцелярське приладдя (набір офісного працівника)	175,00	5,00	-	-	962,50
Картридж для принтера Canon LBP6500	875,00	1,00	-	-	962,50
Диск оптичний NewOptice CD-RW	12,10	3,00	-	-	39,93
Flesh-	105,00	1,00	-	-	115,50

пам'ять Kingston 16 GB					
Тека для паперів BOSS PAPERS BOX	82,00	2,00	-	-	180,40
Всього					3278,33

#### 5.2.4 Розрахунок витрат на комплектуючі

Витрати на комплектуючі ( $K_6$ ), які використовують при проведенні НДР на тему «Розробка методу і алгоритмів автоматичного розпізнавання зображень в умовах завад» відсутні.

#### 5.2.5 Спецустаткування для наукових (експериментальних) робіт

До статті «Спецустаткування для наукових (експериментальних) робіт» належать витрати на виготовлення та придбання спецустаткування необхідного для проведення досліджень, також витрати на їх проектування, виготовлення, транспортування, монтаж та встановлення. Витрати за статтю «Спецустаткування» відсутні.

#### 5.2.6 Програмне забезпечення для наукових (експериментальних) робіт

До статті «Програмне забезпечення для наукових (експериментальних) робіт» належать витрати на розробку та придбання спеціальних програмних засобів і програмного забезпечення, (програм, алгоритмів, баз даних) необхідних для проведення досліджень, також витрати на їх проектування, формування та встановлення.

Балансову вартість програмного забезпечення розраховуємо за формулою:

$$B_{\text{прог}} = \sum_{i=1}^k C_{\text{инрг}} \cdot C_{\text{прог.и}} \cdot K_i, \quad (5.8)$$

де  $C_{\text{инрг}}$  – ціна придбання одиниці програмного засобу даного виду, грн;

$C_{\text{прог.и}}$  – кількість одиниць програмного забезпечення відповідного найменування, які придбані для проведення досліджень, шт.;

$K_i$  – коефіцієнт, що враховує інсталяцію, налагодження програмного

засобу тощо, ( $K_i = 1,10 \dots 1,12$ );

$k$  – кількість найменувань програмних засобів.

$$B_{прз} = 10250,00 \cdot 1 \cdot 1,1 = 11275,00 \text{ грн.}$$

Отримані результати зведемо до таблиці:

Таблиця 5.7 – Витрати на придбання програмних засобів по кожному виду

Найменування програмного засобу	Кількість, шт	Ціна за одиницю, грн	Вартість, грн
Пакет імітаційного моделювання	1	10250,00	11275,00
Пакет прикладного інженерного математичного моделювання MatchLab 14 pro	1	8700,00	9570,00
Всього			20845,00

### 5.2.7 Амортизація обладнання, програмних засобів та приміщень

В спрощеному вигляді амортизаційні відрахування по кожному виду обладнання, приміщень та програмному забезпеченню тощо, розраховуємо з використанням прямолінійного методу амортизації за формулою:

$$A_{обл} = \frac{Ц_{б}}{T_{в}} \cdot \frac{t_{вик}}{12}, \quad (5.9)$$

де  $Ц_{б}$  – балансова вартість обладнання, програмних засобів, приміщень тощо, які використовувались для проведення досліджень, грн;

$t_{вик}$  – термін використання обладнання, програмних засобів, приміщень під час досліджень, місяців;

$T_{в}$  – строк корисного використання обладнання, програмних засобів, приміщень тощо, років.

$$A_{обл} = (24350,00 \cdot 1) / (2 \cdot 12) = 1014,58 \text{ грн.}$$

Проведені розрахунки зведемо до таблиці.

Таблиця 5.8 – Амортизаційні відрахування по кожному виду обладнання

Найменування обладнання	Балансова вартість, грн	Строк корисного використання, років	Термін використання обладнання, місяців	Амортизаційні відрахування, грн
Персональний комп'ютер	24350,00	2	1	1014,58
Робоче місце дослідника	7860,00	5	1	131,00
Пристрої виводу інформації	6880,00	4	1	143,33
Оргтехніка	8975,00	4	1	186,98
Приміщення лабораторії	211000,00	20	1	879,17
ОС Windows 10	5550,00	2	1	231,25
Прикладний пакет Microsoft Office 2016	3790,00	2	1	157,92
Всього				2744,23

### 5.2.8 Паливо та енергія для науково-виробничих цілей

Витрати на силову електроенергію ( $B_e$ ) розраховуємо за формулою:

$$B_e = \sum_{i=1}^n \frac{W_{yi} \cdot t_i \cdot C_e \cdot K_{eni}}{\eta_i}, \quad (5.10)$$

де  $W_{yi}$  – встановлена потужність обладнання на визначеному етапі розробки, кВт;

$t_i$  – тривалість роботи обладнання на етапі дослідження, год;

$C_e$  – вартість 1 кВт-години електроенергії, грн; (вартість електроенергії визначається за даними енергопостачальної компанії), прийmemo  $C_e = 4,50$



грн;

$K_{eni}$  – коефіцієнт, що враховує використання потужності,  $K_{eni} < 1$ ;

$\eta_i$  – коефіцієнт корисної дії обладнання,  $\eta_i < 1$ .

$V_e = 0,45 \cdot 160,0 \cdot 4,50 \cdot 0,95 / 0,97 = 324,00$  грн.

Проведені розрахунки зведемо до таблиці.

Таблиця 5.9 – Витрати на електроенергію

Найменування обладнання	Встановлена потужність, кВт	Тривалість роботи, год	Сума, грн
Персональний комп'ютер	0,45	160,0	324,00
Робоче місце дослідника	0,10	160,0	72,00
Пристрої виводу інформації	0,03	25,0	3,38
Оргтехніка	0,65	5,0	14,63
Всього			414,00

### 5.2.9 Службові відрядження

До статті «Службові відрядження» дослідної роботи на тему «Розробка методу і алгоритмів автоматичного розпізнавання зображень в умовах завад» належать витрати на відрядження штатних працівників, працівників організацій, які працюють за договорами цивільно-правового характеру, аспірантів, зайнятих розробленням досліджень, відрядження, пов'язані з проведенням випробувань машин та приладів, а також витрати на відрядження на наукові з'їзди, конференції, наради, пов'язані з виконанням конкретних досліджень.

Витрати за статтею «Службові відрядження» розраховуємо як 20...25% від суми основної заробітної плати дослідників та робітників за формулою:

$$V_{ce} = (Z_o + Z_p) \cdot \frac{H_{ce}}{100\%}, \quad (5.11)$$

де  $H_{ce}$  – норма нарахування за статтею «Службові відрядження», прийmemo  $H_{ce} = 20\%$ .

$$B_{cv} = (30297,73 + 796,22) \cdot 20 / 100\% = 6218,79 \text{ грн.}$$

5.2.10 Витрати на роботи, які виконують сторонні підприємства, установи і організації

Витрати за статтею «Витрати на роботи, які виконують сторонні підприємства, установи і організації» розраховуємо як 30...45% від суми основної заробітної плати дослідників та робітників за формулою:

$$B_{cn} = (Z_o + Z_p) \cdot \frac{H_{cn}}{100\%}, \quad (5.12)$$

де  $H_{cn}$  – норма нарахування за статтею «Витрати на роботи, які виконують сторонні підприємства, установи і організації», прийmemo  $H_{cn} = 30\%$ .

$$B_{cn} = (30297,73 + 796,22) \cdot 30 / 100\% = 9328,18 \text{ грн.}$$

#### 5.2.11 Інші витрати

До статті «Інші витрати» належать витрати, які не знайшли відображення у зазначених статтях витрат і можуть бути віднесені безпосередньо на собівартість досліджень за прямими ознаками.

Витрати за статтею «Інші витрати» розраховуємо як 50...100% від суми основної заробітної плати дослідників та робітників за формулою:

$$I_g = (Z_o + Z_p) \cdot \frac{H_{ig}}{100\%}, \quad (5.13)$$

де  $H_{ig}$  – норма нарахування за статтею «Інші витрати», прийmemo  $H_{ig} = 50\%$ .

$$I_g = (30297,73 + 796,22) \cdot 50 / 100\% = 15546,97 \text{ грн.}$$

#### 5.2.12 Накладні (загальновиробничі) витрати

До статті «Накладні (загальновиробничі) витрати» належать: витрати, пов'язані з управлінням організацією; витрати на винахідництво та раціоналізацію; витрати на підготовку (перепідготовку) та навчання кадрів; витрати, пов'язані з набором робочої сили; витрати на оплату послуг банків; витрати, пов'язані з освоєнням виробництва продукції; витрати на науково-технічну інформацію та рекламу та ін.

