

Міністерство освіти і науки України
Український державний університет науки і технологій

Факультет «Комп'ютерних технологій і систем»

Кафедра «Автоматика та телекомунікації»

Пояснювальна записка

до кваліфікаційної роботи

бакалавра

(ступінь вищої освіти)

на тему: Удосконалення методів автоматичної відеоідентифікації
рухомого складу

за освітньою програмою Системи керування рухом поїздів

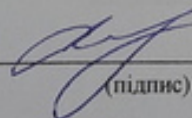
зі спеціальності: 273 Залізничний транспорт
(шифр і назва спеціальності)

Виконав: студент групи СК19120


(підпис студента)

/ Олексій ТАРАНЕНКО /
(Ім'я ПРІЗВИЩЕ)

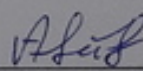
Керівник:


(підпис)

/ доцент Костянтин ГОНЧАРОВ /
(посада, Ім'я ПРІЗВИЩЕ)

Засвідчую, що у цій роботі немає запозичень з праць інших авторів без відповідних посилань.

Студент


(підпис)

Ministry of Education and Science of Ukraine
Ukrainian State University of Science and Technologies

Faculty “Computer technologies and systems”

Department “Automatics and Telecommunications”

Explanatory Note
to Bachelor’s Thesis

on the topic: Improving the methods of rolling stock automatic video identification
according to educational curriculum Train traffic control systems

in the Speciality: 273 Railway transport
(speciality and its code)

Done by the student of the group CK19120: / Oleksii TARANENKO /
(name, surname)

Scientific Supervisor: / associate professor Kostiantyn HONCHAROV /
(position, name, surname)

Міністерство освіти і науки України
Український державний університет науки і технологій

Факультет: Комп'ютерних технологій і систем
Кафедра: Автоматика та телекомунікації
Рівень вищої освіти: Перший (бакалаврський)
Освітня програма: Системи керування рухом поїздів
Спеціальність: 273 Залізничний транспорт

ЗАТВЕРДЖУЮ
Завідувач кафедри АТ

Володимир ГАВРИЛЮК
(Ім'я ПРІЗВИЩЕ)

(підпис)

« _____ » _____ 202__ р.

З А В Д А Н Н Я

на кваліфікаційну роботу _____ бакалавра
(ступінь вищої освіти)

студенту _____ Тараненко Олексію Олександровичу
(Прізвище, Ім'я По батькові)

1. Тема роботи: _____ Удосконалення методів автоматичної відеоідентифікації
рухомого складу

Керівник роботи: _____ Гончаров Костянтин Вікторович, к.т.н., доцент
(Прізвище, Ім'я, По батькові, науковий ступінь, вчене звання)

затверджені наказом від _____ " _____ " _____ 202__ р. № _____

2. Строк подання студентом роботи: 29.05.2022 р.

3. Вихідні дані до роботи: _____ опис та технічні характеристики систем
автоматичної ідентифікації рухомого складу ПАЛЬМА, Amtech, ARCSIS

4. Зміст пояснювальної записки (перелік питань, які потрібно опрацювати):

4.1 Аналітична частина: виконати порівняльний аналіз методів автоматичної ідентифікації рухомого складу

4.2 Основна частина: 1) виконати порівняльний аналіз методів розпізнавання цифр; 2) розробити нейронну мережу для розпізнавання цифр; 3) виконати імітаційне моделювання для порівняння різних методів розпізнавання цифр

5. Перелік графічного матеріалу (з точним зазначенням обов'язкових креслень): блок-схеми різних алгоритмів розпізнавання цифр

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

| № з/п | Назва етапів кваліфікаційної роботи | Строк виконання етапів роботи | Примітка |
|-------|--|-------------------------------|----------|
| 1 | Порівняльний аналіз методів автоматичної ідентифікації рухомого складу | 28.02.2022 | |
| 2 | Порівняльний аналіз методів розпізнавання цифр | 28.03.2022 | |
| 3 | Застосування нейронної мережі для розпізнавання номеру вагону | 25.04.2022 | |
| 4 | Імітаційне моделювання | 23.05.2022 | |
| 5 | Подання кваліфікаційної роботи до кафедри | 30.05.2022 | |
| 6 | Захист кваліфікаційної роботи на засіданні Екзаменаційної комісії | 13.06.2022 – 24.06.2022 | |

Студент

_____ (підпис)

Олексій ТАРАНЕНКО

_____ (Ім'я ПРІЗВИЩЕ)

Керівник роботи

_____ (підпис)

Костянтин ГОНЧАРОВ

_____ (Ім'я ПРІЗВИЩЕ)

РЕФЕРАТ

Пояснювальна записка до кваліфікаційної роботи бакалавра:

48 с., 26 рис., 2 табл., 9 джерел.

Об'єкт розробки – методи автоматичної відеоідентифікації рухомих одиниць.

Мета роботи – удосконалення методів автоматичної відеоідентифікації рухомого складу.

Методи дослідження – аналіз існуючих технічних рішень; методи обробки зображень та розпізнавання цифр; методи розробки алгоритмів; застосування штучних нейронних мереж.

В роботі проведено аналіз існуючі технології автоматичної ідентифікації рухомого складу, визначені переваги та недоліки кожної із технологій. Проведений порівняльний аналіз наступних методів розпізнавання: піксельне порівняння, аналіз розподілу пікселів по квадрантах, кореляційний метод, розпізнавання за допомогою нейронної мережі. Для кожного методу розроблена блок-схема алгоритму та імітаційна модель. Розроблена також нейронна мережа для розпізнавання цифр. В результаті імітаційного моделювання в середовищі Matlab проведено оцінювання достовірності кожного методу. Для зменшення кількості помилок при розпізнаванні номерів вагонів запропонований комплексний алгоритм, який поєднує декілька методів.

Результати роботи можуть бути використані для удосконалення систем автоматичної ідентифікації рухомого складу.

Ключові слова: ЗАЛІЗНИЧНИЙ ТРАНСПОРТ, АВТОМАТИЧНА ІДЕНТИФІКАЦІЯ РУХОМОГО СКЛАДУ, ОБРОБКА ЗОБРАЖЕННЯ, МЕТОДИ РОЗПІЗНАВАННЯ ЦИФР, БЛОК-СХЕМА АЛГОРИТМУ, НЕЙРОННА МЕРЕЖА.

ЗМІСТ

| | |
|--|----|
| ВСТУП..... | 8 |
| РОЗДІЛ 1. ПОРІВНЯЛЬНИЙ АНАЛІЗ МЕТОДІВ АВТОМАТИЧНОЇ ІДЕНТИФІКАЦІЇ РУХОМОГО СКЛАДУ | 9 |
| 1.1 Різновиди методів автоматичної ідентифікації рухомого складу | 9 |
| 1.1.1 Оптичні системи..... | 9 |
| 1.1.2 Електромагнітні системи..... | 10 |
| 1.1.3 Радіочастотні системи. | 11 |
| 1.2 Ідентифікація рухомого складу за його конструктивними та геометричними характеристиками..... | 12 |
| 1.3 Системи радіочастотної ідентифікації | 14 |
| 1.3.1 Система радіочастотної ідентифікації «Пальма» | 14 |
| 1.3.2. Система радіочастотної ідентифікації Amtech. | 16 |
| 1.4 Оптичні системи автоматичної ідентифікації | 17 |
| 1.5 Висновки по розділу 1..... | 19 |
| РОЗДІЛ 2. ПОРІВНЯЛЬНИЙ АНАЛІЗ МЕТОДІВ РОЗПІЗНАВАННЯ ЦИФР | 20 |
| 2.1 Попередня обробка зображення..... | 20 |
| 2.2 Різновиди методів розпізнавання цифр..... | 22 |
| 2.2.1. Піксельний метод..... | 22 |
| 2.2.2. Аналіз розподілу пікселів по квадрантах. | 23 |
| 2.2.3. Кореляційний метод..... | 23 |
| 2.2.4. Розпізнавання за допомогою нейронної мережі. | 23 |
| 2.3. Метод піксельного порівняння | 24 |
| 2.4 Аналіз розподілу пікселів по квадрантах..... | 26 |

| | |
|--|----|
| 2.5 Кореляційний метод..... | 29 |
| 2.6 Висновки по розділу 2..... | 32 |
| РОЗДІЛ 3. ЗАСТОСУВАННЯ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ ДЛЯ РОЗПІЗНАВАННЯ НОМЕРУ ВАГОНУ | 33 |
| 3.1. Структура та властивості штучного нейрону..... | 33 |
| 3.2 Різновиди нейронних мереж | 36 |
| 3.3. Навчання нейронної мережі | 37 |
| 3.4 Алгоритм розпізнавання цифр за допомогою нейронної мережі..... | 41 |
| 3.5. Результати моделювання | 43 |
| 3.6. Висновки по розділу 3..... | 46 |
| ВИСНОВКИ ТА РЕКОМЕНДАЦІЇ | 47 |
| ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ | 48 |

ВСТУП

Системи автоматичної ідентифікації рухомого складу забезпечують зчитування індивідуального номеру вагонів та обробку даної інформації. В результаті впровадження таких систем підвищується достовірність і оперативність звітності про стан вагонних і локомотивних парків, зменшується штат співробітників, забезпечується впровадження безпаперових інформаційних технологій, високий рівень інформаційного сервісу у внутрішніх і транзитних міжнародних перевезеннях, підвищується інтенсивність вантажоперевезень за рахунок скорочення простоїв, запізнь, порожніх пробігів.

В сучасному світі існує велика кількість методів ідентифікації рухомого складу. Найбільш розповсюдженими є методи радіочастотної ідентифікації (RFID) та відеоідентифікації. Технологія RFID забезпечує високу достовірність даних, проте потребує розміщення на кожному вагоні додаткового пристрою – кодового бортового датчика, що вимагає значних матеріальних і часових ресурсів та суттєво ускладнює процес впровадження таких систем.

Системи відеоідентифікації не вимагають оснащення вагонів додатковим обладнанням. В таких системах застосовуються відеокамери, які фотографують бокові поверхні кожного вагону. В результаті програмної обробки отриманих зображень здійснюється розпізнавання номерів та ідентифікація вагонів. Методи автоматичної відеоідентифікації не лише забезпечують найкращий вибір у відношенні вартості до якості, а й дуже легкі для впровадження.

Головним недоліком систем відеоідентифікації є залежність від кліматичних умов, забруднень та вібрації поверхні вагонів. З урахуванням сучасного рівня розвитку інформаційних технологій можна підвищити достовірність відеоідентифікації за рахунок покращення алгоритмів розпізнавання. У зв'язку із цим актуальною є задача удосконалення методів автоматичної відеоідентифікації рухомого складу.

РОЗДІЛ 1. ПОРІВНЯЛЬНИЙ АНАЛІЗ МЕТОДІВ АВТОМАТИЧНОЇ ІДЕНТИФІКАЦІЇ РУХОМОГО СКЛАДУ

1.1 Різновиди методів автоматичної ідентифікації рухомого складу

Для автоматизації роботи залізничних станцій необхідно отримувати достовірну інформацію не лише про факт наближення поїздів, а ще інформацію про склад кожного поїзда – кількість і тип вагонів, станції приписки та призначення, види вантажів та інше. Частина цієї інформації міститься в номерах вагонів. Саме тому, технологічний процес обробки потягів включає в себе запис номерів вагонів в спеціальний документ – натурний лист.

Відомі системи зчитування номерів вагонів, засновані на різних фізичних принципах взаємодії датчиків та приймачів пристроїв зчитування, серед яких можна виділити оптичні, електромагнітні та радіочастотні.

1.1.1 Оптичні системи. В оптичних системах для зчитування номерів використовують видимий спектр світлового діапазону (рис. 1.1). Вагонний датчик ВД являє собою щит з комбінацією горизонтальних кольорових рисок, кожна з яких містить два кольори. Для кодування використовують білий, синій, помаранчевий і чорний кольори. Варіанти їх поєднань дають можливість кодувати однією двоколірною смужкою десятковий розряд номера. Всього на датчику 13 смуг, перша з яких стартова, 12-та – стопова, 13-та – контрольна, а всі інші – інформаційні.

При проходженні вагону в зоні зчитування смуги освітлюються від дзеркал барабану, що обертається ВБ (ДС – джерело світла), що забезпечує їх по чергове зчитування знизу вгору (сканування). Відбиті сигнали реєструє фотоприймач ФП і обробляє електронна апаратура (СКД – схема керування і дешифрації, В – віддзеркалювач). Скануючий пристрій вмикається сигналами від електронного рейкового кола на час прямування поїзда через контрольну точку [1].

Вартість вагонних датчиків такого типу невелика. Вони довговічні та дозволяють легко змінювати інформаційний зміст за допомогою перестановки смуг на щиті-основі. Проте якість зчитування залежить від забрудненості датчиків та від погодних умов. Експериментальні дані показують, що при такому способі достовірність зчитування досягає 85%.

