

ВИПУСКНА КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА

на тему:

*Розробка програми для обробки зображень
на платформі Android*

Студента 4 курсу, 6 групи,
спеціальності 121 «Інженерія
програмного забезпечення»

підпис студента

Іванченко Вячеслава
Олександровича

Науковий керівник
кандидат технічних наук,
доцент

підпис керівника

Савченко Тетяна
Віталіївна

Гарант освітньої програми
кандидат технічних наук,
доцент

підпис керівника

Цензура Микола
Олександрович

Київський національний торговельно-економічний університет

Факультет інформаційних технологій

Кафедра інженерії програмного забезпечення та кібербезпеки

Освітній ступінь бакалавр

Спеціальність 121 Інженерія програмного забезпечення

Затверджую

Зав. кафедри інженерії
програмного забезпечення
та кібербезпеки

Криворучко О. В.

"20" жовтня 2020 р.

Завдання на випускню кваліфікаційну роботу студентів

Іванченко Вячеславу Олександровичу

(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема випускної кваліфікаційної роботи

Розробка програми для обробки зображень на платформі Android

Затверджена наказом ректора від "30" жовтня 2020 р. № 3225

2. Строк здачі студентом закінченої роботи

3. Цільова установка та вихідні дані до роботи

Мета роботи – аналіз особливостей розробки та навчання нейронної мережі для розпізнавання символів

Об'єкт дослідження – процес проектування та навчання нейронної мережі для розпізнавання символів

Предмет дослідження – специфіка розробки та навчання нейронної мережі для розпізнавання номерних знаків автівок в системі відеоспостереження

4. Консультанти роботи із зазначенням розділів, які консультують:

Розділ	Консультант (прізвище, ініціали)	Підпис, дата	
		Завдання видав	Завдання прийняв

5. Зміст випускної кваліфікаційної роботи (перелік питань за кожним розділом)

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ СКОРОЧЕНЬ

ВСТУП

РОЗДІЛ 1. ОГЛЯД ПРЕДМЕТНОЇ ГАЛУЗІ І ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ ДОСЛІДЖЕННЯ

1.1. Визначення поняття «нейронної мережі» та його сутність

1.2. Класифікація нейронних мереж

1.3. Алгоритми навчання нейронних мереж

1.4. Постановка задачі дослідження

1.5. Висновки до розділу 1

РОЗДІЛ 2. ОСОБЛИВОСТІ ЗАСТОСУВАННЯ НЕЙРОМЕРЕЖНОГО РОЗПІЗНАВАННЯ ОБ'ЄКТА НА ЗОБРАЖЕННІ

2.1. Специфіка застосування нейронних мереж

2.2. Огляд програмних засобів, що використовують нейронні мережі

2.3. Формалізація кластерного аналізу та адаптація методів

2.4. Висновки до розділу 2

РОЗДІЛ 3. ПРАКТИЧНА РЕАЛІЗАЦІЯ НЕЙРОМЕРЕЖНОГО МОДУЛЮ РОЗПІЗНАВАННЯ СИМВОЛІВ

3.1. Методика синтезу штучних нейронних мереж для розпізнавання символів

3.2. Розробка структурної схеми та архітектури алгоритму розпізнавання

3.3. Впровадження програми розпізнавання в систему відеоспостереження

3.4. Рекомендації з використання нейронних мереж для розпізнавання символів

3.5. Висновки до розділу 3

ВИСНОВКИ ТА ПРОПОЗИЦІЇ, СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ ДОДАТКИ

6. Календарний план виконання роботи

№ пор.	Назва етапів випускної кваліфікаційної роботи	Строк виконання етапів роботи	
		за планом	фактично
1	2	3	4
1.	<i>Вибір теми випускної кваліфікаційної роботи</i>	21.09.2020	21.09.2020
2.	<i>Вступ та перелік літературних джерел</i>	14.12.2020	14.12.2020
3.	<i>Розділ 1. «ОГЛЯД ПРЕДМЕТНОЇ ГАЛУЗІ І ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ ДОСЛІДЖЕННЯ»</i>	19.02.2021	19.02.2021
4.	<i>Розділ 2. «ОСОБЛИВОСТІ ЗАСТОСУВАННЯ НЕЙРОМЕРЕЖНОГО РОЗПІЗНАВАННЯ ОБ'ЄКТА НА ЗОБРАЖЕННІ»</i>	05.03.2021	05.03.2021
5.	<i>Розділ 3. «ПРАКТИЧНА РЕАЛІЗАЦІЯ НЕЙРОМЕРЕЖНОГО МОДУЛЮ РОЗПІЗНАВАННЯ СИМВОЛІВ»</i>	10.04.2021	10.04.2021
6.	<i>Висновки</i>	24.04.2021	24.04.2021
7.	<i>Здача випускної кваліфікаційної роботи на кафедрі (перша перевірка)</i>	14.05.2021	14.05.2021
8.	<i>Підготовка автореферату та презентації доповіді</i>	17.05.2021	17.05.2021
9.	<i>Попередній захист випускної кваліфікаційної роботи</i>	18.05.2021 - 21.05.2021	
10.	<i>Зовнішнє рецензування випускної кваліфікаційної роботи</i>	01.06.2021	
11.	<i>Здача прошого випускної кваліфікаційної роботи на кафедрі</i>	02.06.2021	
12.	<i>Публічний захист випускної кваліфікаційної роботи</i>		

7. Дата видачі завдання «20» жовтня 2020 р.