Витрати за статтею «Накладні (загальновиробничі) витрати»

розраховуємо як 100...150% від суми основної заробітної плати дослідників та робітників за формулою:

$$B_{нзв} = (Z_o + Z_p) \cdot \frac{H_{нзв}}{100\%}, \quad (5.14)$$

де  $H_{нзв}$  – норма нарахування за статтею «Накладні (загальновиробничі) витрати», прийmemo  $H_{нзв} = 100\%$ .

$$B_{нзв} = (30297,73 + 796,22) \cdot 100 / 100\% = 31093,95 \text{ грн.}$$

Витрати на проведення науково-дослідної роботи на тему «Розробка методу і алгоритмів автоматичного розпізнавання зображень в умовах завад» розраховуємо як суму всіх попередніх статей витрат за формулою:

$$B_{заг} = Z_o + Z_p + Z_{доп} + Z_n + M + K_e + B_{спец} + B_{прз} + A_{обл} + B_e + B_{св} + B_{сн} + I_e + B_{нзв}. \quad (5.15)$$

$$B_{заг} = 30297,73 + 796,22 + 3731,27 + 7661,548993 + 3278,33 + 0,00 + 0,00 + 20845,00 + 2744,23 + 414,00 + 6218,79 + 9328,18 + 15546,97 + 31093,95 = 131956,23 \text{ грн.}$$

Загальні витрати  $ZB$  на завершення науково-дослідної (науково-технічної) роботи та оформлення її результатів розраховується за формулою:

$$ZB = \frac{B_{заг}}{\eta}, \quad (5.16)$$

де  $\eta$  - коефіцієнт, який характеризує етап (стадію) виконання науково-дослідної роботи, прийmemo  $\eta=0,95$ .

$$ZB = 131956,23 / 0,95 = 138901,29 \text{ грн.}$$

### 5.3 Оцінювання важливості та наукової значимості науково-дослідної роботи

Оцінювання та доведення ефективності виконання науково-дослідної роботи фундаментального чи пошукового характеру є достатньо складним процесом і часто базується на експертних оцінках, тому має вірогідний характер.

Для обґрунтування доцільності виконання науково-дослідної роботи

на тему «Розробка методу і алгоритмів автоматичного розпізнавання зображень в умовах завад» використовується спеціальний комплексний показник, що враховує важливість, результативність роботи, можливість впровадження її результатів у виробництво, величину витрат на роботу.

Комплексний показник  $K_p$  рівня науково-дослідної роботи може бути розрахований за формулою:

$$K_p = \frac{I^n \cdot T_c \cdot R}{B \cdot t}, \quad (5.17)$$

де  $I$  – коефіцієнт важливості роботи. Прийmemo  $I = 3$ ;

$n$  – коефіцієнт використання результатів роботи;  $n = 0$ , коли результати роботи не будуть використовуватись;  $n = 1$ , коли результати роботи будуть використовуватись частково;  $n = 2$ , коли результати роботи будуть використовуватись в дослідно-конструкторських розробках;  $n = 3$ , коли результати можуть використовуватись навіть без проведення дослідно-конструкторських розробок. Прийmemo  $n = 2$ ;

$T_c$  – коефіцієнт складності роботи. Прийmemo  $T_c = 3$ ;

$R$  – коефіцієнт результативності роботи; якщо результати роботи плануються вище відомих, то  $R = 4$ ; якщо результати роботи відповідають відомому рівню, то  $R = 3$ ; якщо нижче відомих результатів, то  $R = 1$ . Прийmemo  $R = 3$ ;

$B$  – вартість науково-дослідної роботи, тис. грн. Прийmemo  $B = 138901,29$  грн;

$t$  – час проведення дослідження. Прийmemo  $t = 0,08$  років, (1 міс.).

Визначення показників  $I$ ,  $n$ ,  $T_c$ ,  $R$ ,  $B$ ,  $t$  здійснюється експертним шляхом або на основі нормативів [35].

$$K_p = \frac{I^n \cdot T_c \cdot R}{B \cdot t} = \frac{3^2 \cdot 3 \cdot 3}{139 \cdot 0,08} = 7,00.$$

Якщо  $K_p > 1$ , то науково-дослідну роботу на тему «Розробка методу і

алгоритмів автоматичного розпізнавання зображень в умовах завад» можна вважати ефективною з високим науковим, технічним і економічним рівнем.

#### **5.4 Висновок до розділу**

Витрати на проведення науково-дослідної роботи на тему «Розробка методу і алгоритмів автоматичного розпізнавання зображень в умовах завад» складають 138901,29 грн. Відповідно до проведеного аналізу та розрахунків рівень наукового ефекту проведеної науково-дослідної роботи на тему «Розробка методу і алгоритмів автоматичного розпізнавання зображень в умовах завад» є середній, а дослідження актуальними, рівень доцільності виконання науково-дослідної роботи  $K_p > 1$ , що свідчить про потенційну ефективність з високим науковим, технічним і економічним рівнем.

## ВИСНОВКИ

В процесі виконання магістерської кваліфікаційної роботи отримані такі результати.

У Вступі до роботи обґрунтована актуальність теми дослідження, сформульовано мету роботи, визначено об'єкт і предмет дослідження.

В першому розділі проведено огляд літературних джерел з розпізнавання графічних образів і на основі варіантного аналізу обґрунтовано вибір методу розпізнавання нестандартних символів та виконана постановка задач на розробку.

В другому розділі виконано математичне обґрунтування вибраних методів попередньої обробки і ознакового опису зображень символів та розроблено структурну схему системи розпізнавання символів;

В третьому розділі роботи розроблено алгоритми попередньої обробки зображень нестандартних символів, до яких відносяться усунення завад методом анізотропної фільтрації, виділення контурів, бінаризація та ознаковий опис, а також алгоритм розпізнавання зображень символів кореляційним методом. Розроблені програми в середовищі Матлаб для реалізації даних алгоритмів.

В четвертому розділі проведено машинний експеримент з оцінки впливу геометричних і шумових завад на якість розпізнавання. Також проведено експериментальне дослідження роботи розробленого програмного забезпечення, яке підтвердило високу надійність його роботи.

В економічній частині роботи проведені розрахунки з визначення показників ефективності виконаної науково-технічної розробки, які показали її комерційну привабливість.

Отримані в результаті виконання магістерської роботи результати дозволяють підвищити точність і швидкість розпізнавання символів в автоматизованих системах обліку виробленої продукції в умовах наявності

геометричних і шумових завад.

## СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Методи розпізнавання тексту.- [Електронний ресурс]. – Режим доступу: [https://uk.wikipedia.org/wiki/методи\\_розпізнавання\\_тексту](https://uk.wikipedia.org/wiki/методи_розпізнавання_тексту).
2. Репік С. І., Штогріна О. С. Методи розпізнавання тексту / С.І. Репік, О.С. Штогріна // Збірник матеріалів Міжнародної науково-технічної конференції «ПЕРСПЕКТИВИ ТЕЛЕКОМУНІКАЦІЙ», [S.l.], пов. 2016. – [Електронний ресурс]. Режим доступу: <http://conferenc.its.kpi.ua/proc/article/view/71101>.
3. Бутенков С.А., Семерий О.С. Оптимизационный метод распознавания изображений с помощью аналитических моделей в параллельных системах. // Сб. трудов Междунар. конф. “Интеллектуальные многопроцессорные системы-99”. – Таганрог: ТРТУ, 1999. – с. 47-53.
4. Forsyth D. A. Computer Vision: A Modern Approach / D. A. Forsyth, J. Ponce. – Pearson Education, Inc., 2011. – 792 p.
5. Биков М. М. Використання інтелектуальних методів в розпізнаванні символів / М. М. Биков, Д. Є. Балховський, А. Раїмі // Інформаційні технології та комп’ютерна інженерія. – 2007. – № 2 (9). – С. 121 – 125.
6. Биков М.М., Грищук Т.В. Розробка методів оцінки ефективності автоматизованих систем розпізнавання мови // Вісник Технологічного університету Поділля – Хмельницький, ТУП, 2003. – №3, том 1. – С. 122– 125.
7. Вуков N.M., Kuzmin I.V., Yakovenko A.I. Development of effective strategy of pattern recognition. – Proceedings of SPIE, 2000, Vol.4425, pp. 76-82.
8. Данилюк Ю.С., Каюмов В. П. Описание структуры контурных изображений. – Электронная техника. Сер. 10. Микроэлектронные устройства, 1980, вып. 6 24, с. 25-33.
9. Суясов Д. И. Выделение структурных признаков изображений символов на основе клеточных автоматов с метками / Д. И. Суясов //