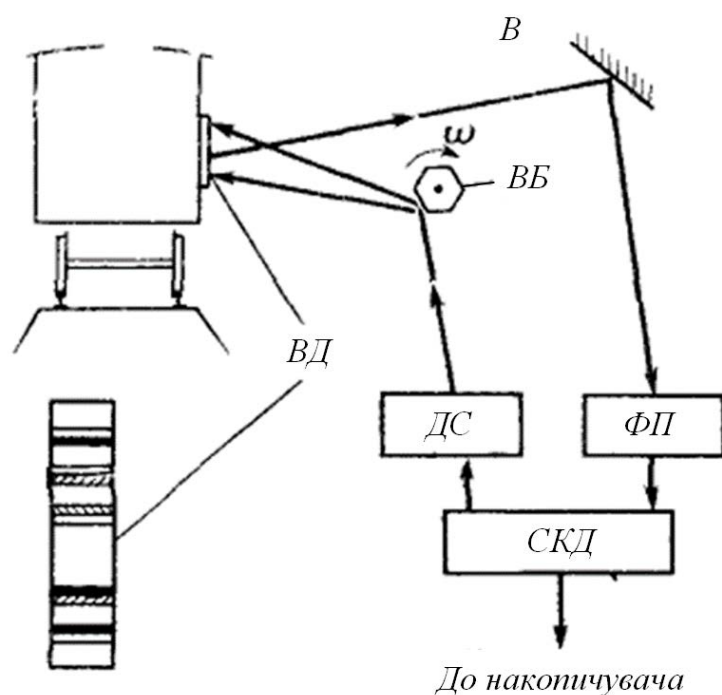


Рисунок 1.1 – Структурна схема оптичного зчитування номерів

1.1.2 Електромагнітні системи. В електромагнітних системах (рис. 1.2) датчиком служить феромагнітна пластина з вирізами різної глибини, площею яких кодуються десяткові розряди номера. Датчик закріплюють під днищем вагону. У точці зчитування по осі шляху встановлюють електромагніт, що намагнічує (НЕ), і зчитуючу котушку ЗК. При проходженні вагону датчик спочатку проходить над електромагнітом і намагнічується. Далі датчик проходить над зчитуючою котушкою, в якій наводиться ЕРС, в залежності від відстані між нею та магнітним матеріалом датчику. Інакше кажучи, на фоні деякої напруги з постійною амплітудою формуються провали до рівнів, пропорційно до глибини вирізів. Ці аналогові сигнали перетворюються на

цифрову форму блоком електронної обробки (СУОС – схема управління і обробки сигналів) [1].

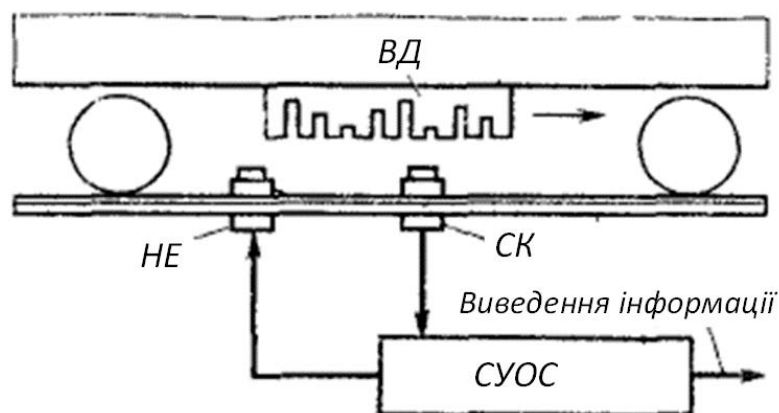


Рисунок 1.2 – Схема електромагнітного способу зчитування номерів вагонів

1.1.3 Радіочастотні системи. Радіочастотні системи з пасивним датчиком, що відбиває, як правило, працює в діапазоні НВЧ. прикладом такої системи може бути російська транспортна локаційна пізнавальна система ЛОТОС-2к (рис.1.3). В цій системі використовується принцип опитування пасивного вагонного датчику НВЧ-сигналом, що періодично змінюється по частоті, в діапазоні 3,0-3,6 ГГц. Вагонний кодово-частотний датчик КЧД є відрізком хвилеводу, на одному кінці з яких встановлена заглушка, а другий служить антеною для НВЧ-сигналів цього діапазону [1]. На внутрішніх стінках хвилеводу закріплюють об'ємні резонатори ОР, за допомогою яких кодують номер вагону. Вісім десяткових цифр номеру кодуються кодом “два з п'яти”, а всього використовується 16 резонаторів, налаштованих на фіксовані частоти, у вказаному діапазоні. Датчик закріплюють під кузовом вагону антеною вниз [1].

Датчики опитуються комплектом колійних пристроїв, що включає антенний блок АБ, встановлений між рейками, і блок електронної обробки БЕО, з'єднані кабелем. Генератор пилкоподібної напруги ГПН електронного блоку виробляє сигнали струму частоти 1 кГц, що управляють роботою НВЧ-генератора, а

також використовуються для синхронізації роботи схем накопичення, формування та передачі зчитаної інформації [1].

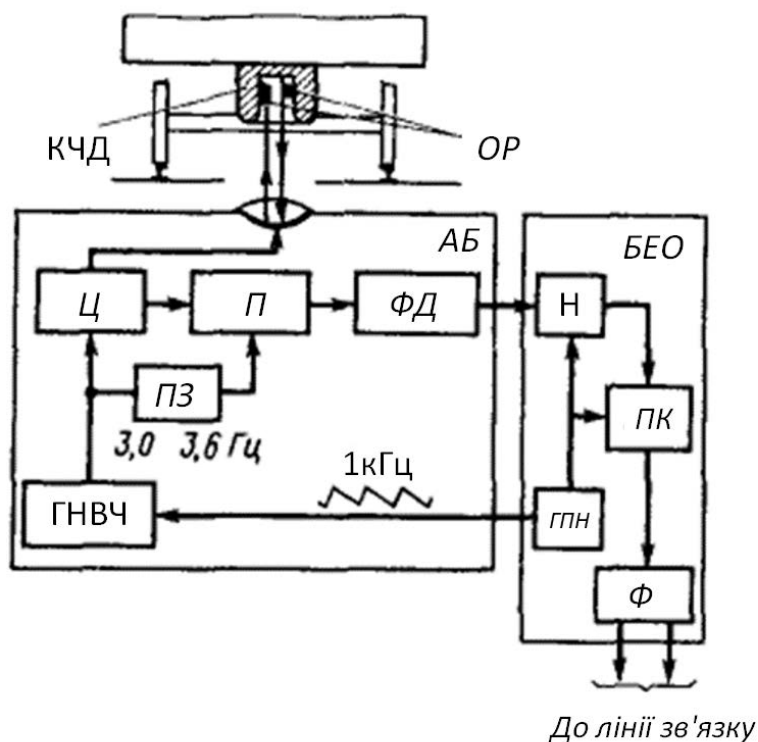


Рисунок 1.3 – Структурна схема системи ЛОТОС-2к

1.2 Ідентифікація рухомого складу за його конструктивними та геометричними характеристиками

Існують САІ типів рухомих одиниць залізничного транспорту, принцип роботи яких заснований на визначенні геометричних параметрів рухомого складу. При цьому немає необхідності у встановленні будь яких додаткових датчиків на рухомі одиниці. До числа таких САІ відносяться пристрої ідентифікації у складі багатофункціонального комплексу технічних засобів (КТСМ). Але цей пристрій має обмежені функціональні можливості і дозволяє ідентифікувати тільки клас рухомої одиниці (локомотив або вагон) та вид вагону (пасажирський або вантажний), без визначення конкретного типу рухомого складу [2].

Для надійної ідентифікації типів одиниць рухомого складу необхідне визначення (вимірювання) численних наборів і поєднань різномірних технічних

ознак, однозначно характеризуючих конкретний тип рухомого складу. В роботі [2] запропоновано використовувати наступні технічні параметри одиниць рухомого складу:

- осність, що визначається загальним числом колісних пар даної одиниці рухомого складу;

- лінійні розміри, що визначають базу одиниці рухомого складу, довжину по осях автозчеплення, довжину та ширину кузова, висоту кузова від головок рейок;

- тара - вага всіх частин одиниці рухомого складу (в порожньому стані), включаючи вагу візків та колісних пар;

- максимальна швидкість руху;

- вантажопідйомність (для вантажних вагонів) - найбільша вага вантажу, який можна перевозити у цьому вагоні;

- тип планування, населеність та маса екіпірування для пасажирських вагонів;

- потужність локомотивів і рід використовуваного струму для електровозів

однозначно характеризують конкретний тип одиниці рухомого складу та їх апаратне визначення може дозволити здійснювати ідентифікацію типів одиниць рухомого складу.

На рисунку 1.4 показано взаємне розташування міжосьових відстаней певних класів у одиниці рухомого складу, що є постійним.

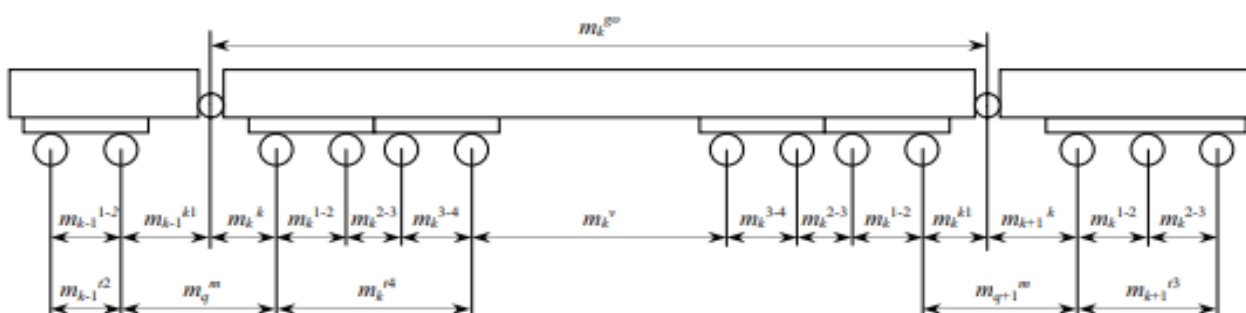


Рисунок 1.4 – Взаємне розташування міжосьових відстаней

Запропоновані технічні параметри дозволяють ідентифікувати наступні типи одиниць залізничного рухомого складу: локомотиви (електровози та тепловози різних модифікацій), пасажирські вагони, вантажні вагони (криті вагони, напіввагони, платформи, хопери, цистерни, думпкари, транспортери та ін.), моториси, дрезини та інші типи.

1.3 Системи радіочастотної ідентифікації

1.3.1 Система радіочастотної ідентифікації «Пальма»

Система автоматичної ідентифікації (САІ) «Пальма» працює на основі НВЧ-технології із застосуванням частот 865, 867 і 869 МГц, що дозволяє зчитувати інформацію на великих відстанях і при високих швидкостях руху [8].

До складу обладнання САІ «Пальма» входять наступні вузли:

- бортовий кодовий датчик - розміщується на рухомому складі у суворо визначеному місці;
- концентратори інформації: лінійного рівня КСАІ-Л та дорожнього рівня КСАІ-Д;
- пункт зчитування інформації (ПЗЧ), стаціонарно встановлюється на незначній відстані декількох метрів від залізничної колії в точках контролю;
- пункт кодування датчиків КБД;
- програмне забезпечення.

При проходженні поїзда повз пункт зчитування (ПЗЧ) системи «Пальма» спрацьовують датчики фіксації проходу коліс, що призводить до випромінювання НВЧ – сигналу для живлення кодових бортових датчиків. Зчитана інформація разом з даними про спрацювання колісних датчиків передається в станційний концентратор інформації лінійного рівня [8].

Структура системи «Пальма» зображена на рисунку 1.5.

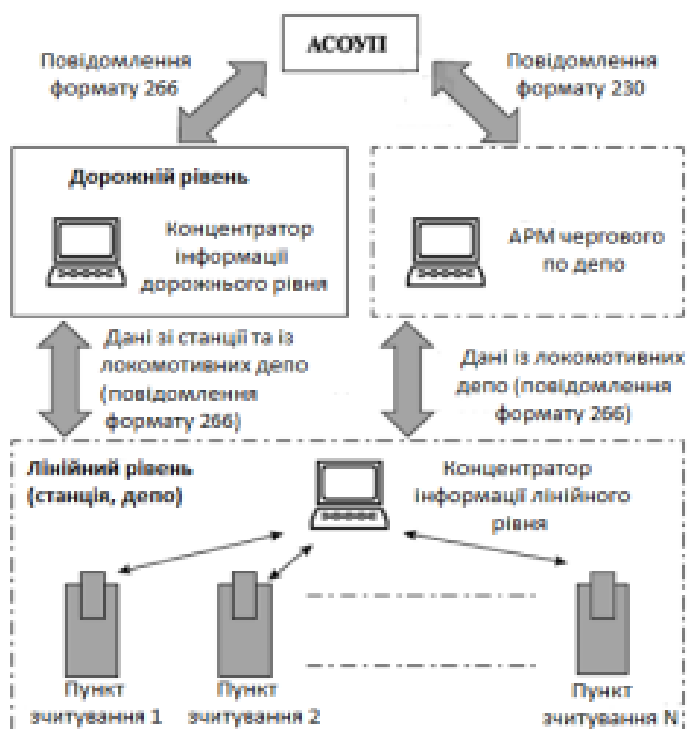


Рисунок.1.5 – Структура системи «Пальма»

Дана система забезпечує отримання даних про місцезнаходження локомотивів і вагонів, що дозволяє в режимі реального часу визначати не тільки місцезнаходження складів, а також і їх стан (наприклад, в якому пункті причеплений або відчеплений конкретний вагон, і т.д.).