8. Науковий керівник випускної кваліфікаційної роботи

Савченко Т. В.

(прізвище, ініціали, підпис)

9. Гарант освітньої програми Цензура М. О.

(прізвище, ініціали, підпис)

10. Завдання прийняв до виконання студент Іванченко В. О

(прізвище, ініціали, підпис)

This image shows a single sheet of white paper with horizontal ruling lines. The lines are evenly spaced and run across the width of the page. There is no text or other markings on the paper.

(nidnuc, dama)

Савченко Т. В.
(ПІБ, підпис, дата)

(прізвище, ініціали)

(прізвище, ініціали, підпис)

(підпис, прізвище, ініціали)

« » 20 p.

АНОТАЦІЯ

Випускна кваліфікаційна бакалаврська робота: 69 с., 22 рис., 3 табл., 43 джерела.

Тема: Розробка програми для обробки зображень на платформі Android.

Об'єкт дослідження: процес проектування та навчання нейронної мережі для розпізнавання символів.

Мета роботи: аналіз особливостей розробки та навчання нейронної мережі для розпізнавання символів.

Предмет дослідження: специфіка розробки та навчання нейронної мережі для розпізнавання номерних знаків автівок в системі відеоспостереження.

Результати дослідження:

Досліджено можливості використання штучного інтелекту під час розпізнавання об'єкта на зображенні (номерні знаки автівок).

Висновок

В результаті реалізації інтелектуального модуля, що функціонує у відповідності із запропонованим алгоритмом, розпізнаються символи, які належать до будь-якого алфавіту, цифри й знаки в залежності від об'ємів пам'яті інтелектуальної системи, що містить відповідні еталони із зашумленістю до 40 %. Розроблено програмне забезпечення для розпізнавання номерних знаків автівок в системі відеоспостереження.

РОЗПІЗНАВАННЯ СИМВОЛІВ, ПРОГРАМНЕ ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ, ІНТЕЛЕКТУАЛЬНІ ІНФОРМАЦІЙНІ ТЕХНОЛОГІЇ, НЕЙРОННІ МЕРЕЖІ, ШТУЧНИЙ ІНТЕЛЕКТ, МЕТОДИ НАВЧАННЯ.

ANNOTATION

Final qualifying bachelor's thesis: 69 pages, 22 figures, 3 tables, 43 sources.

Topic: Development of an image processing program on the Android platform.

Object of research: the process of designing and training a neural network for character recognition.

Purpose: analysis of features of development and training of a neural network for character recognition.

Subject of research: specifics of development and training of a neural network for recognition of license plates of cars.

Research results:

The possibilities of using artificial intelligence when recognizing an object in an image (car license plates) have been studied.

Conclusion

As a result of the implementation of the intelligent module, which operates in accordance with the proposed algorithm, recognizes symbols belonging to any alphabet, numbers and symbols depending on the memory of the intelligent system, which contains the appropriate standards with a noise level of up to 40%. Software for recognizing car license plates in the video surveillance system has been developed.

SYMBOL RECOGNITION, SOFTWARE, INTELLECTUAL INFORMATION TECHNOLOGIES, NEURAL NETWORKS, ARTIFICIAL INTELLIGENCE, MECHANICAL INTELLIGENCE.

ЗМІСТ

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ СКОРОЧЕНЬ	3
ВСТУП	4
РОЗДІЛ 1 ОГЛЯД ПРЕДМЕТНОЇ ГАЛУЗІ І ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ ДОСЛІДЖЕННЯ	9
1.1. Визначення поняття «нейронної мережі» та його сутність	9
1.2. Класифікація нейронних мереж	13
1.3. Алгоритми навчання нейронних мереж	18
1.4. Постановка задачі дослідження	21
1.5. Висновки до розділу 1	22
РОЗДІЛ 2 ОСОБЛИВОСТІ ЗАСТОСУВАННЯ НЕЙРОМЕРЕЖНОГО РОЗПІЗНАВАННЯ ОБ'ЄКТА НА ЗОБРАЖЕННІ	23
2.1. Специфіка застосування нейронних мереж	23
2.2. Огляд програмних засобів, що використовують нейронні мережі	29
2.3. Формалізація кластерного аналізу та адаптація методів	31
2.4. Висновки до розділу 2	39
РОЗДІЛ 3 ПРАКТИЧНА РЕАЛІЗАЦІЯ НЕЙРОМЕРЕЖНОГО МОДУЛЮ РОЗПІЗНАВАННЯ СИМВОЛІВ	40
3.1. Методика синтезу штучних нейронних мереж для розпізнавання символів	40
3.2. Розробка структурної схеми та архітектури алгоритму розпізнавання	47
3.3. Впровадження програми розпізнавання в систему відеоспостереження	53
3.4. Рекомендації з використання нейронних мереж для розпізнавання символів	56
3.5. Висновки до розділу 3	59
ВИСНОВКИ ТА ПРОПОЗИЦІЇ	61
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ	64
ДОДАТКИ	68