- Информационно-управляющие системы, 2010. – № 4. – С. 39–45. – [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://cyberleninka.ru/article/n/vydelenie-strukturnyh-priznakovizobrazheniy-simvolov-na-osnove-kletochnyh-avtomatov-smetkami>
10. Ту Д., Гонсалес Р. Принципы распознавания образов. – М.: Мир, 1978. – С. 411.
  11. Катус П. Г., Катус Г. П. Автоматическая обработка и интерпретация изображений / П.Г. Катус, Г.П. Катус. – М.: Часть I, 1998. – 210 с.
  12. Федотов Н.Г. Теорія ознак розпізнавання зображень, заснована на стохастической геометрії / Н.Г. Федотов // Тези доповідей на 3-ій конф-ції "Розпізнавання образів і аналіз зображень: нові інформаційні технології (РОАИ-97)". – Нижній Новгород, РАНЕИ. - Нижегородський державний університет ім. Н.И. Лобачевского, 1997. – С.278-282.
  13. Федотов Н. Г. Методы стохастической геометрии в распознавании образов / Н.Г. Федотов. - М: Радио и связь, 1990. – 250 с.
  14. Афонасенко, А. В. Обзор методов распознавания структурированных символов / А.В. Афонасенко, А.И. Елизаров // Доклады Томского государственного университета систем управления и радиоэлектроники. —2008. -Вып. 2(18). -Ч.1.-С.83-88.
  15. Фу К. Структурные методы в распознавании образов / К. Фу. – М.: Мир, 1976. – С. 284.
  16. Нуйдель Ирина Владимировна. Разработка алгоритмов обработки изображений в однородных распределенных нейроноподобных системах: Дис... канд. физ.-мат. наук / Институт прикладной физики РАН (ИПФ РАН). - Защищена 1998.09.28.
  17. Wang H., Bengio S. The MNIST Database of Handwritten upper– case letters. – [Электронный ресурс] – Режим доступа: <http://www.idiap.ch/home.html>.
  18. Потапов А.С. Распознавание образов и машинное восприятие: Общий подход на основе принципа минимальной длины описания / А.С. Потапов - СПб.: Политехника, 2007. — 548 с.

19. Чичева Марина Александровна. Быстрые алгоритмы дискретных косинусных преобразований в цифровой обработке изображений: Дис... канд. техн. наук /Самарский государственный аэрокосмический университет (СГАУ). - Защищена 1998.11.16.В.О.
20. Козел В.О. Методи та етапи автоматичного розпізнавання тексту / О.В.Козел // Вісник Черкаського університету. - Випуск 172. Серія прикладна математика. Інформатика, С.75-86.
21. Trier S. D., Jain A.K., Taxt T. Feature extraction methods for character recognition – A Survey. // Pattern recognition, 1996. – Vol. 29, No. 4. – P. 641– 642.
22. Анисимов Б.В., Курганов В.Д., Злобин В.К. – Распознавание и цифровая обработка изображений. – М. – 1983. – С.35– 68.
23. Головкин В.А. Нейроинтеллект: Теория и применение. Книга 1. Организация и обучение нейронных сетей с прямыми и обратными связями / В.А. Головкин – Брест:БПИ, 1999, - 260с.
24. Namad K, Kaya M. A Detailed Analysis of Optical Character Recognition Technology Karez. URL: <https://dergipark.org.tr/en/download/article-file/236939>. (дата звернення: 25.12.2020).
25. Шакун В.А., Ролич О. Ч. Анализ технологии OCR распознавания текста на изображениях. URL: <https://core.ac.uk/download/pdf/323161821.pdf>. (дата звернення 15.12.2020).
26. Hussain F., Cowell J. Character Recognition of Latin Scripts // Proc. IEEE International Conference on Information Visualisation. - 2006. - P. 51–56.
27. Кульчицька І.О. Особливості алгоритмів бінаризації зображень документів/ І.О.Кульчицька, О.В. Тимченко // Зб. наук. пр. ІПМЕ НАН України.— Вип.68. — К.:2013. — С.141–149.
28. Биков М.М. Оцінка інформативності графем тексту / М. М. Биков, Д. Є. Балховський, В. В. Ковтун // - Вісник Вінницького політехнічного інституту, 2009, № 2, с. 95 – 98.

29. Ефективна технологія електронізації документів в автоматизованих інформаційно-пошукових системах / Д.Є. Балховський, Т.В. Грищук, М.М. Биков // Оптико-електронні інформаційно-енергетичні технології. — 2008. — № 2 (16). — С. 9-13.
30. Ackoff R.L. Scientific Method. Optimizing Applied Research Decisions / R.L. Ackoff. – New York, 1962. – P. 150.
31. Кузьмін І.В. Основи теорії інформації і кодування: [Підручник] / І.В.Кузьмін, І.В.Троцишин, А. І. Кузьмін,В. О. Кедрус,В. Р. Любчик; За ред.Іван Васильович Кузьмін.–3–тє вид.–Хмельницький : ХНУ, 2009.– 373 с.
32. Методи комп'ютерної обробки зображень // Під ред. Сойфера В.А.- К.: Техніка, 2001 - 784 с.
33. Амос Гилат. MATLAB/ Теория и практика. 5-е изд. / Пер. С англ. Соломенцева Н.К. – М.: ДМК Пресс, 2016. – 416 с.
34. Сирота А.А. Методы и алгоритмы анализа данных и их моделирование в MATLAB / А.А. Сирота. – СПб.: BHV-СПб, 2016. – 384 с.
35. Методичні вказівки до виконання економічної частини магістерських кваліфікаційних робіт / Уклад. : В. О. Козловський, О. Й. Лесько, В. В. Кавецький. – Вінниця : ВНТУ, 2021. – 42 с.

## ДОДАТКИ

Додаток А  
(обов'язковий)

ЗАТВЕРДЖУЮ  
Завідувач кафедри КСУ ВНТУ  
д.т.н., проф. Володимир Дубовой

---

« 30 » вересня 2021 р.

**ТЕХНІЧНЕ ЗАВДАННЯ**

на виконання магістерської кваліфікаційної роботи

Розробка методу і алгоритмів автоматичного розпізнавання зображень в  
умовах завад

08.01.МКР.009. 00.000 ТЗ

Студент групи 2АКІТ-20м Василь Наконечний  
Керівник д.т.н., доцент Сергій Штовба

Вінниця 2021

## 1. Назва та галузь застосування

1.1. Назва – Розробка методу і алгоритмів автоматичного розпізнавання зображень в умовах завад.

1.2. Галузь застосування – системи управління і автоматики, інформаційні технології.

## 2. Підстава для проведення розробки.

Тема магістерської дипломної роботи затверджена наказом по ВНТУ № 277 від “30” 09 2021 р.

## 3. Мета та призначення розробки.

Метою магістерської роботи є підвищення ефективності роботи системи автоматичного розпізнавання символів в умовах геометричних завад.

## 4. Вихідні дані для проведення розробки.

Магістерська кваліфікаційна робота виконується вперше. В ході проведення розробки повинні використовуватись такі документи:

1. Афонасенко, А. В. Обзор методов распознавания структурированных символов / А.В. Афонасенко, А.И. Елизаров // Доклады Томского государственного университета систем управления и радиоэлектроники. —2008. -Вып. 2(18). -Ч.1.-С.83-88.
2. Методи розпізнавання тексту.- [ Електронний ресурс]. – Режим доступу: [https://uk.wikipedia.org/wiki/методи\\_розпізнавання\\_тексту](https://uk.wikipedia.org/wiki/методи_розпізнавання_тексту).
3. Forsyth D. A. Computer Vision: A Modern Approach / D. A. Forsyth, J. Ponce. – Pearson Education, Inc., 2011. – 792 p.
4. Катус П. Г., Катус Г. П. Автоматическая обработка и интерпретация изображений / П.Г. Катус, Г.П. Катус. – М.: Часть I, 1998. – 210 с.

## 5. Вимоги до розробки.

### 5.1. Перелік головних функцій:

- введення зображень символів ;
- попередня обробка і усунення завад;
- виділення інформативних ознак;

– розпізнавання символів.

## 5.2. Основні технічні вимоги до розробки.

### 5.2.1. Вимоги до програмної платформи:

- WINDOWS 7\8;
- Microsoft Visual Studio, MATLAB.

### 5.2.2. Умови експлуатації системи:

- робота на стандартних ПЕОМ в приміщеннях зі стандартними умовами;
- можливість цілодобового функціонування системи;
- текст програмного забезпечення є цілком закритим.