Отриману інформацію збирають та аналізують, а вже далі використовують при вирішенні завдань управління, обліку, взаєморозрахунків за користування вагонами, інформування клієнтів залізниць. Автоматична ідентифікація на базі САІ «Пальма» дозволить повністю замінити ручне списування номерів і тим самим забезпечити оперативність і достовірність інформації про рухомий склад.

Система забезпечує інформаційні системи достовірними та повними даними, для подальшого використання, в існуючих технологіях управління експлуатацією. З її допомогою може бути отримана наступна інформація:

- час і дата прибуття, відправлення, прослідкування конкретним поїздом станції;

- час і дата проходження контрольного пункту конкретним локомотивом (візит / вихід в / з депо);
- час і дата заходу конкретного локомотива на ремонтні позиції і технічного обслуговування.

1.3.2. Система радіочастотної ідентифікації Amtech. Один з масштабних проектів автоматичної ідентифікації залізничного рухомого складу на основі ультрависокочастотного зворотного модульованого відображення був реалізований залізницями США, Канади і Мексики з розробок компанії Amtech Systems Division - підрозділу корпорації Intermec Technologies (США). Основні експлуатаційно-технічні вимоги до КБД і пунктам зчитування інформації були затверджені в стандарті ISO 10374.

На підставі проведених аналізів проекту було визначено, що для вирішення задач ідентифікації залізничного рухомого складу на залізничних шляхах найбільш ефективним інструментом є системи, засновані на використанні технології радіочастотної ідентифікації, а саме систем безконтактної прив'язки до шляху рухомих одиниць рухомого складу.

Система безконтактної автоматичної ідентифікації рухомих одиниць є багатофункціональною і призначена для вирішення наступних задач, згідно з правилами технічної експлуатації рухомого складу та завдання на дані системи:

- сприяти виконанню графіка руху поїздів на лінії, що задається центральним пунктом комплексної автоматизованої системи диспетчерського управління;

- забезпечувати необхідною інформацією виконавчі пристрої для зупинки поїздів на станціях і на шляхах обороту з заданою точністю.

У 1991р. Асоціація американських залізниць прийняла рішення про обов'язкове встановлення кодових бортових датчиків Amtech на всіх залізничних вагонах та локомотивах США.

1.4 Оптичні системи автоматичної ідентифікації

Оптична система автоматичної ідентифікації ARCSIS

Система ARCSIS (Automated Rolling-Stocked Cars Identification System) – це одна з перших дослідно-промислових систем автоматичного зчитування номерів рухомого складу із застосуванням відеокамер. Вперше її було впроваджено у червні 2005 року, на станції Череповец-1 Північної залізничної дороги [3].

Для організації зчитування в зоні контролю було встановлено типову чорно-білу телекамеру у термокожусі, сигнал від якої передавався в технічну контору станції по “витій парі”. У приміщенні контори відеосигнал, що зображувався в аналоговому моніторі, аналізувався оператором. Для зниження вартості почали використовувати звичайні камери. Для покращення якості телевізійного сигналу його передачу на пост оператора було організовано по оптоволоконному каналу локально-обчислювальної мережі станції. Для вводу та оцифрування відеосигналу була використана відносно дешева плата-відеотюнер AverMedia TV Capture, на чипі bt8x8. Обчислювальний комплекс було побудовано на базі конфігурації ПК. Типова структурна схема системи ARCSIS представлена на рисунку 1.6.

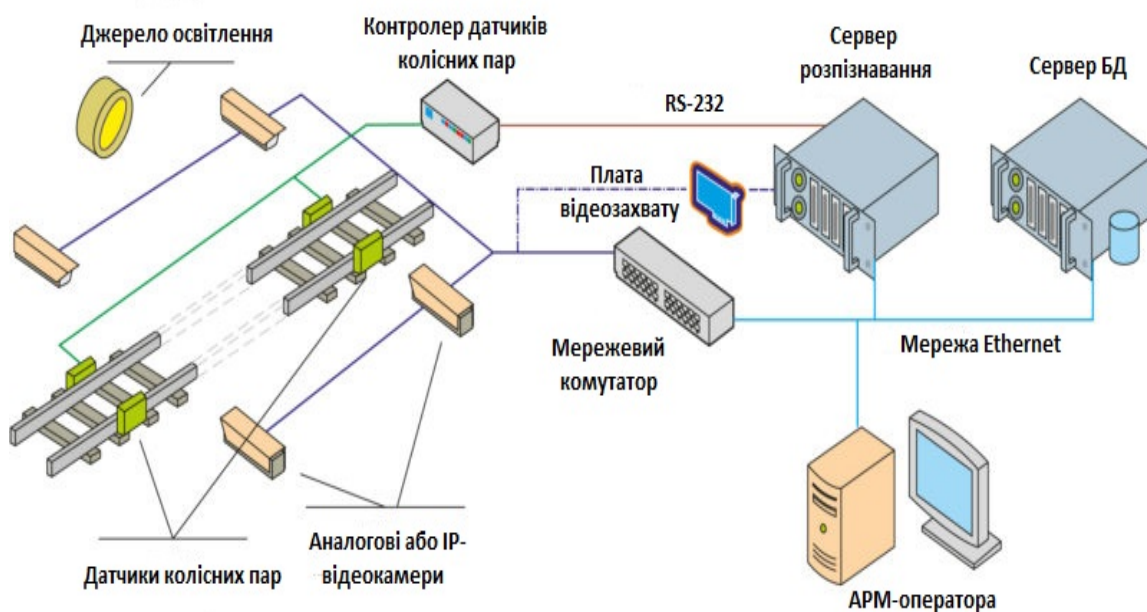


Рисунок 1.6 – Типова структурна схема системи ARCSIS

Перший програмний модуль “ARSCIS-1” дозволяв автоматизувати процеси вводу та запису на жорсткий диск ПК телевізійного сигналу в режимі РВ, перегляду та впорядкування записаних відеофрагментів. Виконано інтеграцію модуля з існуючим та використовуваним операторами станції програмним забезпеченням [6].

В модулі “ARSCIS-2” реалізовані наступні функції:

- організація запису без участі оператора шляхом автоматичної діагностики появи і проходження складу в зоні контролю;
- автоматичне визначення напрямку руху складу;
- сповіщення оператора при появі об’єктів, що рухаються в зоні контролю.

– Забезпечення вказаних функцій модуля “ARSCIS-2” засновано на аналізі послідовності зображень робочої сцени (зони контролю), які поступаю в ПК та складаються із наступних етапів: передобробка зображень з метою зниження рівня перешкод, коригування фонового зображення, обчислення різниці між фоновим і поточним зображеннями, аналіз "кількості руху" в поточному кадрі, прийняття рішення про появу об’єкта, що рухається, в зоні контролю та формування відеозапису його руху у форматі AVI-файлу на жорсткий диск ПК [3].

Модуль “ARSCIS-3” дозволяє організувати ефективний перегляд записаного відеофрагмента, шляхом виконання попереднього автоматичного підрахунку кількості об’єктів у складі із присвоєнням кожному об’єкту локального порядкового номера та автоматичної локалізації меж цих об’єктів [6]. Для ефективної реалізації цих функцій передбачена можливість підключення до системи індуктивних датчиків, що встановлюються в зоні контролю поряд з рейками та використовуються для підрахунку осей вагонів, що рухаються [3].

Модуль “ARSCIS-4” виконує автоматичне виявлення та розпізнавання номерів на вагонах, цистернах і платформах.

Основні етапи обробки та аналізу інформативних сигналів у даному модулі такі:

- введення в ПК та попередня обробка відеоданих;
- виявлення рухомого складу та його окремих вагонів у зоні контролю;
- локалізація зображення реєстраційного номера вагонів;
- сегментація та розпізнавання графічних образів окремих символів номера вагона;
- комбінування результатів розпізнавання окремих символів код номера;
- ідентифікація вагона за результатами розпізнавання номера на кількох суміжних зображеннях.

1.5 Висновки по розділу 1

1. На сьогоднішній день найбільш розповсюдженими є системи ідентифікації рухомого складу на базі відеоспостереження та системи радіочастотної ідентифікації.

2. Найбільш точним методом автоматичної ідентифікації безумовно є метод радіочастотної ідентифікації, на базі RFID технології. Проте, для забезпечення нормальної роботи необхідні великі фінансові витрати для розміщення спеціальних кодових датчиків на кожному вагоні, а також часовий ресурс на їх встановлення та обслуговування.

3. Головними недоліками систем відеоспостереження є залежність від кліматичних умов та рівню забрудненості номерів рухомого складу, які відсутні у радіочастотній технології. Проте ця технологія є найкращою у співвідношенні вартості та якості.

РОЗДІЛ 2. ПОРІВНЯЛЬНИЙ АНАЛІЗ МЕТОДІВ РОЗПІЗНАВАННЯ ЦИФР

2.1 Попередня обробка зображення

Оскільки вихідне зображення має різні кольори, які можна віднести до палітри RGB (Red Green Blue). Для розпізнавання зображеної цифри необхідно провести порівняння з еталонним зображенням, яке зберігається в бібліотеці програми.

Розглянемо декомпозицію зображення на фрагменти, що відповідають різним діапазонам частот:

- на низьких частотах будуть міститися найбільші деталі, що задаються загальним розподілом яскравості і кольору, і, отже, визначають форму об'єкта;
- на середніх частотах формується середня і дрібна деталізація, яка задає «локальний контраст» і для знятих крупним планом об'єктів є фактурою поверхні;
- на високих частотах формується наддрібна деталізація, яка задає різкість зображення [4].

Очевидно, що для порівняння зображень необхідно використовувати низькі частоти. Розглянемо алгоритм попередньої обробки вхідного зображення номеру вагону (рис. 2.1).

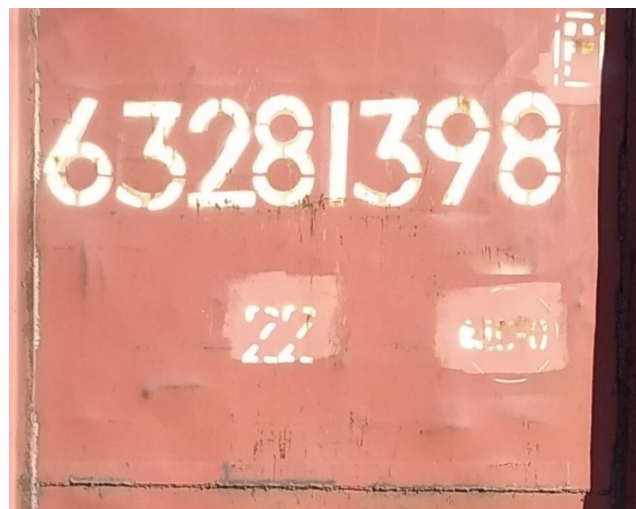


Рисунок 2.1 – Приклад вхідного зображення номеру вагону

1. На першому етапі відбувається фільтрація зображення (для зменшення шуму) та підвищення контрастності.

2. На другому етапі відбувається пошук цифр у зображенні. Формуються зображення восьми цифр, які складають номер вагону. В якості прикладу, розглянемо далі алгоритм обробки зображення цифри «3».

3. Зображення цифри зменшують до розміру 20 x 30 із загальним числом пікселів 600 (рис.2.2). Це дозволяє позбутися рамок зображення та виділити його основну частину. Таким чином, хеш буде відповідати всім варіантам зображення, незалежно від розміру та співвідношення сторін.



Рисунок 2.2 – Зменшене зображення до 600 пікселів

4. На наступному етапі видаляється колір зображення. Зменшивши розмір зображення переводимо його в градацію сірого – це зменшує хеш з 600 пікселів (600 значення червоного, 600 зеленого і 600 синього) всього до 600 значень кольору.

5. На останньому етапі приводимо зображення до чорно-білих бітів. Для кожного з кадрів обчислюється середнє значення пікселів, а потім кожний з пікселів порівнюється із середнім значенням (якщо даний піксель більше середнього значення, то в клітинку хеша записується 1, інакше 0), після чого

формується підсумкове хеш-зображення (рис. 2.3), яке далі можна використовувати для порівняння і подальшого розпізнавання.

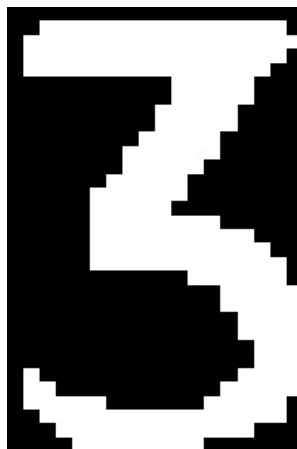


Рисунок 2.3 – Підсумкове хеш-зображення цифри 3

2.2 Різновиди методів розпізнавання цифр

У сучасному світі існує велика кількість методів автоматичного розпізнавання цифр, було розглянуто чотири основні методи, які набрали найбільшу популярність у використанні (рис. 2.4).