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ СКОРОЧЕНЬ

БЗ – база знань;

ЗНМ – згорюва нейронна мережа;

ІБД – інтегрована база даних;

ІТ – інтелектуальні інформаційні технології;

ЕОД – електронний обмін даними;

НМ – нейронна мережа;

ПК – персональний комп'ютер,

РНМ – рекурентна нейронна мережа;

СРС – система розпізнавання символів,

ІІ – штучний інтелект;

ІІНМ – штучні нейронні мережі.

ВСТУП

Актуальність дослідження. На сучасній стадії розвитку соціуму інформаційні інтелектуальні технології (ІТ) стають засадничим рушієм росту актуальності багатьох галузей науково-виробничої діяльності, які тісно зв'язані із математичним моделюванням різноманітних процесів. Проектування об'єктів навколишнього світу, що існують в реальності, як правило, пов'язується із значними труднощами, які виникають ще на етапі постановки задачі.

Слід зазначити, що ці труднощі частіше за все є наслідком недосконалості обчислювальних методів та засобів їх реалізації. Вони також стають причиною існування великої кількості нерозв'язаних проблем, що виникають при розв'язанні задач в різних галузях практичної діяльності. Тому особливо актуальними стають задачі, що мають некоректну постановку, тобто такі, для яких відсутні оптимальні алгоритми їх розв'язку [4, с. 38].

Останнім часом проблема розпізнавання символів користується все більшою популярністю, адже розпізнавання зображення, тексту чи мови, а також різноманітних явищ сприяє спрощенню комунікативного зв'язку людини з персональним комп'ютером (ПК), допомагає застосовувати різні системи штучного інтелекту в різних галузях народного господарства. Можливість сприймати зовнішній світ у формі символів сприяє передумовам дослідження властивостей величезної кількості об'єктів завдяки ознайомленню з кінцевою їх кількістю, а об'єктивна ознака засадничої властивості символів допомагає створювати модель їх розпізнавання. Крім того, системи розпізнавання символів (СРС), що використовують штучний інтелект (ШІ), наразі отримали активний розвиток та з успіхом впроваджуються в практичному житті. Поліпшується як науковий рівень штучних нейронних мереж (ШНМ), так і математичні потужності обладнання технічного ґатунку.

Варто акцентувати, що наразі існує багато підходів стосовно вирішення проблеми розпізнавання символів, але більшість із них або вузько спрямовані на певну сферу розпізнавання (вони показують високі результати розпізнавання, але не є універсальними), або якість розпізнавання є дуже низькою, й сам метод працює незадовільно. Тому для вирішення задач оптимізації СРС часто застосовуються високоінтелектуальні системи на основі ШНМ. Однак штучні нейронні мережі не є інструментом для вирішення задач будь-якого типу. Вони є непридатними для виконання таких задач як нарахування зарплати, проте вони мають перевагу під час задач розпізнавання символів, з якими погано або взагалі не справляються звичайні ПК. Так, наприклад, системи відеоспостереження, що використовують штучний інтелект та принцип нейромережевого розпізнавання об'єкта, наразі активно розвиваються та з успіхом починають застосовуватись на масштабному рівні. Покращується як наукова база ШНМ, так і обчислювальні потужності відповідного технічного обладнання.

Таким чином, постає необхідність у застосуванні сучасного підходу до проектування автоматизованих систем відеонагляду за допомогою використання комп'ютерного зору, а це, в свою чергу, вимагає залучення новітніх способів обробки інформаційних ресурсів. Для цього використовуються методи, які засновані на розпізнаванні образів, що сприяють вирішенню наступних завдань:

- завдання ідентифікації;
- завдання кластеризації;
- завдання класифікації процесів, сигналів, символів.

Не секрет, що використання методу розпізнавання об'єктів на зображенні в системі відеоспостереження, підвищує ефективність розробки автоматизованого процесу, зменшує матеріальні та часові витрати, сприяє отриманню об'єктивних та оперативних даних в режимі он-лайн.