## 6. Економічні показники

До економічних показників входять:

- термін окупності не більше \_\_ років;
- розмір капіталовкладень не більше \_\_\_ грн..;
- економічний ефект не менше \_\_ грн..;
- рентабельність не менше \_\_ %;

## 7. Стадії та етапи розробки.

### 7.1 Пояснювальна записка:

1	Аналіз сучасного стану проблеми розпізнавання нестандартних символів	02.10.2021 р.
2	Постановка задачі і розробка технічного завдання	04.10. 2021 р.
3	Вибір і математичне обґрунтування методів опису і розпізнавання нестандартних символів	20.10. 2021 р.
4	Розробка алгоритмічного та програмного забезпечення системи і машинний експеримент	15.11. 2021 р.
5	Підготовка економічної частини	26.11. 2021 р.
6	Оформлення пояснювальної записки, графічного матеріалу і презентації	30.11. 2021 р.
7	Апробація результатів дослідження	07.12.2021 р.
8	Публікації	10.12.2021 р.
9	Захист МКР	23.12. 2021 р.

### 7.2 Графічні матеріали:

Структура системи розпізнавання	01.12.2021 р.
Схема програми фільтрації завад в зображеннях	01.12.2021 р.

Схема програми бінаризації зображень символів	02.12. 2021 р.
Схема програми виділення контурів зображень	02.12. 2021 р.
Схема програми розпізнавання символів	04.12. 2021 р.
UML-діаграма використання	05.12. 2021 р.
Результатаи машинного експерименту	06.12. 2021 р.

#### 8. Порядок контролю і приймання.

- 8.1. Хід виконання магістерської кваліфікаційної роботи контролюється керівником роботи, консультантами з економічної частини. Рубіжний контроль провести до «06» грудня 2021 р
- 8.2. Атестація проекту здійснюється на попередньому захисті. Попередній захист магістерської кваліфікаційної роботи провести до «10» грудня 2021 р.
- 8.3. Підсумкове рішення щодо оцінки якості виконання магістерської кваліфікаційної роботи приймається на засіданні ДЕК. Захист магістерської кваліфікаційної роботи провести «23» грудня 2021 р.



## Додаток Б (обов'язковий) Лістинги програм

### Б.1 Процедура визначення вмісту червоного кольору у файлі

```
%Функция выделения красного
function[C] = GetRed(im);
%определение размеров изображения
imshow=size(im);
%выделение красного
for i=1:1:imshow(2)
    for j=1:1:imshow(1)
        rgb=impixel(im,i,j);
        R=rgb(1);
        G=rgb(2);
        B=rgb(3);
        C(j,i)=100*((R-0.5*(B+G))/(0.5*(B+G)));
    end;
end;
Наприклад, im_red=GetRed(im);
```

### Б.2 Процедура анізотропної фільтрації зображення

```
%Функция анизотропной фильтрации
function[im_f] = a_filterbin(im,w1,w2,w3,n);
%создание матрицы апертуры размером 5*5
W=[w3,w3,w3,w3,w3; w3,w2,w2,w2,w3; w3,w2,w1,w2,w3; w3,w2,w2,w2,w3;
w3,w3,w3,w3,w3];
%определение размеров изображения
imshow=size(im);
%фильтрация
for i=3:1:imshow(2)
    for j=3:1:imshow(1)
        temp=0;
        for v=-2:1:2
            for s=-2:1:2
                temp=temp+(im(i+v,j+s)*W(v+3,s+3)-n);
            end;
        end;
        if (temp<0)
            temp=0;
        else
            temp=1;
        end;
        im_f(i,j)=temp;
    end;
end;
```

### Б.3 Процедура пошуку координат перетину символу зі стандартною формою

```
%Функция возвращает координаты пересечения символа с стандартной сеткой
function[mas] = st_setka(im);
% D   C   B
% | - - - |
% | - - - |
% |   -   |
% E|---O---|A
% |   -   |
% | - - - |
% F| - - - |H
%       G
```

```

%Структура массива mas
%   OA  OB  OC  OD  OE  OF  OG  OH
% X  x1  x2  .....  x8
% Y  y1  y2  .....  y8

%Определение размеров изображения
im_size=size(im);
x1=1;
y1=1;
x2=im_size(2);
y2=im_size(1);
midx=x2/2;
midy=y2/2;

%Уравнение прямой DH:  $y_{DH}=k_{DH}x+b_{DH}$ 
k_DH=y2/(x2-1);
b_DH=-k_DH;
%Уравнение прямой BF:  $y_{BF}=k_{BF}x+b_{BF}$ 
k_BF=-y2/(x2-1);
b_BF=x2*y2/(x2-1);
%Dля отрезка OA
for i=x2:-1:midx
    if (im(midy,i)==1)
        mas(1,:)=[i midy];
        break;
    else
        mas(1,:)=[0 0];
    end;
end;
%Dля отрезка OB
flag=0;
for i=y1:1:midy
    for j=x2:-1:midx
        if ((im(i,j)==1) & (round(j*k_BF+b_BF)==i))
            mas(2,:)=[j i];
            flag=1;
            break;
        else
            mas(2,:)=[0 0];
        end;
    end;
    if (flag)
        break;
    end;
end;
%Dля отрезка OC
for i=y1:1:midy
    if (im(i,midx)==1)
        mas(3,:)=[midx i];
        break;
    else
        mas(3,:)=[0 0];
    end;
end;
%Dля отрезка OD
flag=0;
for i=y1:1:midy
    for j=x1:1:midx
        if ((im(i,j)==1) & (round(j*k_DH+b_DH)==i))
            mas(4,:)=[j i];
            flag=1;
            break;
        else
            mas(4,:)=[0 0];
        end;
    end;
end;

```

```

        end;
    end;
    if (flag)
        break;
    end;
end;
%Dля отрезка OE
for i=x1:1:midx
    if (im(midy,i)==1)
        mas(5,:)=[i midy];
        break;
    else
        mas(5,:)=[0 0];
    end;
end;
%Dля отрезка OF
flag=0;
for i=y2:-1:midy
    for j=x1:1:midx
        if ((im(i,j)==1) & (round(j*k_BF+b_BF)==i))
            mas(6,:)=[j i];
            flag=1;
            break;
        else
            mas(6,:)=[0 0];
        end;
    end;
    if (flag)
        break;
    end;
end;
%Dля отрезка OG
for i=y2:-1:midy
    if (im(i, midx)==1)
        mas(7,:)=[midx i];
        break;
    else
        mas(7,:)=[0 0];
    end;
end;
%Dля отрезка OH
flag=0;
for i=y2:-1:midy
    for j=x2:-1:midx
        if ((im(i,j)==1) & (round(j*k_DH+b_DH)==i))
            mas(8,:)=[j i];
            flag=1;
            break;
        else
            mas(8,:)=[0 0];
        end;
    end;
    if (flag)
        break;
    end;
end;
end;

```

#### Б.4 Процедура аналізу та виділення описових ознак зображення

```

%Анализ изображения
function[im_st,mas_setka]=Analyze(im);
%Открываем бинарное изображение
im_bin=imread(im);
%Инвертируем его

```

```

im_bin_inv=Invert(im_bin);
%Определение характеристик объекта
feats=imfeature(im_bin_inv,'BoundingBox','Centroid');
%Определение размеров контура
x1=round(feats.BoundingBox(1));
y1=round(feats.BoundingBox(2));
x2=round(feats.BoundingBox(1)+feats.BoundingBox(3));
y2=round(feats.BoundingBox(2)+feats.BoundingBox(4));
%Выделение контура объекта
for i=y1:1:y2
    for j=x1:1:x2
        im_bound(i-y1+1,j-x1+1)=im_bin_inv(i,j);
    end;
end;
%Приводим его к размерам стандартного контура
im_bound_size=size(im_bound);
x_st=42;%x-размер стандартной площадки
y_st=64;%y-размер стандартной площадки
dx=round((x_st-im_bound_size(2))/2);
dy=round((y_st-im_bound_size(1))/2);
%Заполняем площадку черным цветом
for i=1:1:y_st
    for j=1:1:x_st
        im_st_bound(i,j)=0;
    end;
end;
%Заполняем центр площадки исследуемым изображением
for i=1:1:im_bound_size(1)
    for j=1:1:im_bound_size(2)
        im_st_bound(dy+i,dx+j)=im_bound(i,j);
    end;
end;
%Пересечение со стандартной сеткой
mas_setka=st_setka(im_st_bound);
%Запоминаем изображение на стандартной площадке
im_st=im_st_bound;