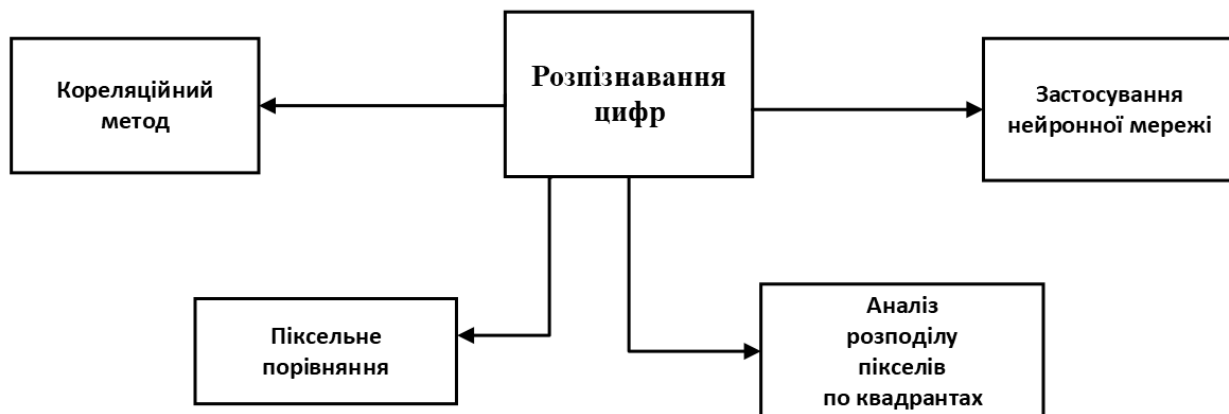


Рисунок 2.4 – Різновиди методів розпізнавання цифр

2.2.1. Піксельний метод. Піксельний метод є одним із найпростіших способів розпізнавання зображеної цифри. Вхідне зображення підводять під певний розмір пікселів, після чого відбувається порівняння кількості співпадаючих пікселів на всій області еталонних зображень цифр від 0 до 9 та вхідного зображення; після завершення процесу порівняння отримуємо

результат, опираючись на максимальний збіг даних. Для підвищення кількості вдалого визначення збирається велика база еталонних зображень, але велике значення має шум(перешкоди) на вхідному зображенні.

2.2.2. Аналіз розподілу пікселів по квадрантах. Даний метод використовує більш складний спосіб розпізнавання зображення, оскільки, для порівняння розділяє зображення на чотири рівні фрагменти. Далі поступово визначає відсоток одиничних пікселів, що співпадають по відношенні до фрагмента еталонного зображення цифр від 0 до 9, і так для кожного фрагменту окремо, після чого отримуємо результат визначення цифри, зображеної на вхідному зображенні. Відсоток відношення для кожної цифри вказується у базі даних програми.

Даний спосіб є більш точним, оскільки, порівняння відбувається по кожному фрагменту окремо і тому шум має не такий великий вплив на якість розпізнавання.

2.2.3. Кореляційний метод. Метод розпізнавання вхідного зображення за допомогою порівняння схожості двох зображень (вхідного та еталонного). В цьому методі використовується коефіцієнт кореляції - це міра того, як дві чи більше змінні пов'язані одна з одною. Існує декілька коефіцієнтів, які вимірюють ступінь кореляції (відсоток схожості зображення). Детальніше про даний метод розпізнавання поговоримо у пункті 2.5.

2.2.4. Розпізнавання за допомогою нейронної мережі.

Нейронна мережа є однією з інноваційних технологій для використання у різних сферах, оскільки, кожен мережу проектують під спеціальну задачу. Нейронні мережі для розпізнавання зображень проектують і навчають розпізнавати зображення, використовуючи велику базу еталонних зображень, для того, щоб досягти найбільшої кількості достовірної інформації. Більш детально даний метод описаний у розділі 3.

2.3. Метод піксельного порівняння

В ході роботи було детальніше розглянуто метод піксельного порівняння зображення. На рисунку 2.5 наведено алгоритм роботи піксельного методу порівняння цифр; також вказано алгоритм визначення кількості однакових пікселів (рис. 2.6).

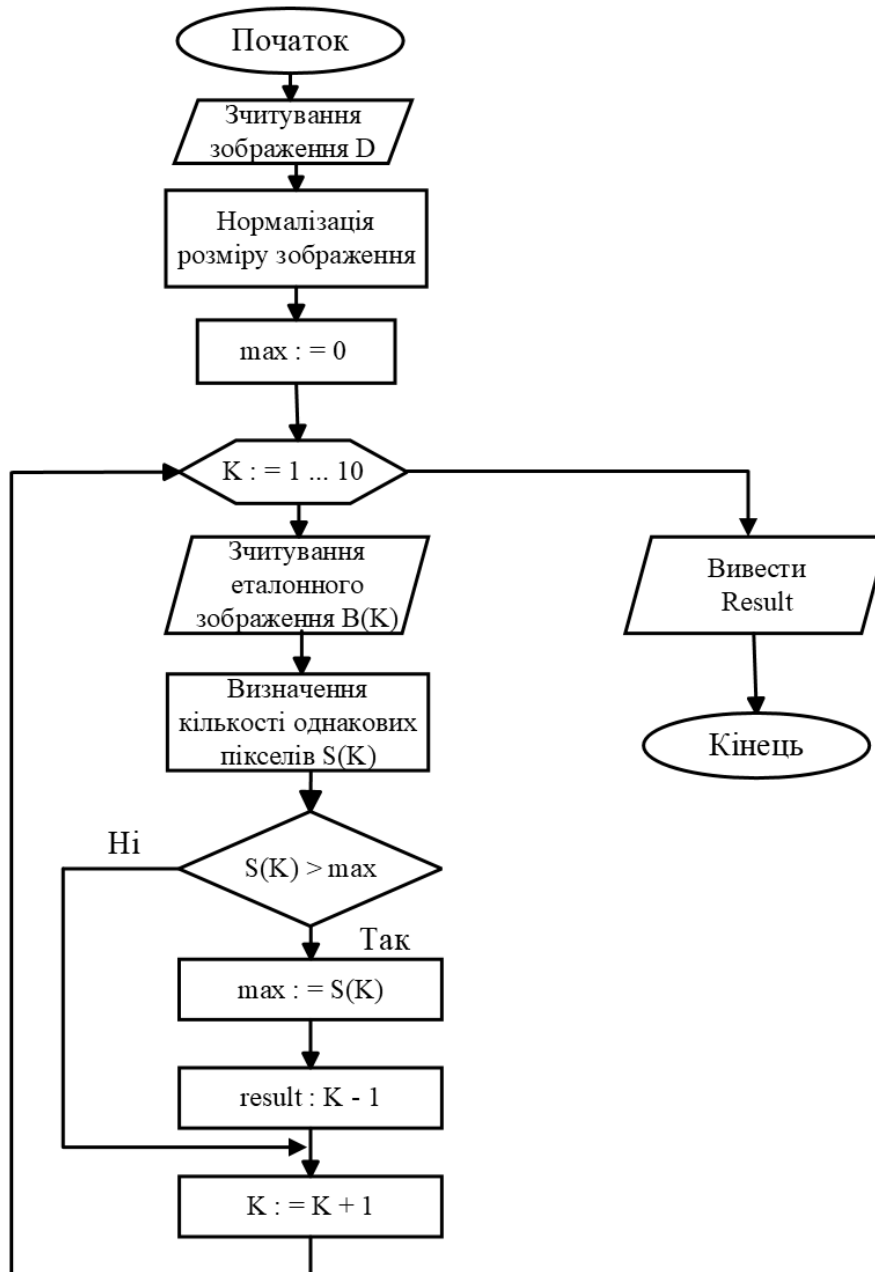


Рисунок 2.5 – Блок-схема алгоритму піксельного порівняння цифр

У блок-схемі алгоритму використовуються наступні позначення: D – зображення цифри; E(K) – еталонні зображення; K – лічильник еталонних

зображень; $S(K)$ – кількість однакових пікселів в поточному та еталонному зображеннях; $result$ – результат розпізнавання.

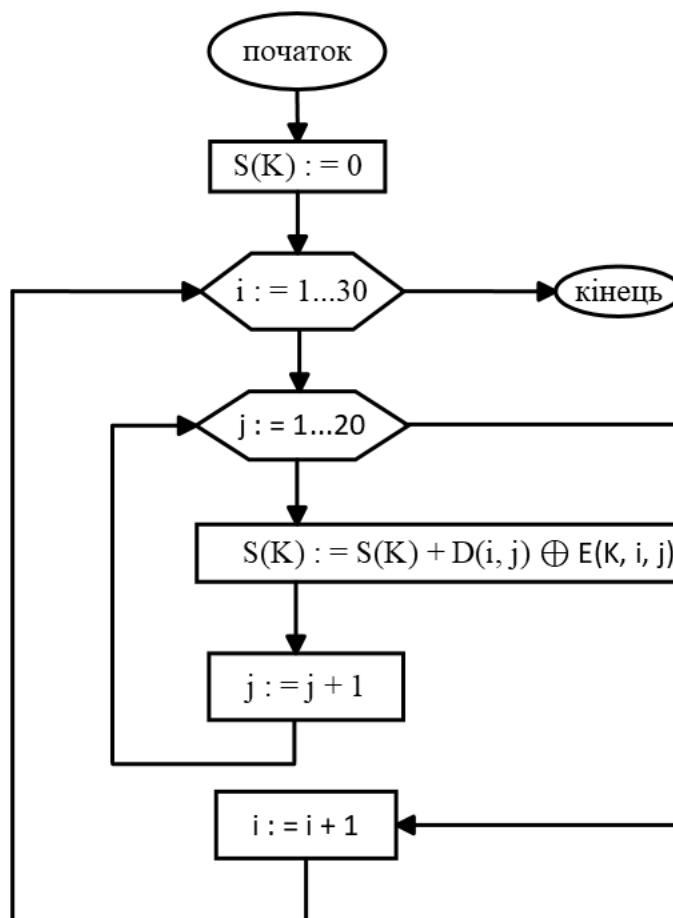


Рисунок 2.6 – Алгоритм визначення кількості однакових пікселів: i – лічильник рядків у зображенні; j – лічильник стовпчиків у зображенні.

Розглянемо та розберемо алгоритм на прикладі вхідного зображення цифри 3.

Опис алгоритму. Розпочинається процес зчитування вхідного зображення, відбувається зчитування зображення, далі відбувається конвертування до розмірів 20×30 пікселів (в загальній сумі 600 пікселів). Визначається кількість максимального співпадіння пікселів. Далі запускається процес порівняння зображення з еталонними цифрами; відбувається зчитування еталонного зображення та іде процес визначення кількості однакових пікселів. Коли завершується процес визначення кількості однакових пікселів отримане значення порівнюють із максимальним значенням співпадіння, якщо значення

перевищує максимальне, то воно записується як нове максимальне значення і фіксується співпадіння. Цей процес повторюється 10 разів, після чого результат зберігається та виводиться на екран (рис.2.7).

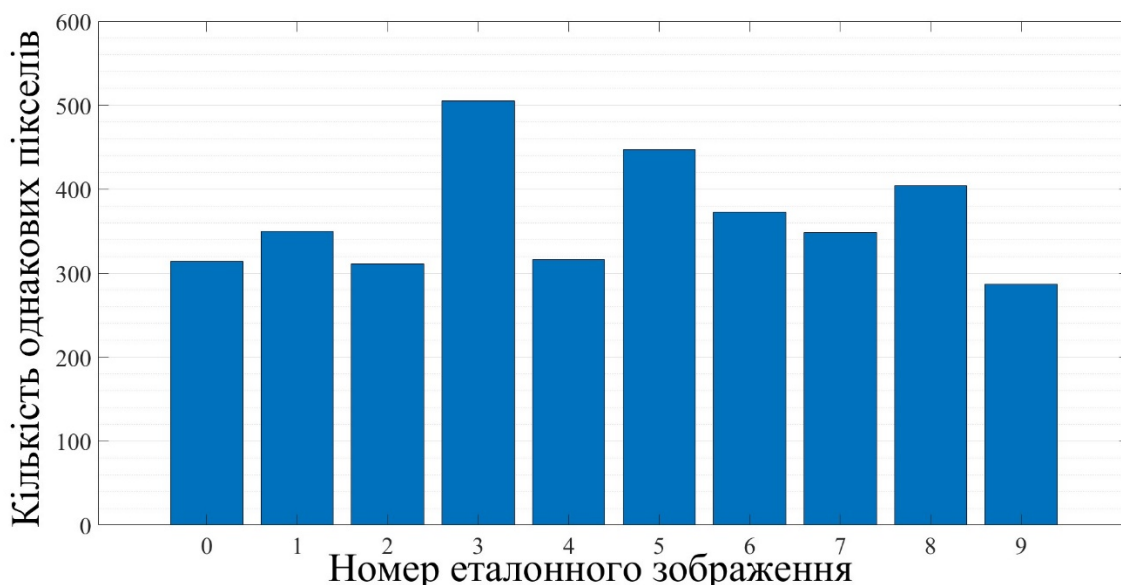


Рисунок 2.7 – Кількість однакових пікселів вхідного зображення цифри «3» та еталонних зображень

На графіку ми бачимо, що в результаті порівняння цифра 3 має найбільшу кількість співпадаючих пікселів – це говорить про те, що розпізнавання було виконано успішно.