Однак, незважаючи на активні дослідження в цій сфері, все ще залишаються невирішеними в повному обсязі багато проблем, пов'язаних з розробкою методів і алгоритмів синтезу нейронної мережі та інтерпретації результатів її роботи для

конкретних умов, недостатньо точно описані питання створення комбінованих моделей для розпізнавання символів та особливості їх реалізації. Виходячи з вищенаведеного, наше дослідження особливостей розробки та практичного застосування нейромережевого розпізнавання об'єкта на зображенні в системі відеоспостереження є актуальним.

Мета дослідження – проаналізувати особливості розробки та навчання нейронної мережі для розпізнавання символів.

Об'єкт дослідження – процес проектування та навчання нейронної мережі для розпізнавання символів.

Предмет дослідження – специфіка розробки та навчання нейронної мережі для розпізнавання номерних знаків автівок в системі відеоспостереження.

Завдання дослідження:

- розглянути теоретичні засади навчання нейронних мереж;
- дослідити класифікацію нейронних мереж;
- визначити алгоритми навчання нейронних мереж;
- проаналізувати особливості застосування нейромережевого розпізнавання об'єкта на зображенні;
- розробити та застосувати алгоритм ШНМ для розпізнавання номерних знаків автівок в системі відеоспостереження.

У роботі застосовуються такі загальнонаукові **методи дослідження** як

- методи системного аналізу,
- аналіз наукової літератури,
- спостереження,
- абстрагування,
- узагальнення.

РОЗДІЛ 1

ОГЛЯД ПРЕДМЕТНОЇ ГАЛУЗІ І ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ ДОСЛІДЖЕННЯ

1.1. Визначення поняття «нейронної мережі» та його сутність

Нейронна мережа (НМ) являє собою ланцюг нейронів, іншими словами ШНМ мережа складається з штучних нейронів або вузлів. Таким чином, нейронна мережа - це або біологічна нейронна мережа, що складається з реальних біологічних нейронів, або штучна нейронна мережа, яка створюється для вирішення завдань штучного інтелекту. ШНМ можуть використовуватися для прогнозного моделювання, адаптивного управління і додатків, де їх можна навчати за допомогою набору даних. Самонавчання на основі досвіду може відбуватися в мережах, які можуть робити висновки зі складного і, здавалося б, незв'язаного набору інформації [9, с. 247].

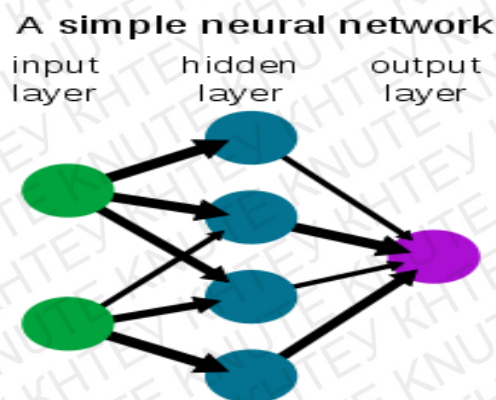


Рис. 1.1 Спрощений вид штучної нейронної мережі з прямим зв'язком

НМ складається з груп, хімічно чи функціонально пов'язаних один з одним нейронів. Один нейрон може пов'язуватися з багатьма іншими нейронами, і загальне число нейронів та з'єднань в мережі іноді доволі значне.

Зв'язки, що носять назву синапсів, зазвичай утворюються від аксонів до дендритам, хоча можливі і інші зв'язки. Крім електричних сигналів, існують і інші форми передачі сигналів, що виникають в результаті дифузії нейромедіаторів. Штучний інтелект, когнітивне моделювання та нейронні мережі - це парадигми обробки інформації, натхненні тим, як біологічні нейронні системи обробляють дані. Штучний інтелект і когнітивне моделювання намагаються імітувати деякі властивості біологічних нейронних мереж. В сфері штучного інтелекту ШНМ успішно застосовуються для розпізнавання мови, аналізу зображень та адаптивного управління з метою створення програмних агентів (в комп'ютерних і відеоіграх) або автономних роботів [32, с. 156].

Історично цифрові комп'ютери походять від моделі фон Неймана і працюють за допомогою виконання явних інструкцій через доступ до пам'яті ряду процесорів. З іншого боку, походження нейронних мереж засноване на спробах моделювання обробки інформації в біологічних системах. На відміну від моделі фон Неймана, нейромережеві обчислення не поділяють пам'ять і обробку. Теорія нейронних мереж послужила як для більш точного визначення того, як функціонують нейрони мозку, так і для забезпечення основи для зусиль зі створення штучного інтелекту. В кінці 1940-х років психолог Дональд Хебб створив гіпотезу навчання, засновану на механізмі нейронної пластичності, яка зараз відома як навчання Хебба. Це навчання вважається «типовим» правилом навчання без учителя, а його пізніші варіанти були ранніми моделями для довгострокового потенціювання. Ці ідеї почали застосовуватися до обчислювальних моделей в 1948 році з V-типу машин Тьюринга.