```

## Б.5 Процедура ідентифікації об'єкту розпізнавання

```

%Распознавание
function[ digit]=Identify(mas_eksp);
%Эталоны
mas_etal(1,:::)= [39 36 21 8 4 8 21 35; 32 9 3 11 32 53 61 53];%digit 0
mas_etal(2,:::)= [30 30 21 11 0 0 21 32; 32 19 5 16 0 0 59 48];%digit 1
mas_etal(3,:::)= [36 36 21 4 0 6 21 39; 32 9 3 5 0 56 60 59];%digit 2
mas_etal(4,:::)= [28 37 21 6 17 3 21 38; 32 8 4 8 32 61 60 58];%digit 3
mas_etal(5,:::)= [38 37 21 9 2 18 21 39; 32 8 30 12 32 37 38 59];%digit 4
mas_etal(6,:::)= [38 26 21 4 4 0 21 34; 32 25 3 5 32 0 60 52];%digit 5
mas_etal(7,:::)= [38 26 21 12 6 6 21 35; 32 25 5 17 32 56 58 53];%digit 6
mas_etal(8,:::)= [32 36 21 6 0 9 21 26; 32 9 7 8 0 52 46 39];%digit 7
mas_etal(9,:::)= [34 34 21 8 9 9 21 35; 32 12 4 11 32 52 59 53];%digit 8
mas_etal(10,:::)= [39 37 21 7 9 5 21 29; 32 8 5 9 32 58 50 44];%digit 9
%Поиск минимального расстояния от объекта распознавания до эталона
for i=1:1:10
    D(i)=0;
    for j=1:1:8
        D(i)=D(i)+sqrt((mas_eksp(j,1)-mas_etal(i,1,j))^2+(mas_eksp(j,2)-
mas_etal(i,2,j))^2);
    end;
end;
%Находим минимум в массиве расстояний
[ min, ind]=min(D);
%Определяем цифру
digit=ind-1;

```

**Додаток В**  
(обов'язковий)

**ІЛЮСТРАТИВНА ЧАСТИНА**

**“Розробка методу і алгоритмів автоматичного розпізнавання зображень в умовах завад”**

Перелік ілюстративних матеріалів:

1. Постановка задачі дослідження.
2. Варіантний аналіз методів розпізнавання.
3. Структурна схема системи розпізнавання символів.
4. Схема програми усунення геометричних завад.
5. Схема підпрограми анізотропної фільтрації.
6. Схема програми виділення контурів.
7. Схема програми бінаризації зображення.
8. Схема програми розпізнавання символів.
9. UML діаграма варіантів використання.
10. Результати машинного експерименту.

Виконав: студент гр. 2АКІТ-20м  
спеціальності 151 – Автоматизація та  
комп'ютерно-інтегровані технології

Василь Наконечний

\_\_\_\_\_  
(підпис)

\_\_\_\_\_  
(дата)

Керівник: д. т. н., доцент каф. КСУ  
Сергій Штовба

\_\_\_\_\_  
(підпис)

\_\_\_\_\_  
(дата)

Опонент: к. т. н., доц. каф. АІТ  
Ольга Софіна

\_\_\_\_\_  
(підпис)

\_\_\_\_\_  
(дата)

## ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ ДОСЛІДЖЕННЯ

Тема магістерської кваліфікаційної роботи присвячена розв'язанню задачі розробки автоматизованої системи розпізнавання нестандартних символів, нанесених на циліндричну поверхню замка.



Об'єктом розпізнавання є числовий ряд із семи цифр нанесений (штампуванням) на металеву поверхню циліндричного замка, знятий за допомогою сканера (рис. 1). Вибитий номер заповнюється кольоровим наповненням червоного кольору. Остання особливість (червоний колір номеру) використовується для відокремлення корисної інформації від фону. Матеріал і циліндрична форма об'єкту створюють умови (метал відбиває освітлення, створюючи засвіти в оцифрованому матеріалі), які не дозволяють використовувати вже існуюче програмне забезпечення.

**Метою бакалаврської кваліфікаційної роботи** є підвищення точності розпізнавання спеціалізованих символів шляхом розробки ефективних методів і алгоритмів усунення геометричних завад на зображеннях символів.

**Об'єкт дослідження** – процес розпізнавання символів на картографічних об'єктах.

**Предметом дослідження** є методи і алгоритми розпізнавання алфавітно-цифрових символів.

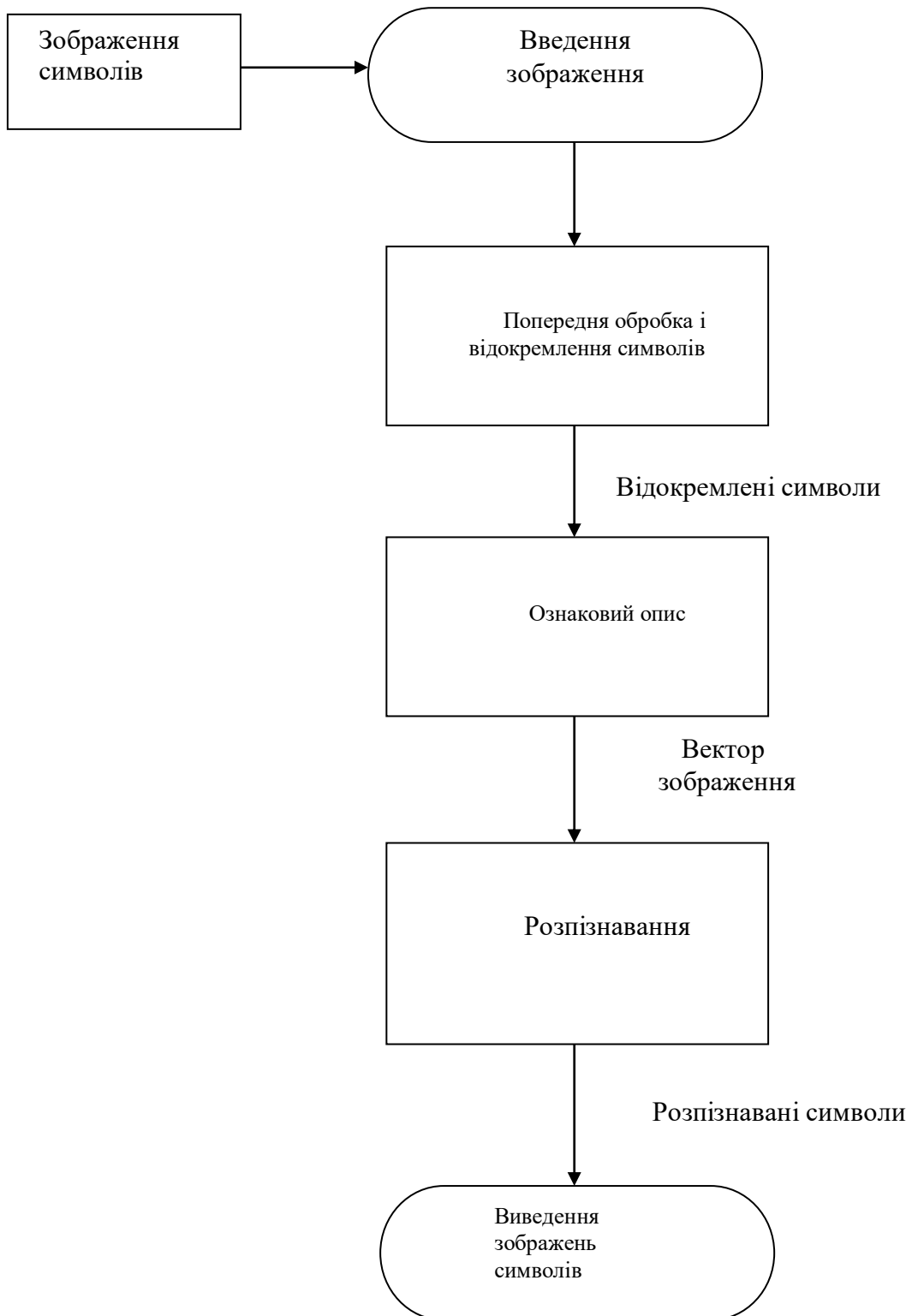
Розроблене програмне забезпечення повинно виконувати наступні функції:

- введення зображення і його попередня обробка;
- усунення геометричних завад на зображенні;
- виділення контурів символів;
- розпізнавання зображень символів.