2.4 Аналіз розподілу пікселів по квадрантах

Метод розподілу пікселів по квадрантах має схожу за послідовністю, але іншу за способом послідовність розпізнавання зображення. Головна відмінність між піксельним та розподілом по квадрантах методами – це те, що вхідне зображення розбивають на чотири рівні фрагменти, і рахують відсоток співпадаючих пікселів по кожному фрагменту окремо, що на виході дає більш точну якість розпізнавання. На рисунку 2.8 наведено приклад розподілу зображення по квадрантах.



Рисунок 2.8 – Розділення зображення на фрагменти

Проаналізувавши всі цифри, які приймають участь у розпізнаванні було зведено загальну таблицю процентного розподілу одиничних пікселів для зображень різних цифр (Таблиця 2.1).

Блок-схема алгоритму розпізнавання представлена на рисунку 2.9.

Таблиця 2.1 – Розподіл білих пікселів по квадрантах зображення

| Цифра | Розподіл по квадрантах % | | | |
|-------|--------------------------|-------|-------|-------|
| | I | II | III | IV |
| “0” | 58 | 53,33 | 52 | 55,33 |
| “1” | 88 | 97,33 | 74,37 | 84,67 |
| “2” | 33,33 | 52,67 | 46 | 45,33 |
| “3” | 29,33 | 58,67 | 28,67 | 52,67 |
| “4” | 26,67 | 50 | 37,33 | 53,33 |
| “5” | 75,33 | 42,67 | 35,33 | 60 |
| “6” | 52 | 23,33 | 54,67 | 63,33 |
| “7” | 26 | 65,33 | 14 | 38 |
| “8” | 58 | 54 | 54 | 56 |
| “9” | 60 | 48 | 32,67 | 39,33 |

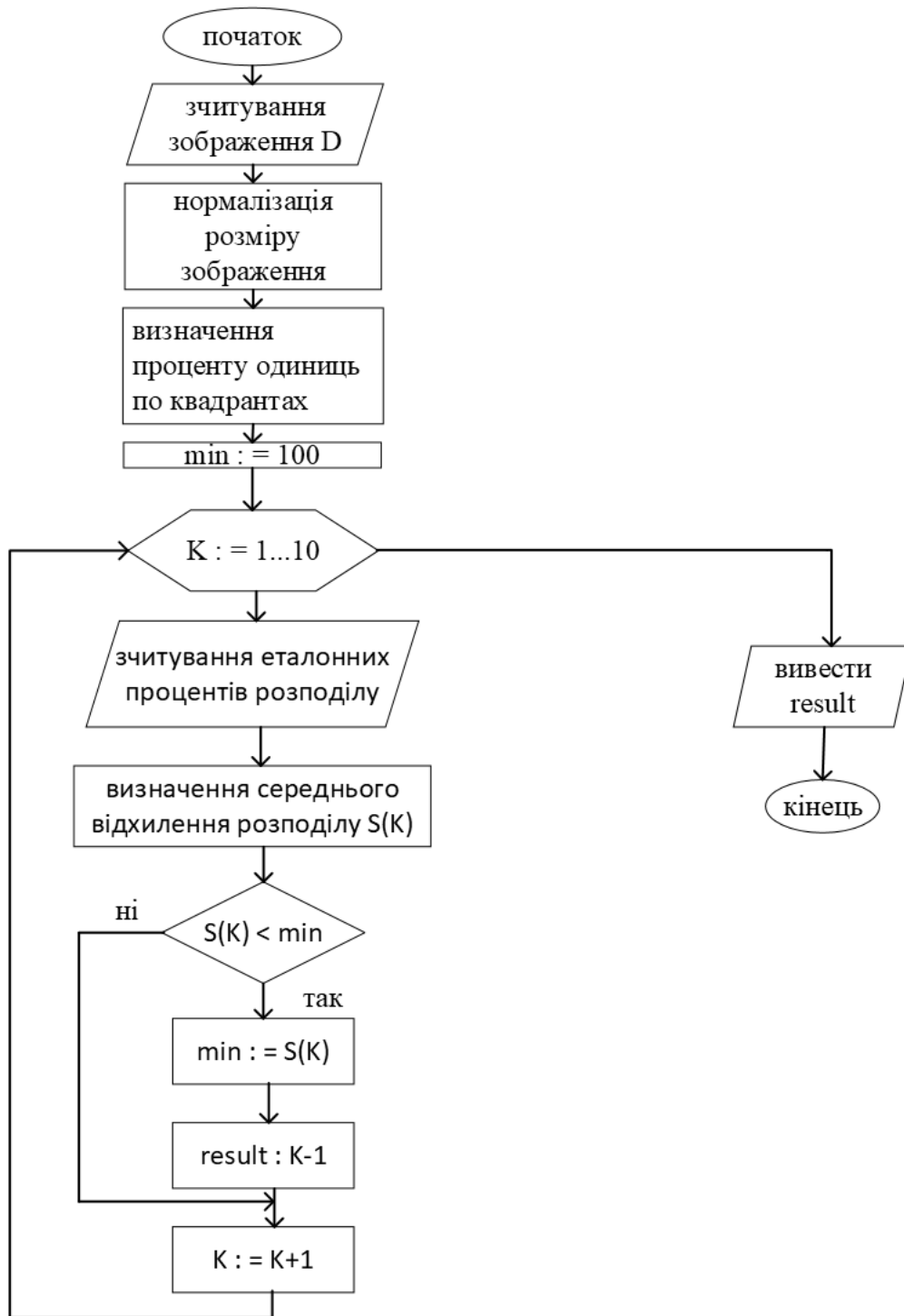


Рисунок 2.9 – Алгоритм розпізнавання зображення по квадрантах

Опис алгоритму. Розпочинається процес зчитування вхідного зображення, відбувається зчитування зображення, далі конвертуємо до розмірів 20 x 30 пікселів (в загальній сумі 600 пікселів). Визначається відсоток співпадіння пікселів по квадрантам. Далі запускається процес порівняння зображення з

еталонними цифрами; відбувається зчитування еталонних відсотків розподілу та іде процес визначення кількості співпадаючих пікселів. Коли завершується процес визначення відсоток співпадіння по кожному фрагменту, отримане значення порівнюють із мінімальним значенням відхилення, якщо значення перевищує мінімальне, то воно записується як нову мінімальну різницю і фіксується у результат. Цей процес повторюється 10 разів, після чого результат зберігається та виводиться на екран.

2.5 Кореляційний метод

Кореляцією між випадковими величинами називають наявність статистичного або ймовірнісного зв'язку між ними. При цьому закономірна зміна певних ознак призводить до закономірної зміни середніх значень інших, пов'язаних з ними ознак. Наявність кореляційного зв'язку не означає існування причинно-наслідкового зв'язку між досліджуваними ознаками. Вона може бути зумовлена тим, що обидві ознаки мають причинно-наслідковий зв'язок з певним іншим фактором. Кореляція також може бути випадковою [5].

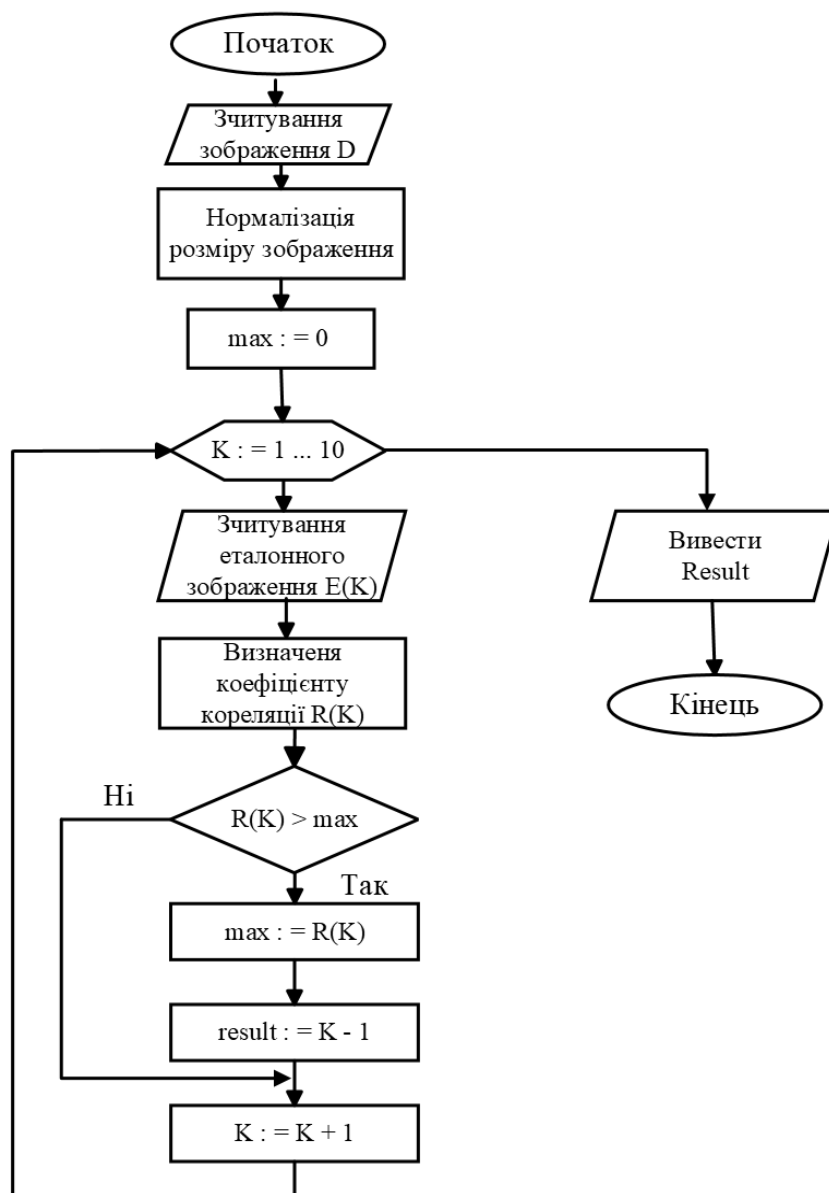
У сучасному світі існують такі типи мір подібності:

- міри асоціації, що відбивають різні співвідношення кількості ознак, що збігаються до загальної кількості ознак, а також близькі до них коефіцієнти спряженості (квантифіковані коефіцієнти зв'язку);
- вибіркові коефіцієнти зв'язку типу кореляції (нормовані косинусні міри);
- показники відстані у метричному просторі.

Перевірку зв'язку можна здійснювати лише для пов'язаних вибірок. Це означає, що між елементами обох досліджуваних вибірок існує взаємно однозначна відповідність, а кількість елементів у вибірках є однаковою.

У кореляційному методі ми використовуємо коефіцієнт кореляції Пірсона (r). Коефіцієнт кореляції Пірсона між двома змінними дорівнює коваріації двох змінних, або сумі добуток відхилень, поділеній на добуток їх стандартних відхилень.

Формула коефіцієнта кореляції Пірсона наведена у формулі 3.1. Цей коефіцієнт ми будемо використовувати у розробці алгоритму методу [5].



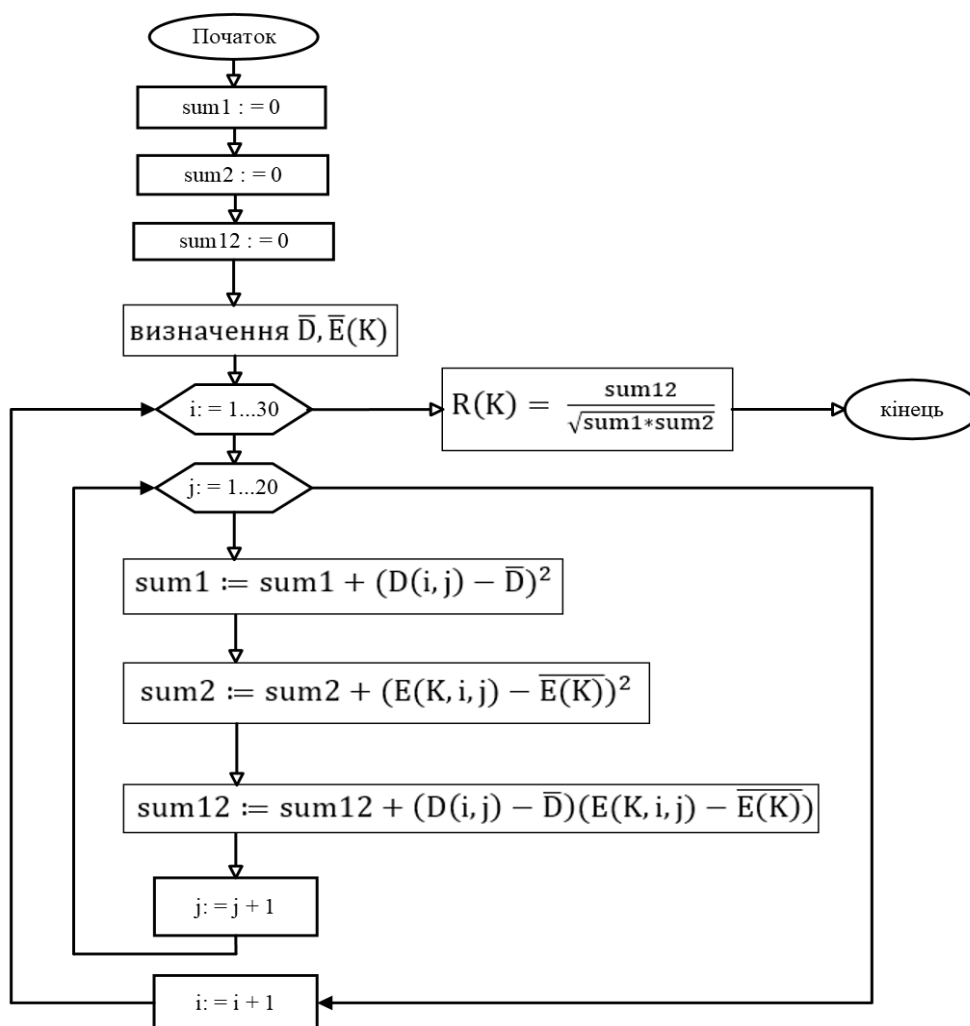


Рисунок 2.12 – Алгоритм визначення коефіцієнту кореляції

Опис алгоритму. Розпочинається процес зчитування вхідного зображення, далі зчитане зображення модулюється та перетворюється у масив розміром 20 x 30 пікселів. Встановлюється кількість максимального співпадіння пікселів. Далі запускається процес порівняння зображення з еталонними зображеннями; відбувається зчитування еталонного зображення та іде процес визначення коефіцієнту кореляції. Коли завершується процес кореляції, то отримане значення порівнюють із максимальним значенням відхилення, якщо значення перевищує максимальне, то воно записується як нове максимальне значення і фіксується результат. Цей процес повторюється 10 разів, після чого результат зберігається та виводиться на екран.