В 1958 році Розенблатт створив персептрон, алгоритм розпізнавання образів, заснований на дворівневої навчається комп'ютерної мережі з використанням простого додавання і віднімання. У математичної нотації Розенблатт також описав схему, що не входить в базовий персептрон. Ключовим моментом в більш пізніх досягненнях використання ШНМ був алгоритм зворотного поширення помилки, який ефективно вирішив проблему «АБО» (1975 рік).

На даний час нейронні мережі являють собою системи, що мають архітектурну складову, використання якої допомагає імітувати робочий процес нейронів. Математичний прототип нейрона являє собою деякий універсальний нелінійний елемент із можливістю широкої зміни і налаштування його характеристик (параметрів).

З появою сучасної електроніки, почалися спроби апаратного відтворення процесу мислення. Першим етапом розробки та аналізу штучних нейронних мереж є наукова праця Дж. Маккалока та У. Питтса під назвою «Логічне обчислення ідей», що відносяться до нервової діяльності. В роботі сформульовано засадничі принципи створення ШНМ. Вагомий внесок у вивчення ШНМ зробила детекторна наука. Її зачинателем вважають Дж. Маккалока, який разом із групою своїх працівників у 1959 році видав статтю під назвою «Про що ока жаби говорять мозкові жаби», де вперше було введено поняття нейрона-детектора.

Водночас великим проривом в області нейроінтелекту стало створення нейрофізіологом одношарової НМ, що отримала назву персептрон. Вона була застосована для досить широкого класу задач, серед яких: прогноз погоди, аналіз кардіограм і штучний зір. На рис. 1.2 представлено вигляд персептрону.

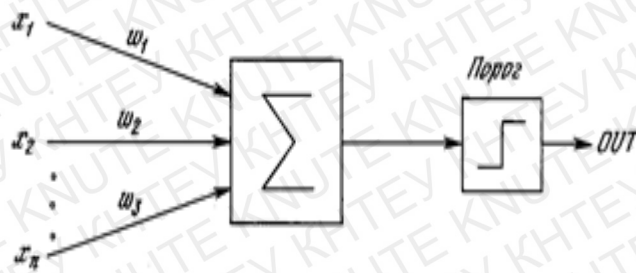


Рис. 1.2 Зовнішній вигляд персептрону

Отже, перший персептрон був створений Ф. Розенблатом у 60-х роках та користувався величезною популярністю. Згодом інтерес до нього змінився розчаруванням, адже з'ясувалося, що нейрон персептрону не може навчитися виконувати елементарні задачі. М. Мінський суворо дослідив дану проблематику та довів, що існує ряд жорстких обмежень стосовно того, на що здатні одношарові нейрони персептрону. Також продемонстрував, чому вони здатні навчитися.

Оскільки в той період способи навчання НМ були майже невідомими, науковці перейшли до більш багатообіцяючої галузі, та дослідження в галузі НМ стали користуватися все меншою популярністю. Відкриття способів навчання багат шарових мереж в значній мірі, ніж який-небудь інший фактор, сприяло відродженню інтересу та дослідницьким зусиллям науковців [19, с. 22].

Отже, нейронні мережі являють собою набір пов'язаних між собою нейронних шарів, які отримують вхідну інформацію, обробляють її та генерують результат, який видають на виході. Між вузлами видимих вхідного і вихідного шарів може бути наявною певна кількість прихованих шарів. Нейронні мережі здебільшого являють собою непрозору діяльність. Це значить, що побудована модель, як правило, не здатна чітко інтерпретуватися. Велика кількість пакетів ПЗ, які реалізують алгоритми НМ, використовуються в галузі оброблення комерційних даних, в процесі розпізнавання образів, а також під час розшифровки

Крім того, інтелектуальні програми на базі ШНМ допомагають ефективно розв'язувати проблемні питання розпізнавання образів, прогнозування, оптимізаційних рішень, асоціативній пам'яті та управління. Традиційні способи стосовно вирішення даної проблеми не завжди приносить бажаний результат і тому велика кількість додатків виграють через застосування НМ. Штучні НМ - це своєрідні електронні моделі нейронної структури мозку людини, який, здебільшого вчиться на досвіді. Природне порівняння демонструє, що множина проблемних рішень, яка не піддається розв'язці за допомогою традиційних комп'ютерів, може ефективно вирішуватися завдяки нейромережам.

Наразі слід зауважити, що нейробіологія має в своєму арсеналі значні успіхи в питаннях дослідження НМ як елементарних структурних одиниць мозку. Відкрито величезне число закономірностей, які розкривають процеси його функціонування та зв'язки з іншими нейронами. Проте, як і раніше, лишаються проблеми реалізації таких властивостей мозку, як пам'ять і свідомість. Таким чином, до кінця не з'ясовано зв'язки між локальними ознаками нейронів та 12-тьма глобальними функціями людського мозку. Проте саме така взаємопов'язаність і є

базою розробки ШНМ, що проектують мозкові функції. Через це головною проблемою концептуального рішення відносно проектування є проблема НМ є питання взаємодії компонентів відносно всіх рівнів функціонування. На переконання дослідників, тільки завдяки вдалій координації дій великого числа структурних компонентів можна досягти якісно нової характеристики моделі в цілому [22].