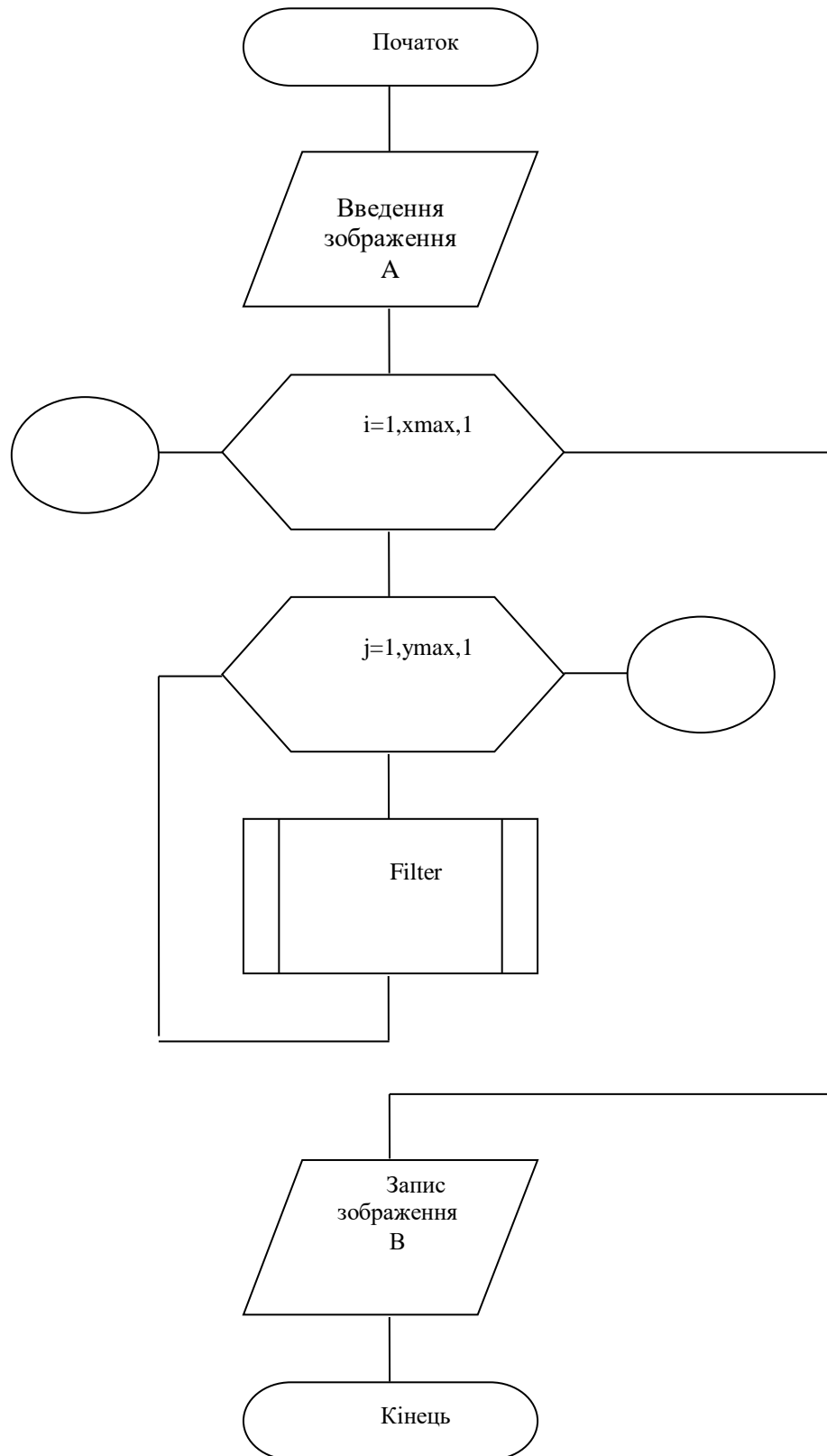
## ВАРІАНТНИЙ АНАЛІЗ МЕТОДІВ РОЗПІЗНАВАННЯ

Вибрані критерії	Методи розпізнавання				
	Метод $k$ -NN (найближчого сусіда)	Структурний (лінгві- стичний) метод	Нейроме- режевий	Стохастични й метод	Кореля- ційний метод
Здатність до навчання	Низька	Низька	Висока	Низька	Висока
Робастність системи	Добра	Слабка	Добра	Добра	Добра
Швидкість навчання системи	Середня	Висока	Низька		Середня
Представлен-ня знань	Не структу- роване	Структуро- ване	Не структу- роване	Не структу- роване	Не структу- роване
Прозорість системи	Середня	Велика	Мала	Мала	Велика

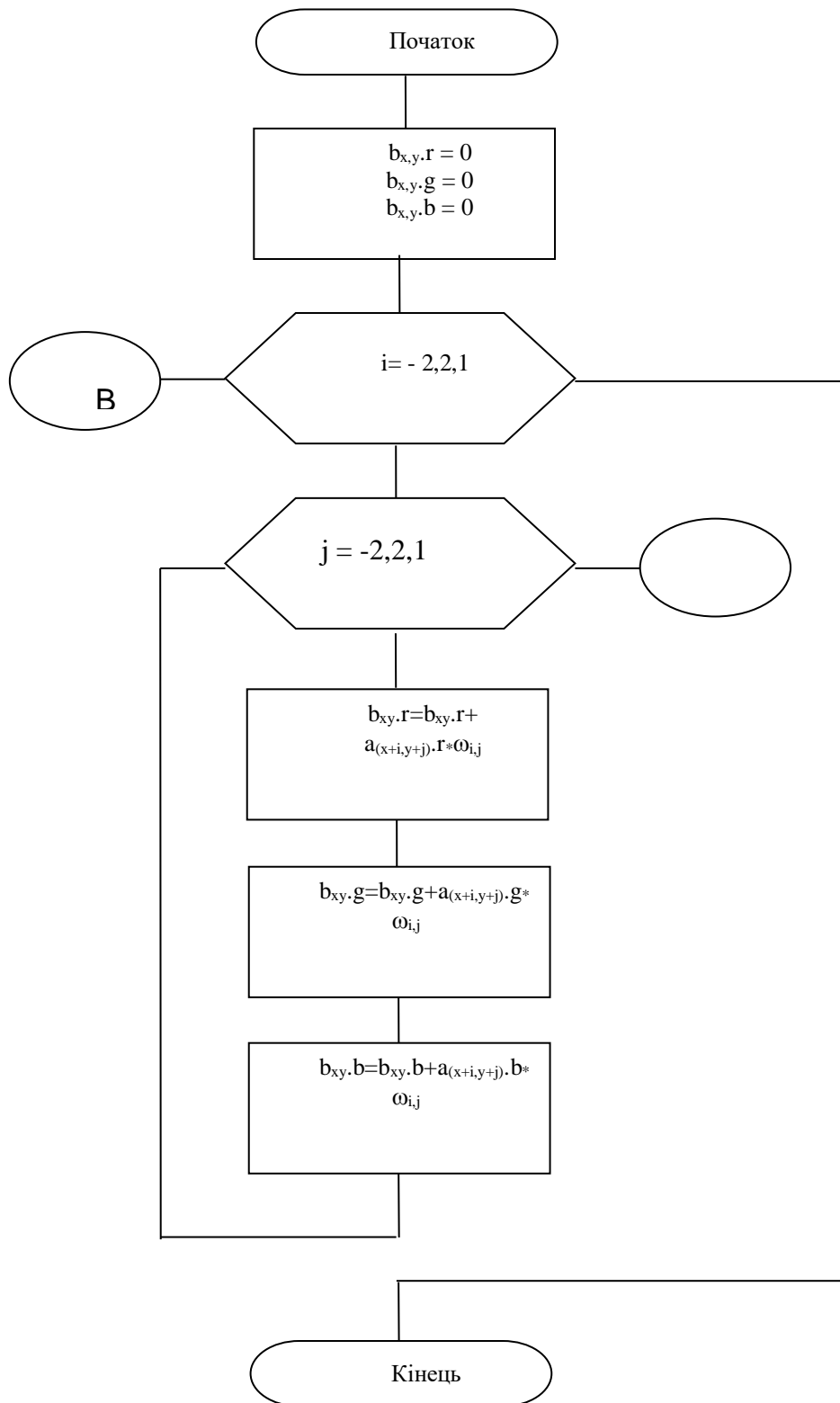
Найбільш високу інтегральну оцінку за цими критеріями мають кореляційний метод розпізнавання і метод найближчого сусіда, тому вони використані в роботі для розпізнавання символів.