2.6 Висновки по розділу 2

1. У другому розділі було проведено аналіз різних методів розпізнавання вхідного зображення. Для кожного методу була розроблена блок-схема алгоритму.

2. Найпростішим у використанні є метод розпізнавання цифр по квадрантах. Для його роботи відсутнє обмеження на розмір вхідного зображення; не потрібно збирати та зберігати еталонні зображення, а достатньо лише вказати відсотки розподілу по квадрантам. Проте, це несе за собою велику кількість помилок, оскільки, вплив стороннього шуму та якості нанесення цифри на вагон мають велике значення.

3. Найбільш точним було визначено кореляційний метод розпізнавання цифр. Для його роботи достатньо мати малу кількість еталонних зображень та для визначення вхідної цифри застосовується визначення коефіцієнту кореляції Пірсона, що дозволяє виключити більшу частину впливу сторонніх шумів.

РОЗДІЛ 3. ЗАСТОСУВАННЯ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ ДЛЯ РОЗПІЗНАВАННЯ НОМЕРУ ВАГОНУ

3.1. Структура та властивості штучного нейрону

Нейронна мережа - різновид машинного навчання, у якому програма працює за принципом людського мозку. Нейронна мережа складається із великої кількості нейронів, які з'єднуються між собою (рисунок 3.1).

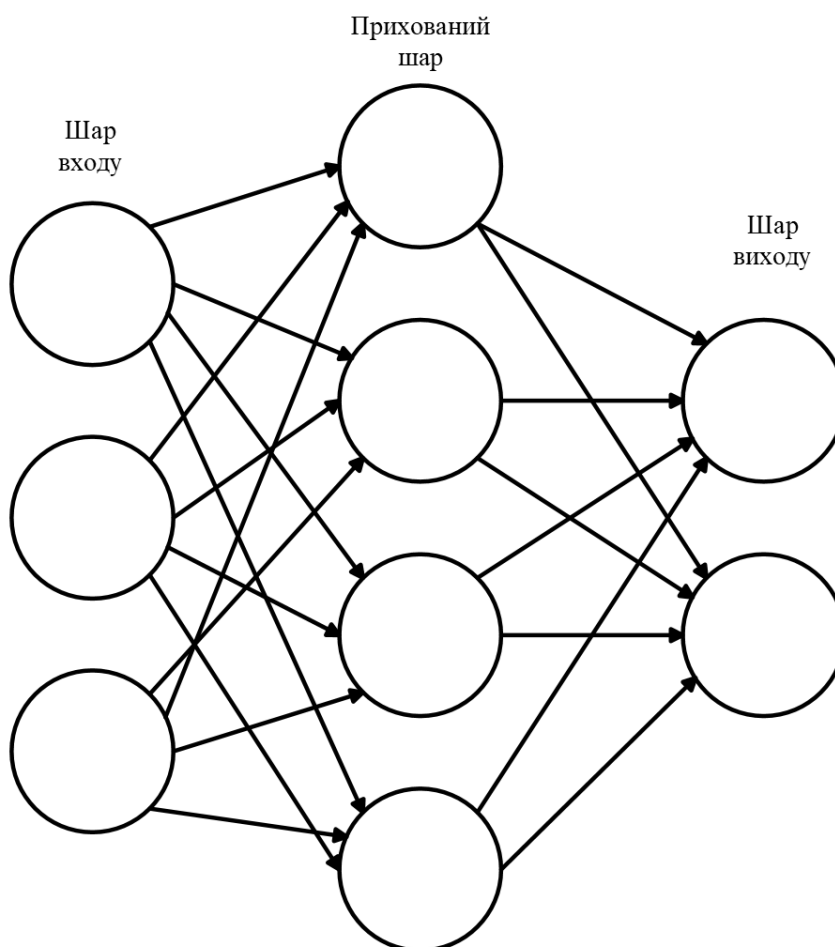


Рисунок 3.1 – Структура нейронної мережі

Людський мозок складається з біологічних нейронів, пов'язаних між собою синапсами, які передають електрохімічні імпульси. Штучна нейромережа складається зі штучних нейронів - обчислювальних елементів, створених за моделлю біологічного нейрона (рисунок 3.2).

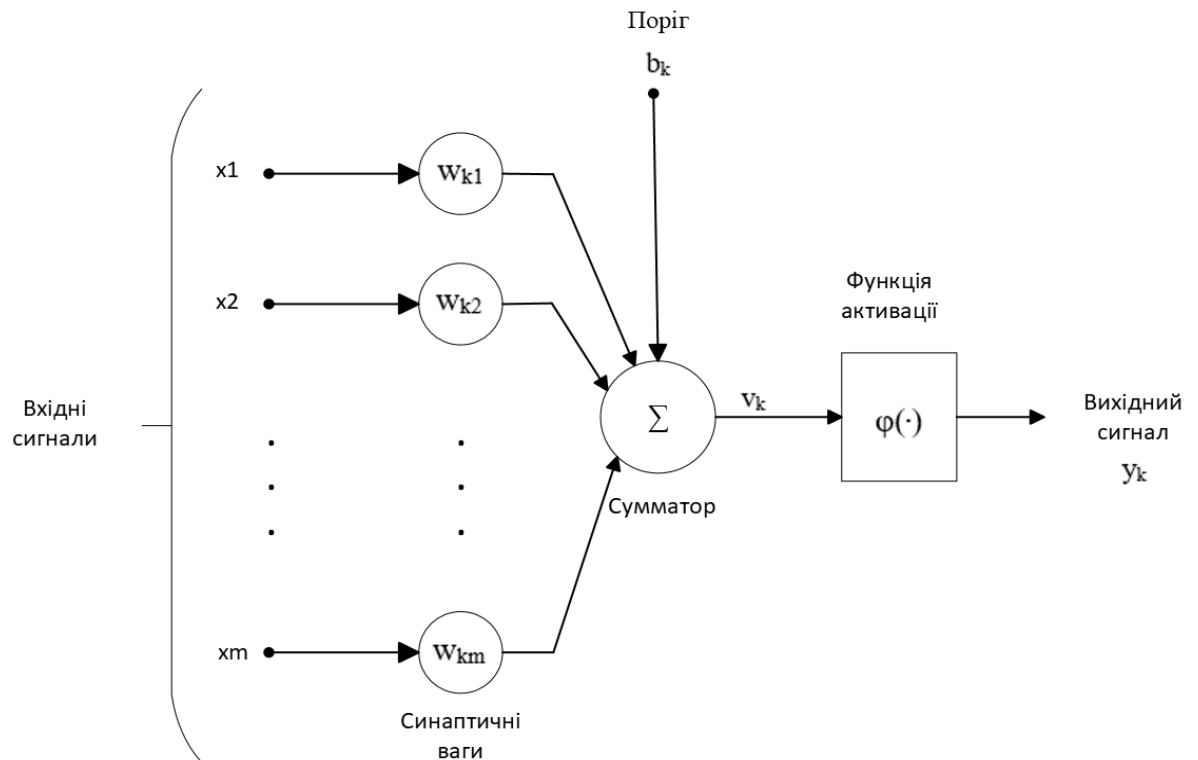


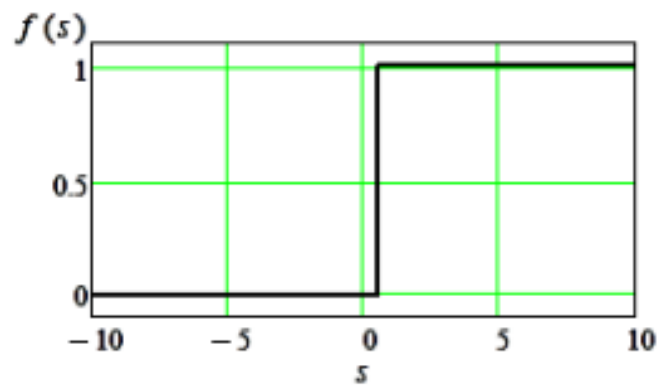
Рисунок 3.2 – Структура штучного нейрона

Головна відмінність нейронних мереж від інших технологій у тому, що вони вимагають мінімальної роботи з ознаками (feature engineering). Якщо відповідно до класичного машинного навчання найчастіше доводиться робити складні алгоритмічні процедури з вихідними навчальними даними, то нейронні мережі вдається добре навчати на сирих даних.

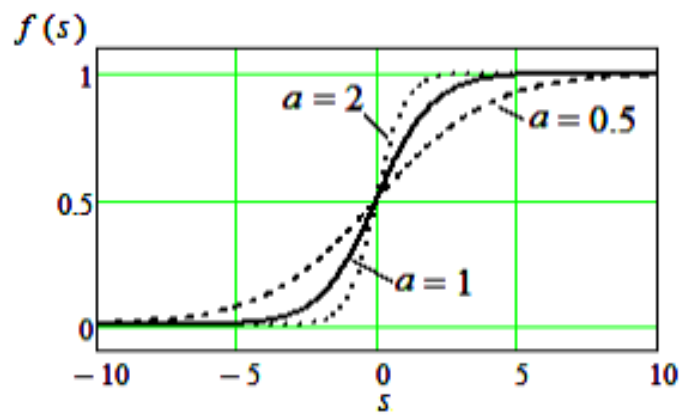
Важливим елементом штучної нейронної мережі є функція активації від вибору якої залежить не тільки швидкість, але й метод навчання нейронної мережі. Останнє пов'язане з тим, що відомі алгоритми навчання накладають певні обмеження на функцію активації. Більшість функцій активації мають стискаючі властивості, тобто вихідні значення нейрону завжди належать певному інтервалу, який залежить від типу функції активації. Існують такі види функцій активації.

1. Функція Хевісайда (порогова) - на думку авторів першої математичної моделі найкраще відповідала характеристикам біологічного нейрону (рис. 3.3); значення виходу нейрону рівне нулю до тих пір, доки на виході суматора не

буде значення, яке перевищує пороговий рівень. Як тільки це сталося – нейрон переходить в збуджений стан і на виході з'являється одиниця:



використовувати для регулювання підсилення слабких сигналів та зміни швидкості навчання мережі.



плані це відповідає перетворенню, наприклад, зорової інформації у фізіологічну відповідь рухових нейронів.

Рекурентні нейронні мережі — це клас штучних нейронних мереж, у якому з'єднання між вузлами утворюють граф орієнтований у часі. Це створює внутрішній стан мережі, що дозволяє їй проявляти динамічну поведінку в часі. На відміну від нейронних мереж прямого поширення, рекурентні нейронні мережі можуть використовувати свою внутрішню пам'ять для обробки довільних послідовностей входів [7].

Серед рекурентних мереж за глибиною зв'язку розрізняють:

- шарувато-циклічні, в яких шари замкнені в кільце - вихідний шар передає значення своїх виходів до вхідного шару;
- шарувато-повнозв'язані, кожен шар являє собою повнозв'язану систему, де сигнали передаються як між шарами, так і в середині них. Функціонують в три етапи: 1. Прийом сигналів з попереднього шару; 2. Обмін сигналу в середині шару; 3. Передача результату наступному шару;
- повнозв'язано-шаруваті, по структурі аналогічні до попередніх, тільки в них не розрізняють обробку в шарі і між шарами, а процес відбувається одночасно.

3.3. Навчання нейронної мережі

Найважливішою властивістю нейронних мереж є їх здатність навчатися на основі даних про предметну область і в результаті навчання підвищувати свою продуктивність. Підвищення продуктивності відбувається з часом відповідно до певних правил.

Процес навчання (рис.3.5) може розглядатися як визначення архітектури мережі і інтерактивного налаштування вагових коефіцієнтів синаптичних зв'язків для ефективного виконання спеціальної задачі.

Під час навчання нейронної мережі передбачається наступна послідовність подій:

- в нейронну мережу надходять сигнали із зовнішнього середовища;

- змінюються вільні параметри нейронної мережі;
- після зміни внутрішньої структури нейронна мережа відповідає на вхідні сигнали вже іншим чином.