Варто додати, що успішний розвиток дисципліни ШНМ за останні роки дозволив впровадити комплекс таких глобальних характеристик, як:

1. навчання,
2. узагальнення,
3. абстрагування.

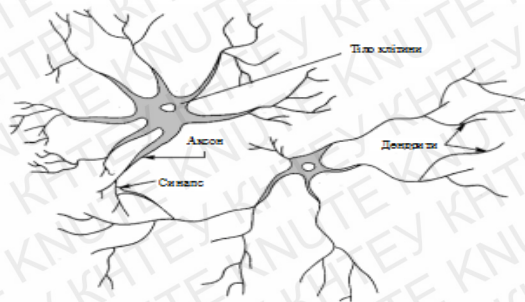


Рис. 1.3. Приклад біологічного нейрону

На рис. 1.3 представлено структуру кількох біологічних нейронів. Дендрити нейрона слідує від тіла нервової клітини до інших нейронів. Там нейрони отримують сигнали у відповідних синапсах. Сигнали, що приймаються синапсом, йдуть до тіла нейрону. Вже тут сигнали аналізуються, причому одні входи активують нейрон, а інші, навпаки, - знижують його активність. Коли сумарна активність нейрону переходить певну межу, нейрони переходять до більш активного стану, посиляючи по аксону, іншими словами «вихід нейрону», сигнал іншим нейронам. У складі даної функціональної схеми існує багато спрощених процедур і виключень, однак переважна кількість ШНМ проектує виключно прості ознаки. Головними елементами нейронних мереж є нейрони або вузли, що поєднані

між собою певними зв'язками. Сигнали від них здатні передаватися за допомогою зваженим зв'язкам, з кожним з яких з'язаний відповідний коефіцієнт чи вага.

Моделі нейронних мереж поділяються на:

- програмні моделі,
- апаратні моделі,
- моделі із застосування розпізнавання образів,
- моделі прогнозування,
- моделі проектування асоціативної пам'яті.

ШНМ імітують в першому наближенні ознаки біологічних нейронів. На вхід ШН поступає множинність сигналів, що є виходами інших нейронів. Кожен такий вхід множиться на значення відповідної вагу, що є аналогічною його синаптичній силі. Потім загальна кількість виходів підсумовується, визначається ступінь активації нейронів [17, с. 33].

Системи, які спроектовані на принципі функціонування біологічного нейрону, містять в собі перераховані властивості, що слід вважати істотним проривом в галузі оброблення даних. Досягнення в сфері нейрофізіології допомагають зрозуміти механізми природного мислення, в яких збереження даних відбувається за рахунок складного образу [12, с. 44].

Отже, аналіз ШНМ перш за все пов'язаний з тим, що вони допомагають наблизитися до здатності оброблювати інформацію людським мозком, що являє собою надскладний, нелінійний, паралельний ПК системи оброблення даних. Мозок може організовувати власні компоненти, які називаються нейронами, таким чином, аби вони змогли виконати конкретні завдання на кшталт розпізнавання образів, оброблення сигналів органів чуття чи моторні функції в рази швидше, ніж це дозволяють зробити найшвидкодійні сучасні ПК. Наразі є багато прикладів застосування ШНМ для галузі прогнозування, класифікацій, оптимізаційних рішень і розпізнавання образів.

1.2. Класифікація нейронних мереж

Штучні нейронні мережі поділяються [17, с. 35]:

1) По типу вхідної інформації:

- аналогові (використання інформації в формі дійсних чисел);
- двійкові (інформація представлена в двійковому коді).

2) По характеру навчання:

- з «вчителем» (в процесі навчання відомо набір вихідних значень);
- без «вчителя» (формує вихідні значення тільки на основі вхідних впливів), їх називають самоорганізуючими.

3) По характеру налаштування синапсів:

- з фіксованими зв'язками (вагові коефіцієнти вибираються на початковому етапі виходячи з даної задачі);
- з динамічними зв'язками (в процесі навчання відбувається настройка вагових коефіцієнтів).

За методом навчання:

- навчання по алгоритму зворотного розповсюдження помилки;
- з конкурентним навчанням;
- з навчанням по правилу Хебба;
- з гібридним навчанням.