**СТРУКТУРНА СХЕМА СИСТЕМИ РОЗПІЗНАВАННЯ СИМВОЛІВ**

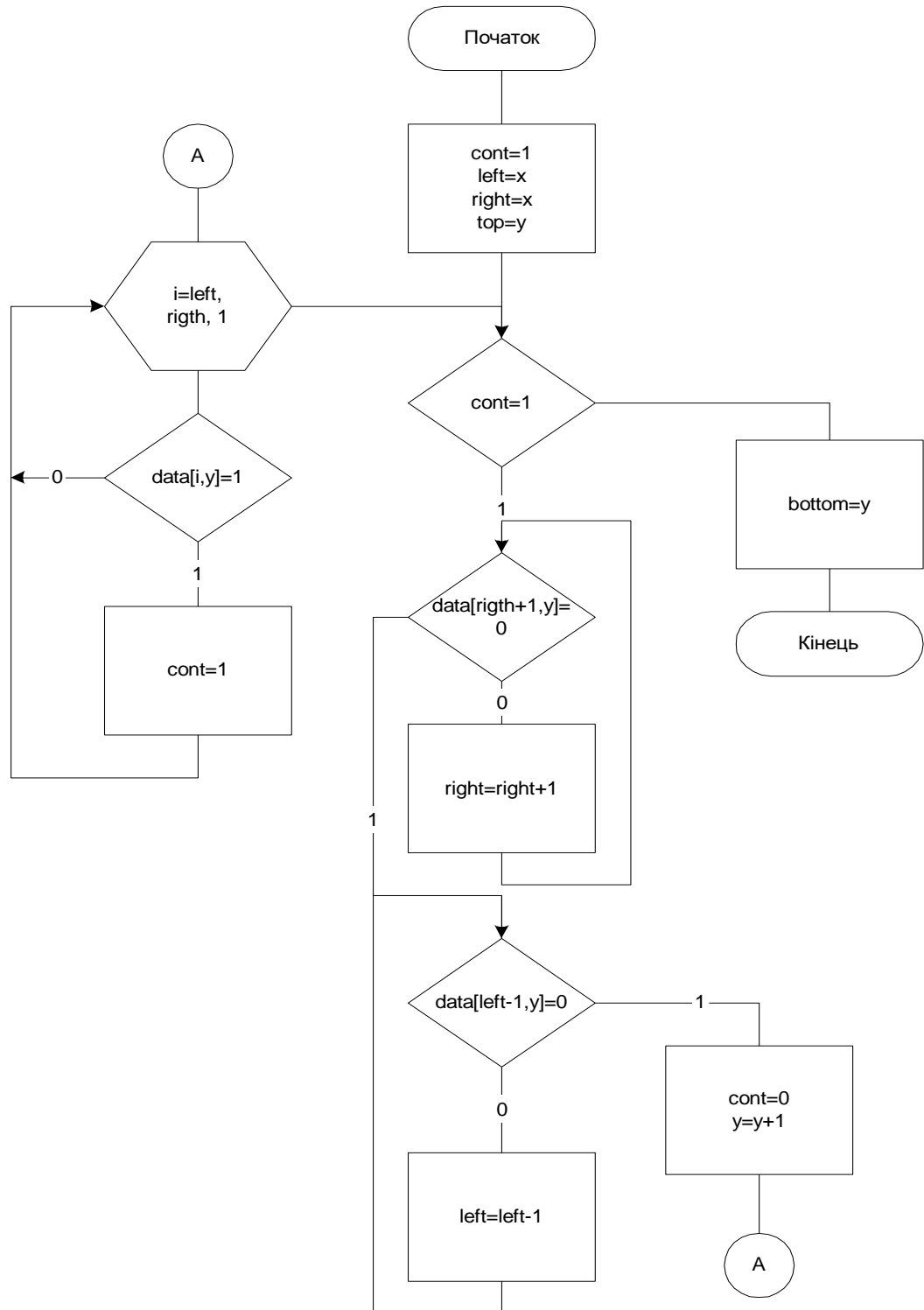


**СХЕМА ПРОГРАМИ УСУНЕННЯ ГЕОМЕТРИЧНИХ ЗАВАД**

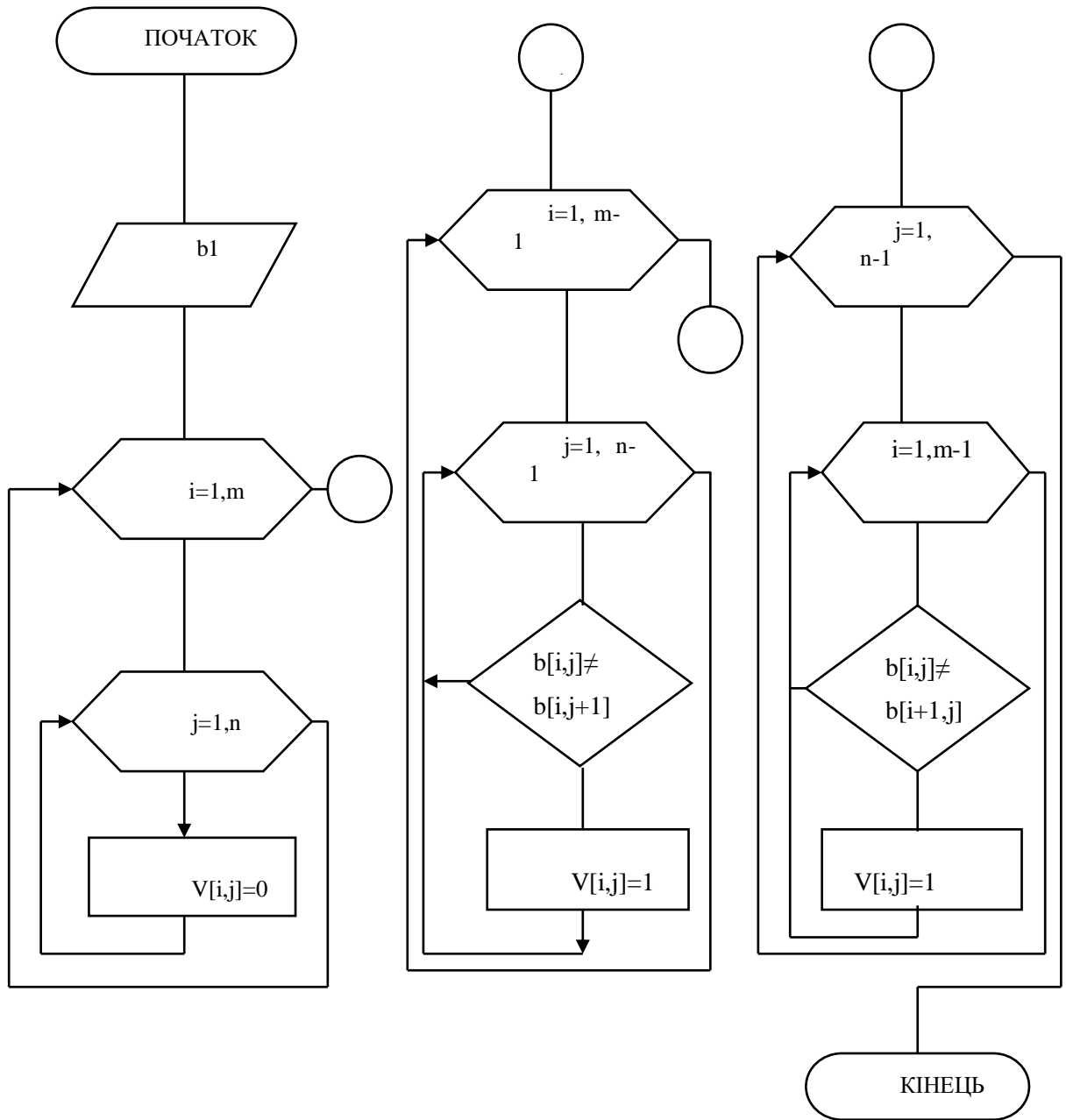
## СХЕМА ПІДПРОГРАМИ АНІЗОТРОПНОЇ ФІЛЬТРАЦІЇ