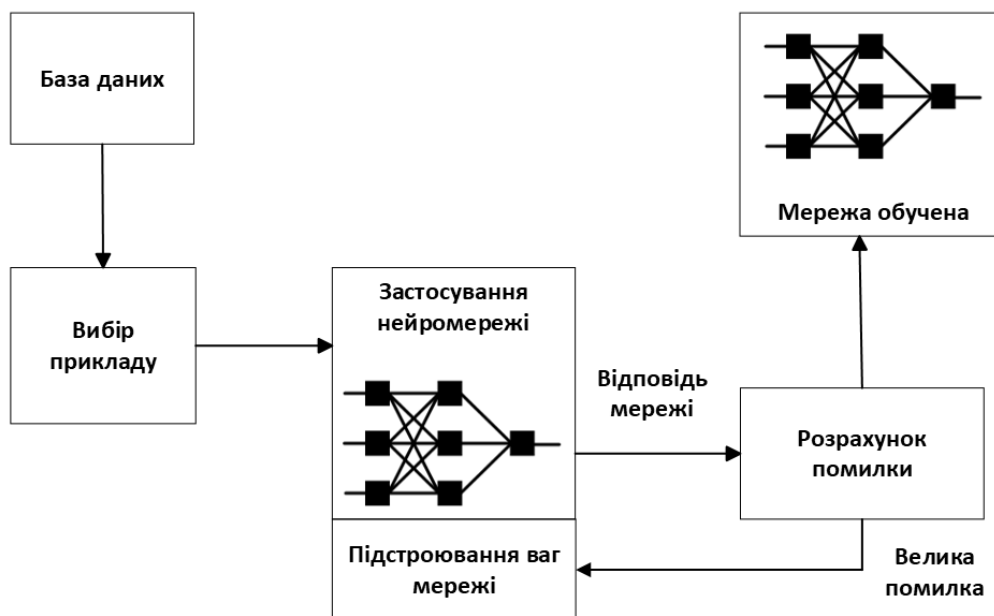


Рисунок 3.5 – Процес навчання нейронної мережі

Правила навчання нейронної мережі називаються алгоритмом навчання. Не існує універсального алгоритму навчання, відповідного для всіх архітектур нейронних мереж. Алгоритми навчання відрізняються один від одного способом налаштування синаптичних ваг нейронів.

Нейромережа налаштовує ваги зв'язків за наявною навчальною множиною. Властивість мережі навчатися на прикладах робить їх більш привабливими у порівнянні із системами, які функціонують згідно визначеної системи правил, яка сформульована експертами.

Для процесу навчання необхідно мати модель зовнішнього середовища, в якій функціонує нейронна мережа, тобто потрібну для вирішення задачі інформацію. По-друге, необхідно визначити, як модифікувати вагові параметри мережі. Алгоритм навчання означає процедуру, в якій використовуються правила навчання для налаштування ваг.

Існує три загальні парадигми навчання:

- контрольоване навчання (з вчителем (рис.3.6));
- неконтрольоване навчання (без вчителя, самонавчання);
- змішане навчання.

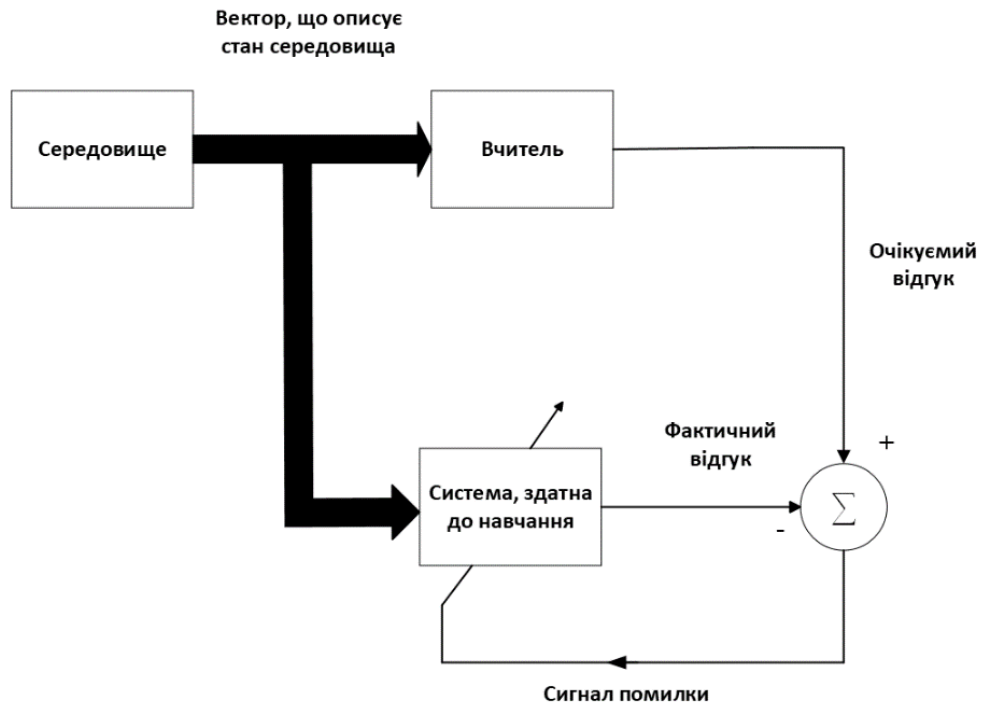


Рисунок 3.6 – Блочна діаграма навчання з вчителем

В дипломній роботі ми розглядаємо проектування нейронної мережі, яка навчається з вчителем.

У випадку навчання з вчителем нейромережа має у своєму розпорядженні правильні відповіді (виходи мережі) на кожен вхідний приклад. Ваги налаштовуються так, щоб мережа виробляла відповіді як можна більш близькі до відомих правильних відповідей.

Величезна більшість рішень отримана від нейромереж з контрольованим навчанням, де біжучий вихід постійно порівнюється з бажаним виходом. Ваги на початку встановлюються випадково, але під час наступних ітерацій коректуються для досягнення близької відповідності між бажаним та біжучим виходом. Створені методи навчання націлені на мінімізації біжучих похибок всіх елементів обробки, яке створюється за якийсь час неперервною зміною синаптичних ваг до досягнення прийнятної точності мережі.

Перед використанням, нейромережа з контрольованим навчанням повинна бути навченою. Фаза навчання може тривати довго, зокрема, у прототипах систем, з невідповідною процесорною потужністю навчання може займати декілька годин [9].

Навчання вважається закінченим при досягненні нейромережею визначеного користувачем рівня ефективності. Цей рівень означає, що мережа досягла бажаної статистичної точності, оскільки вона видає бажані виходи для заданої послідовності входів.

Після навчання ваги з'єднань фіксуються для подальшого застосування. Деякі типи мереж дозволяють під час використання неперервне навчання, з набагато повільнішою оцінкою навчання, що допомагає мережі адаптуватись до умов, які повільно змінюються.

Навчальні множини повинні бути досить великими, щоб містити всю необхідну інформацію для виявлення важливих особливостей і зв'язків. Також, навчальні приклади повинні містити широке різноманіття даних.

Якщо мережа навчається лише для одного прикладу, ваги старанно встановлені для цього прикладу, радикально змінюються у навчанні для наступного прикладу. Попередні приклади при навчанні наступних просто забуваються. В результаті система повинна навчатись всьому разом, знаходячи найкращі вагові коефіцієнти для загальної множини прикладів.

Наприклад, у навчанні системи розпізнавання піксельних образів для десяти цифр, які представлені десятком прикладів кожної цифри, всі приклади цифри "сім" не доцільно представляти послідовно. Краще надати мережі спочатку один тип представлення всіх цифр, потім другий тип і так далі.

Головним компонентом для успішної роботи мережі є представлення і кодування вхідних і вихідних даних. Штучні мережі працюють лише з числовими вхідними даними, отже, необроблені дані, що надходять із зовнішнього середовища повинні перетворюватись.

Додатково необхідне масштабування, тобто нормалізація даних відповідно до діапазону всіх значень. Попередня обробка зовнішніх даних, отриманих за

допомогою сенсорів, у машинний формат спільна для стандартних комп'ютерів і є легко доступною [9].

Якщо після контрольованого навчання нейромережа ефективно опрацьовує дані навчальної множини, важливим стає її ефективність при роботі з даними, які не використовувались для навчання. У випадку отримання незадовільних результатів для тестової множини, навчання продовжується. Тестування використовується для забезпечення запам'ятовування не лише даних заданої навчальної множини, але і створення загальних образів, що можуть міститись в даних.

3.4 Алгоритм розпізнавання цифр за допомогою нейронної мережі

Для розпізнавання цифр була обрана нейронна мережа прямого розповсюдження, структура якої зображена на рисунку 3.7. В якості вхідних змінних використовуємо значення пікселів в зображенні, що розпізнається, а виходи нейронів відповідають цифрам від 0 до 9.

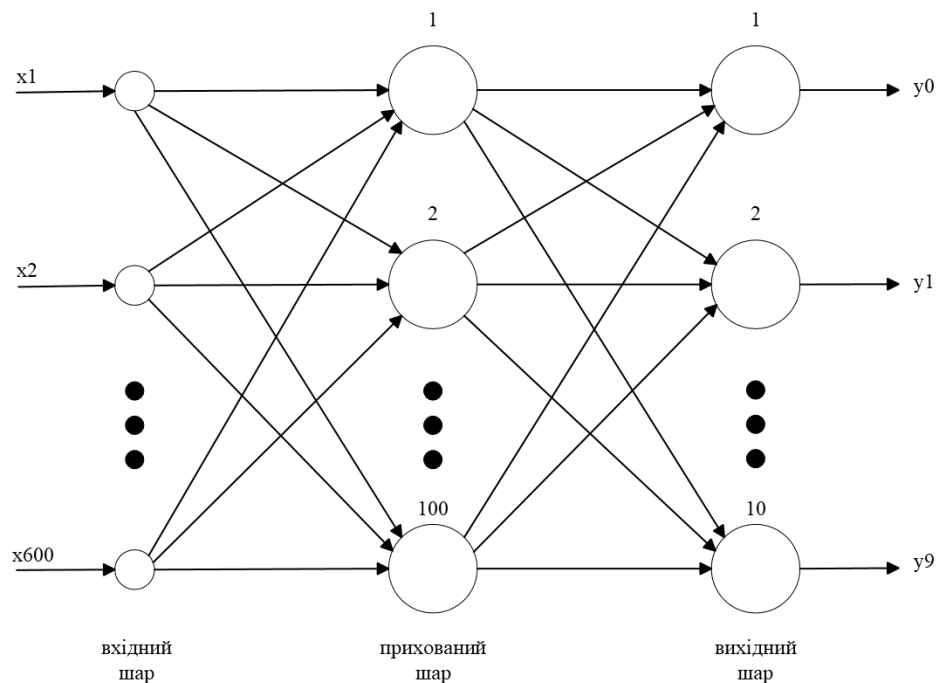


Рисунок 3.7 – Нейронна мережа для розпізнавання цифр

Параметри мережі: кількість входів – 600; кількість виходів – 10; кількість прихованих шарів – 1; кількість нейронів у прихованих шарах – 100; функція активації – сигмоїдальна.

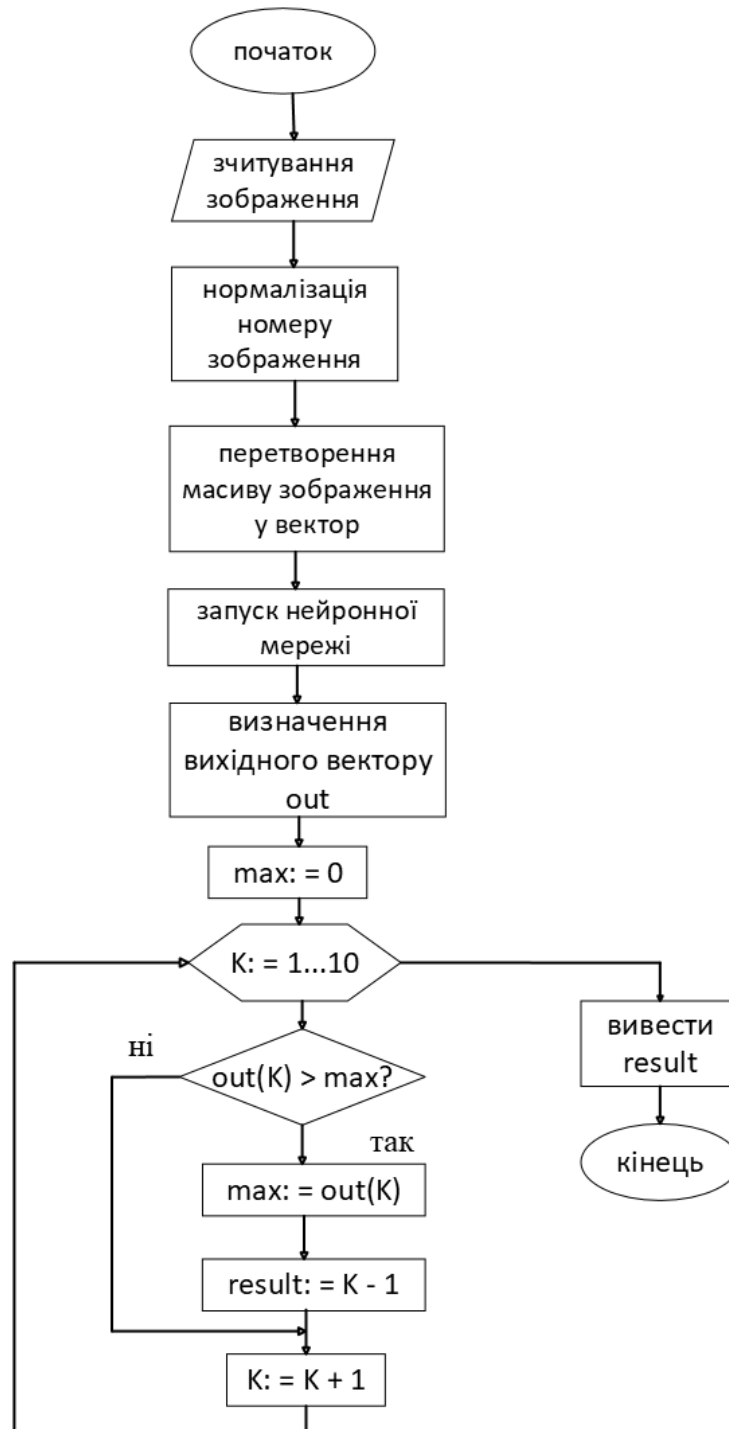


Рисунок 3.8 – Алгоритм розпізнавання цифр за допомогою нейронної мережі

Для розробки та навчання нейронної мережі було використано 150 еталонних зображень окремих цифр.