5) По характеру зв'язків:

- з прямими зв'язками (розповсюджується інформація тільки в одному напрямку від рівня до рівня: це різноманітні персептронні мережі);
- із зворотнім поширенням інформації:
 - релаксаційні – циркуляція інформації відбувається доти, поки не перестають змінюватись вихідні значення НМ – це НМ Хопфілда, Хемінга;
 - багаторівневі мережі – в них відсутній процес релаксації. Це: рекурентні – в них існує зворотній зв'язок між входом і виходом, вихідне значення визначається як залежність вхідних і вихідних значень на попередньому кроці; рециркуляційні – характеризуються як прямим, так і зворотнім перетворенням інформації. Навчання

відбувається без «вчителя», тобто вони самоорганізуються в процесі роботи[29, с. 1099].

Отже, сьогодні існують сотні нейронних мереж для вирішення задач, специфічних для різних виробничих галузей. Розглянемо різні типи базових нейронних мереж в порядку зростання складності. Ці типи нейронних мереж поділяються на[30, с. 234]:

1. Дрібні нейронні мережі (спільна фільтрація). Такі НМ складаються з груп перцептронів, що імітують нейронну структуру людського мозку. Дрібні НМ мають єдиний прихований шар перцептрону. Одним з поширених прикладів неглибоких НМ є спільна фільтрація. Прихований шар перцептрону буде навчений відображати подібності між сутностями для вироблення рекомендацій. Наприклад, система рекомендацій в Netflix, Amazon, YouTube Використовує версію спільної фільтрації, щоб рекомендувати свої продукти відповідно до інтересів користувачів.

2. Багатошаровий перцептрон (глибокі нейронні мережі). Нейронні мережі з більш ніж одним прихованим шаром називаються глибокими нейронними мережами. Усі наступні нейронні мережі є формою глибокої НМ, налаштованої / покращеною для вирішення проблем, специфічних для предметної галузі. В цілому вони допомагають нам домогтися універсальності. З огляду на достатню кількість прихованих шарів нейрона, глибока НМ може наблизитися, тобто вона може вирішити будь-яку складну реальну проблему. Кожна версія глибокої нейронної мережі розробляється за допомогою повністю пов'язаного шару максимального об'єднаного продукту множення матриць, який оптимізується алгоритмами зворотного поширення (Рис. 1.4).

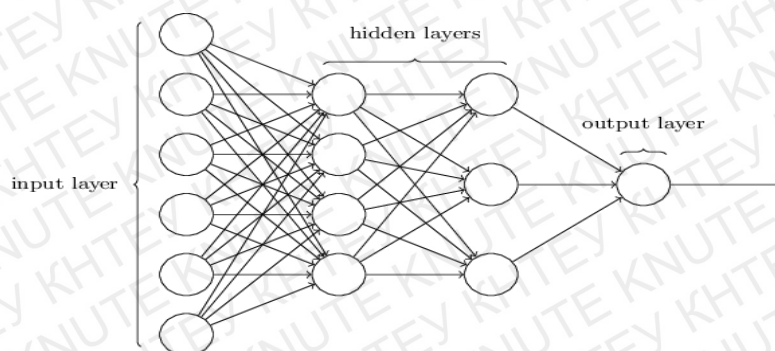


Рис. 1.4 Приклад багатошарового перцептрону

3. Згорткові нейронні мережі (ЗНМ) - це найбільш зріла форма глибоких нейронних мереж, що дозволяє отримувати найбільш точні, тобто кращі, ніж людей, результати комп'ютерного зору. ЗНМ складаються з шарів згортки, створених шляхом сканування кожного пікселя зображень в наборі даних. У міру того, як дані апроксимуються шар за шаром, ЗНМ починає розпізнавати шаблони і тим самим розпізнавати об'єкти на зображеннях. Ці об'єкти широко використовуються в різних додатках для ідентифікації, класифікації. Недавні практики, такі як трансферне навчання в ЗНМ, привели до значних поліпшень в неточності моделей. Google Translator і Google Lens - найсучасніші приклади ЗНМ. Застосування ЗНМ є експоненціальним, оскільки вони навіть використовуються для вирішення проблем, які в першу чергу не пов'язані з комп'ютерним зором (Рис. 1.5).

4. Рекурентна нейронна мережа (РНМ). РНМ - це новітня форма глибоких нейронних мереж для вирішення проблем в нейрон-лінгвістичному програмуванні. Простіше кажучи, РНМ передають вихідні дані кількох прихованих шарів назад на вхідний рівень для агрегування і перенесення наближення на наступну ітерацію (епоху) вхідного набору даних.



Рис. 1.5. Приклад ЗНМ

Це також допомагає моделі самообучатися і в деякій мірі швидше коригувати прогнози. Такі моделі дуже корисні для розуміння семантики тексту в операціях нейрон-лінгвістичного програмування. Існують різні варіанти RNM, такі як Long Short Term Memory, Gated Recurrent Unit. На наведеній нижче діаграмі активація з h_1 і h_2 подається з входами x_2 і x_3 відповідно (Рис. 1.6).