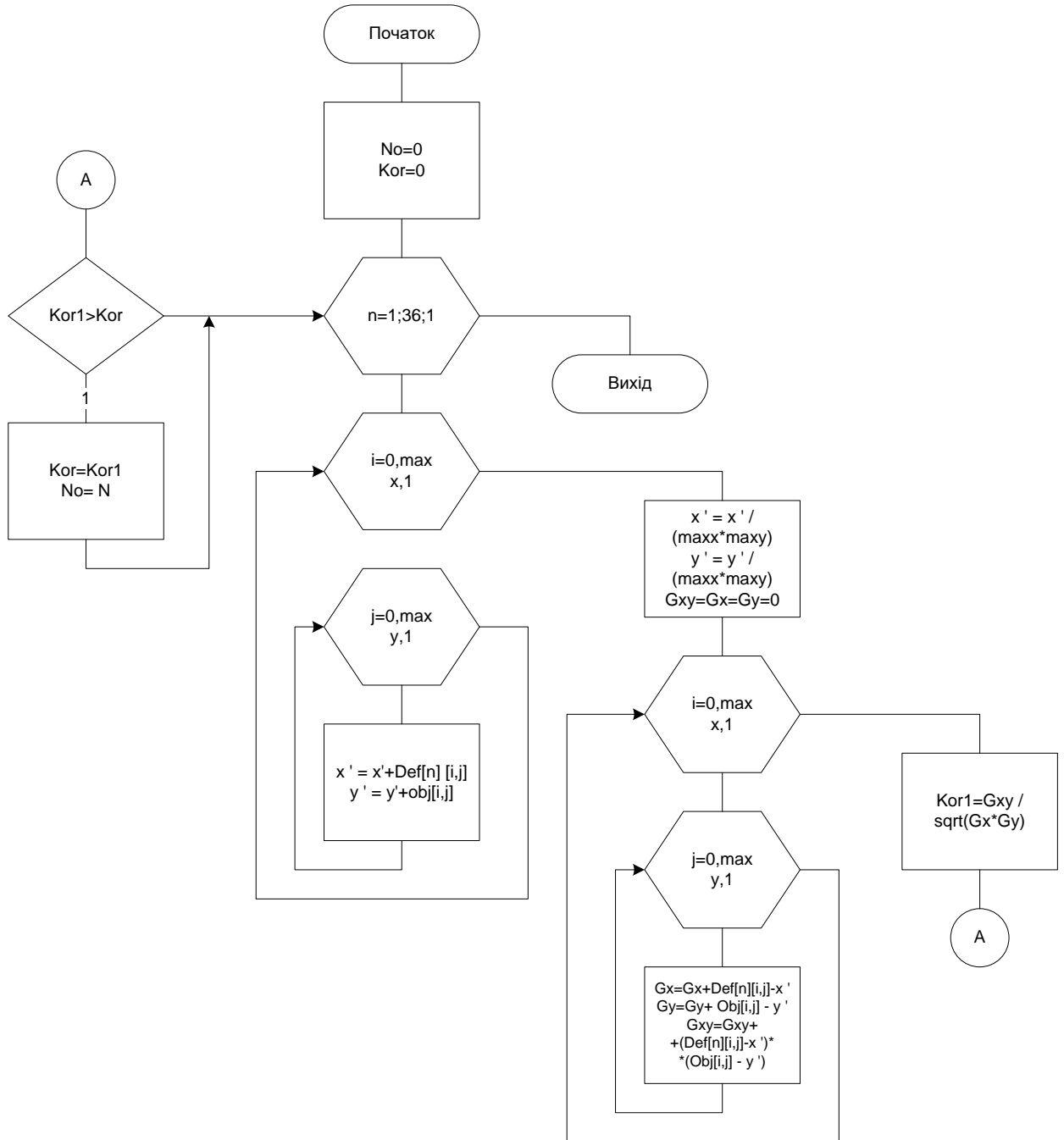
## СХЕМА ПРОГРАМИ ВИДІЛЕННЯ КОНТУРІВ



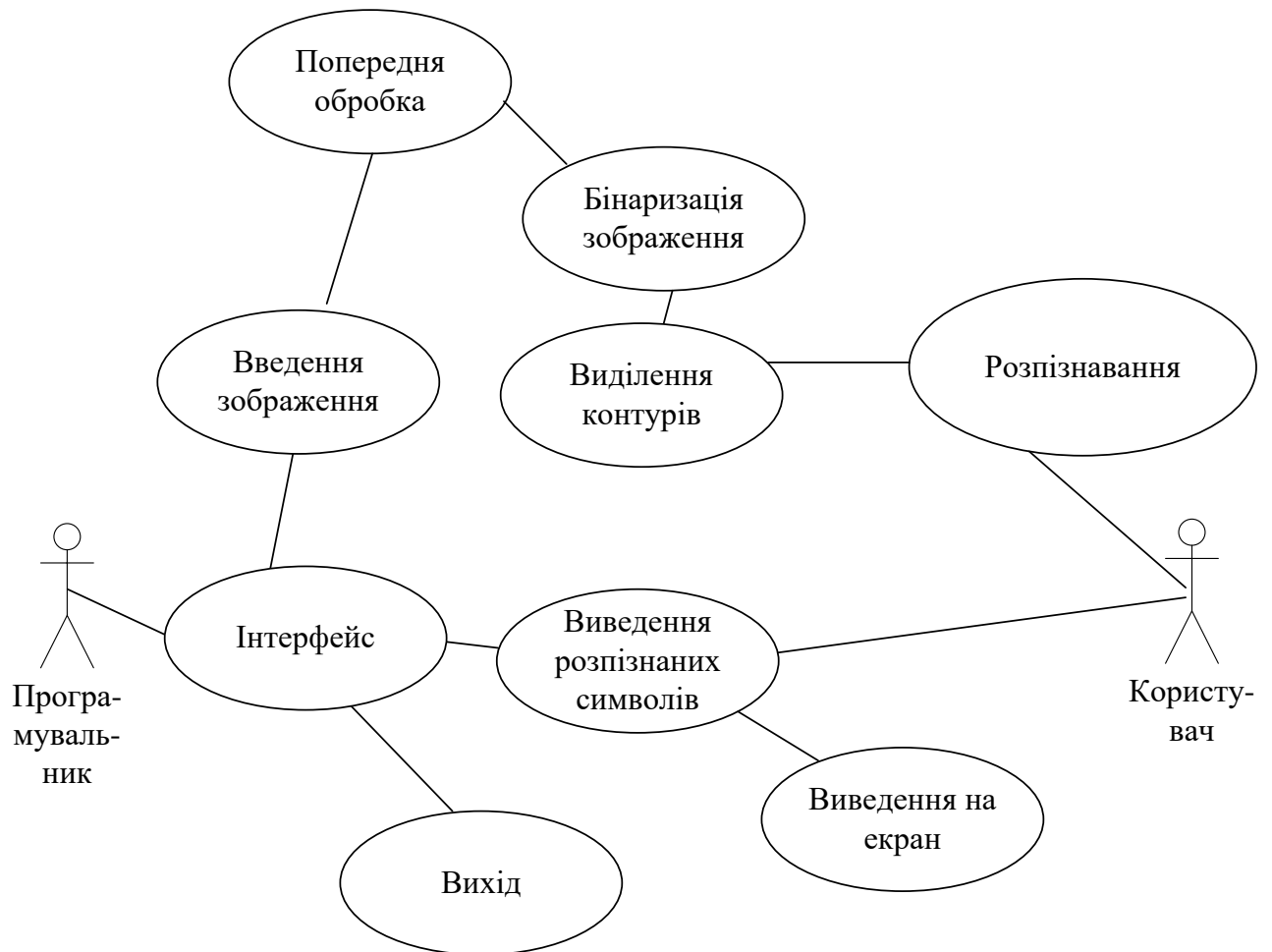
## СХЕМА ПРОГРАМИ БІНАРИЗАЦІЇ ЗОБРАЖЕННЯ



## СХЕМА ПРОГРАМИ РОЗПІЗНАВАННЯ СИМВОЛІВ







## UML ДІАГРАМА ВАРІАНТІВ ВИКОРИСТАННЯ



## РЕЗУЛЬТАТИ МАШИННОГО ЕКСПЕРИМЕНТУ




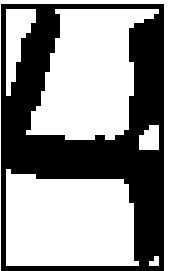


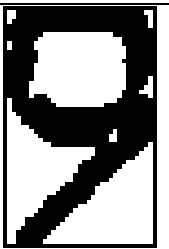


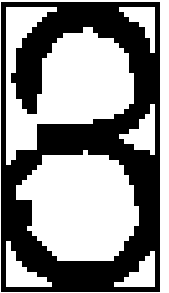


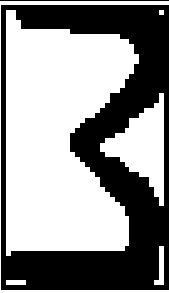

### Дослідження впливу завад на результати розпізнавання

Параметр шуму	Візуальне зображення	Значення коеф. кореляції	
		Min %	Aver %
0		69	72
10		63	65
20		30	53
30		16	42

### Тест на вплив на точність розпізнавання розмірів зображення

Зменшення на, %	Значення коефіцієнта кореляції	
	Min %	Aver %
-15	68	74
0	68	72
5	68	70
15	67	70
30	68	72

### Результати роботи програмного забезпечення

об'єкт	Коеф. кореляції макс. (%)	Відповідний еталонний об'єкт	Коеф. кореляції сусідній з макс. (%)	Відповідний еталонний об'єкт
	82		26	
	70		23	
	70		42	
	72		48	
	71		35	