Для навчання ми використали 50 зображень – по 5 зразків кожної цифри; 100 зображень – для тестування нейронної мережі (по 10 зразків кожної цифри).

Моделювання проводили за допомогою системи MATLAB та побудували алгоритм розпізнавання (рис.3.8).

Опис алгоритму. Розпочинається процес розпізнавання зображення. Вхідне зображення зчитується та нормалізується, відбувається перетворення у масив 20×30 пікселів. Далі даний масив перетворюється у вектор, довжиною 600, кожний елемент вектору представляє собою один піксель зображення. Елементи даного вектору використовуються в якості вхідних даних для нейронної мережі. Далі запускається нейронна мережа і визначається вектор її вихідних значень. Після цього виконується цикл з 10 повторень, в якому визначається найбільше значення вектора. Вихід з найбільшим значенням відповідає значенню цифри вхідного зображення.

3.5. Результати моделювання

Для порівняння різних методів розпізнавання цифр було проведено імітаційне моделювання в середовищі Matlab. Програмні файли Matlab були розроблені відповідно до алгоритмів, представлених на рисунках 2.5, 2.6, 2.9, 2.11, 2.12 та 3.8. Для дослідження використовували 100 тестових чорно-білих зображень цифр з різним ступенем зашумлення і спотворення та роздільною здатністю 20×30 пікселів. Параметри нейронної мережі для розпізнавання цифр наведені у п. 3.4. Результати моделювання представлені у таблиці 3.1.

Як показують результати моделювання, жоден із методів не забезпечив 100-відсоткову достовірність розпізнавання. Найбільша кількість помилок мала місце при використанні аналізу розподілення пікселів по квадрантах. Вважаємо, що цей метод недоцільно застосовувати для розпізнавання цифр.

Таблиця 3.1 – Результати моделювання

| Метод розпізнавання | Кількість випробувань | Кількість правильних розпізнавань | Кількість помилок |
|------------------------|-----------------------|-----------------------------------|-------------------|
| Піксельне порівняння | 100 | 91 | 6 |
| Розподіл по квадрантах | 100 | 60 | 15 |
| Кореляційний метод | 100 | 89 | 4 |
| Нейронна мережа | 100 | 100 | 1 |

Розпізнавання цифр за допомогою нейронної мережі забезпечує найбільшу достовірність, проте при обробці зображення з великим спотворенням мала місце помилка. Для підвищення достовірності розпізнавання можна збільшити кількість еталонних зразків, які використовуються для навчання нейронної мережі, використовувати еталонні зображення з різним ступенем спотворення.

Кореляційний метод також дозволяє отримати доволі високу достовірність розпізнавання, піксельний метод дає трохи більшу помилку.

З урахуванням результатів моделювання, пропонується комплексний алгоритм розпізнавання цифр, блок-схема якого зображена на рисунку 3.9. В якості основного використовується метод розпізнавання цифр на базі нейронної мережі. Якщо значення на одному із виходів мережі значно перевищує значення на всіх інших виходах, то вважати, що результат розпізнавання є достовірним. Якщо ж на декількох виходах нейронної мережі формуються високі значення і є сумніви щодо результату розпізнавання, пропонується в якості додаткових використовувати кореляційний та піксельний методи. При цьому рішення про остаточний результат розпізнавання буде

прийматись за мажоритарним принципом «2 з 3». Якщо хоча б два методи з трьох (нейронна мережа, піксельний та кореляційний) дали однакові значення, то результат вважати достовірним. Якщо ж всі три методи дали різне значення, то необхідно передати зображення оператори для візуального розпізнавання.

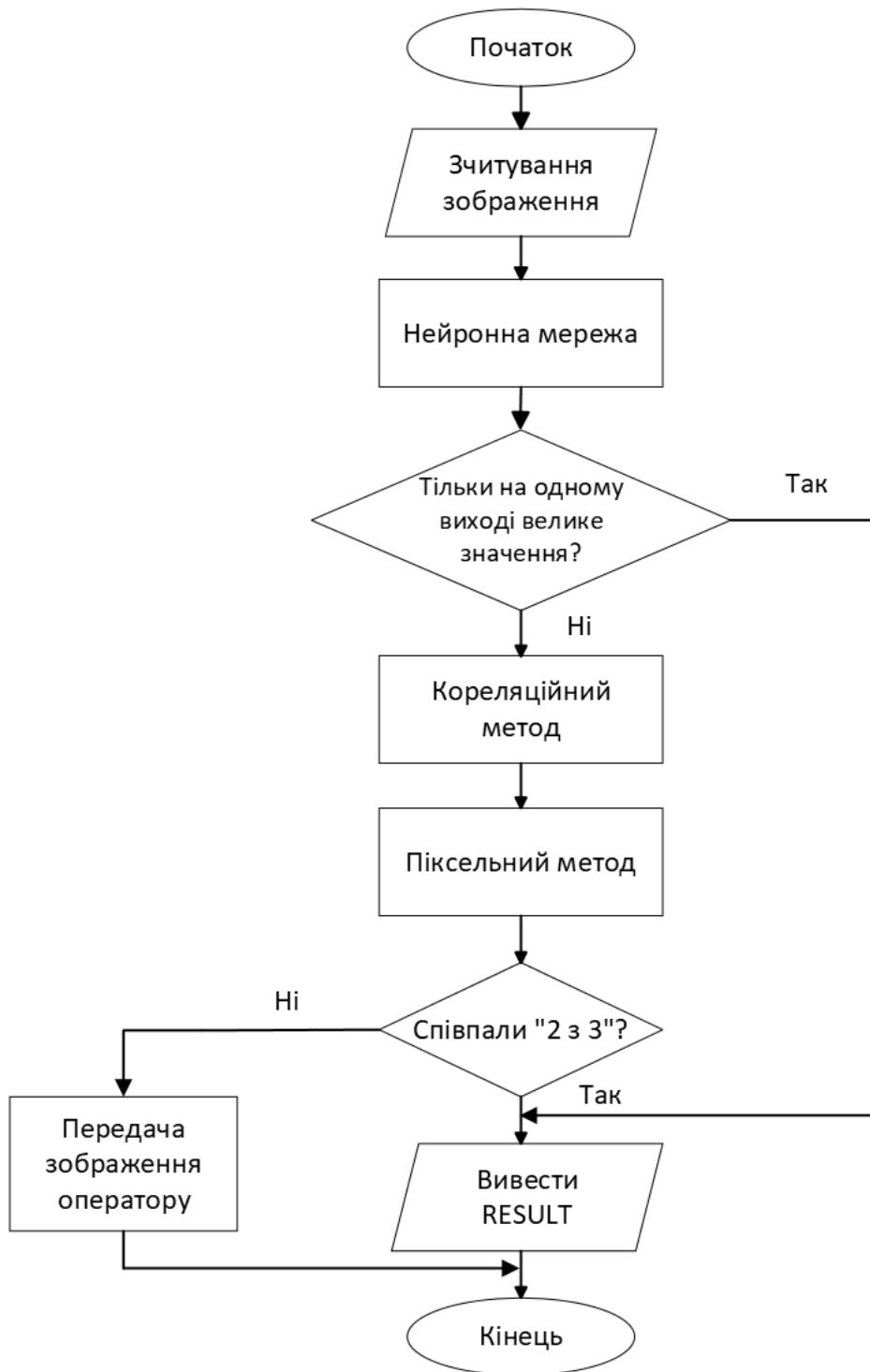


Рисунок 3.9 – Комплексний алгоритм розпізнавання цифр

3.6. Висновки по розділу 3

1. Для розпізнавання цифр запропоновано використовувати нейронну мережу прямого розповсюдження, яка має 600 входів, один прихований шар зі 100 нейронами, вихідний шар та 10 виходів. Для навчання мережі були використані 50 еталонних зображень.

2. Для порівняльного аналізу різних методів розпізнавання цифр було проведене імітаційне моделювання в середовищі Matlab. При тестуванні кожного методу були використані 100 чорно-білих зображень цифр з різним ступенем зашумлення і спотворення та роздільною здатністю 20x30 пікселів.

3. Відповідно до результатів моделювання найбільшу достовірність забезпечує метод на базі нейронної мережі. Для зменшення похибки розпізнавання цифр необхідно при навчанні нейронної мережі використовувати більшу кількість еталонних зображень з різним ступенем спотворення.

4. Найбільша кількість помилок мала місце при розпізнаванні цифр із використанням аналізу розподілення пік селів по квадрантах. У зв'язку із цим даним методом не доцільно застосовувати для розпізнавання номерів вагонів.

5. Запропоновано комплексний алгоритм розпізнавання цифр, відповідно до якого основним є метод на базі нейронної мережі. Кореляційний та піксельний методи використовуються як додаткові, що дозволяє підвищити достовірність результату.

ВИСНОВКИ ТА РЕКОМЕНДАЦІЇ

В дипломній роботі було розглянуто та наведено методи автоматичної відеоідентифікації рухомого складу; наведено алгоритми роботи трьох основних методів розпізнавання вхідного зображення та спроектовано штучну нейронну мережу для розпізнавання вхідного зображення, що дозволяє підвищити якість роботи систем відеоідентифікації рухомого складу.

Але й нейронна мережа не дозволяє на всі 100% позбавитись від похибок, тому, ми пропонуємо використовувати в проектуванні системи автоматичної відеоідентифікації комбінований метод розпізнавання. Тобто, спочатку розпізнавання виконує нейронна мережа і у разі виникнення спірних питань передає вхідне зображення на інші методи розпізнавання вхідного зображення, де додатково проходить розпізнавання, після чого результат порівнюють і виводять на екран монітора.

ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ

1. Кравцов, Ю. А. Системы железнодорожной автоматики и телемеханики [Текст] / Кравцов Ю.А., Нестеров В. Л., Лекута Г. Ф. – М.: Транспорт, 1996. – 400 с.
2. Ромкин, М. В. Система автоматической идентификации типов подвижных единиц железнодорожного транспорта [Текст] / М. В. Ромкин, В. А. Засов / СамГУПС. – 2010. – С. 538-545.
3. Алиев, Э. В. Оптическая идентификация объектов подвижного состава в задачах управления железнодорожными перевозками [Текст] / Э. В. Алиев и др. // Автоматизация в промышленности. – 2009. – № 5. – С. 49-54.
4. Удовенко, С. Г. Бионика интеллекта [Текст] / С.Г. Удовенко, Л.Е. Чала, Є.С. Кушвід. – 2019. – № 1 (92). – С. 71–76;
5. Меньшов М. Коэффициент корреляции Пирсона [Электрон. ресурс] / Казанцев А.В. – Институт вычислительной математики и информационных технологий (ИВМиИТ-ВМК) – 2020. С. 12. Режим доступа: https://kpfu.ru/portal/docs/F_2064674290/NPS_19.Pirson.Menshov.pdf.
6. Система АРСИС (ARSCIS): Идентификация и осмотр вагонов, автоматизация железнодорожных весов [Электрон. ресурс]. – Режим доступа: <https://www.mallenom.ru/products/videokontrol-i-uchet-zhd-transporta/arscis/>
7. Адаменко, В.О. Радіотехніка. Радіоапаратобудування / Адаменко В.О., Мірських Г.О. // Вісник Національного технічного університету України "КПІ" 189 Серія. – 2011. – №47 – С. 176-189.
8. «ПАЛЬМА». Система автоматической идентификации транспортных средств [Текст] / В. В. Белов и др. // Железнодорожный транспорт. – 2002. – № 8. – С. 54-59.
9. Хайкин, Саймон. Нейронные сети: полный курс: пер. с англ. [Текст] / С. Хайкин. – М.: Издательский дом «Вильямс», 2006. – 1104 с.