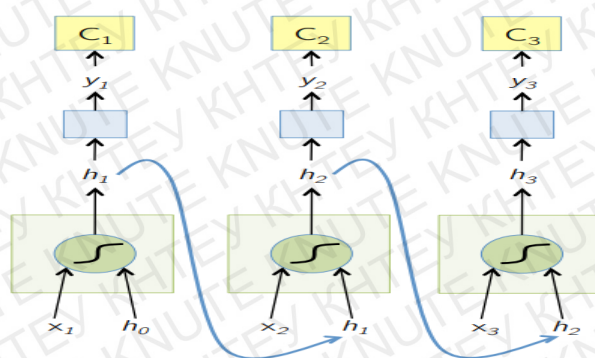


Рис. 1.6 Діаграма робочого процесу RNM

5. Мережі довготривалої короткострокової пам'яті, що розроблені спеціально для вирішення проблеми зникаючих градієнтів в RNM. Зникаючі градієнти трапляються з великими нейронними мережами, де градієнти функцій втрат мають тенденцію наближатися до нуля, змушуючи нейронні мережі припинятися для навчання. Такі мережі вирішують цю проблему, запобігаючи функції активації в своїх повторюваних компонентах і не змінюючи збережені значення (рис. 1.7).

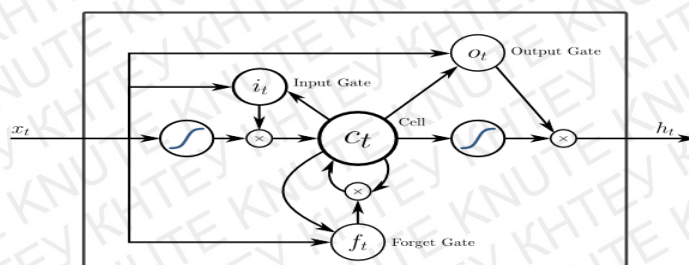


Рис. 1.7 Приклад мережі довготривалої короткострокової пам'яті

6. Нейронні мережі на основі уваги. Моделі уваги повільно беруть на себе навіть нові РНМ на практиці. Моделі уваги будуються шляхом зосередження на частини підмножини інформації, яку їм дають, тим самим усуваючи переважна кількість фонові інформації, яка не потрібна для поточного завдання. Моделі уваги побудовані на поєднанні принципів застосування уваги і підгонки шляхом поширення такого принципу. Ієрархічно складена модель множинної уваги називається трансформатором. Ці перетворювачі більш ефективні для паралельного запуску стеків. Розподіл уваги стає дуже потужним при використанні з ЗНМ / РНМ і може створювати текстовий опис зображення, як показано нижче (рис. 1.8).



Рис. 1.8 Приклад текстового опису зображення за допомогою ШНМ.

7. Генеративна змагальна мережа. Хоча моделі глибокого навчання забезпечують найсучасніші результати, їх можуть обдурити набагато розумніші люди, додавши шум до реальних даних. Генеративна змагальна мережа - це остання розробка в галузі глибокого навчання для вирішення таких сценаріїв. Такі мережі використовують навчання без учителя, коли глибокі нейронні мережі навчаються з використанням даних, створених за допомогою моделі ІІ, разом з фактичним набором даних, щоб підвищити точність і ефективність моделі. Ці змагальні дані в основному використовуються, щоб обдурити дискримінаційну модель, щоб побудувати оптимальну модель. Результуюча модель має тенденцію бути кращим наближенням, ніж може подолати такий шум (Рис. 1.9).

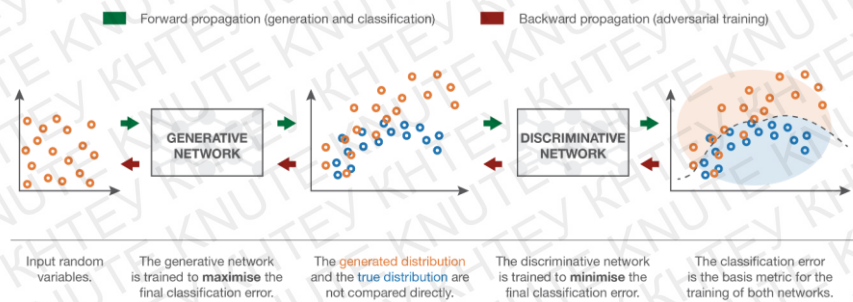


Рис. 1.9 Приклад генеративної змагальної мережі

Отже, глибокі нейронні мережі розширюють межі ПК. Вони не обмежуються тільки класифікацією ЗНМ та РНМ або прогнозами та навіть здатні генерувати дані. Ці дані можуть варіюватися від гарної форми мистецтва до спірних глибинних підробок, але кожен день вони перевершують людей по завданню. Отже, важливим завданням є усвідомлення впливу ШНМ та створення ефективної моделі ШНМ для конкретних задач.

1.3. Алгоритми навчання нейронних мереж

Нейронні мережі навчаються (або навчаються) на прикладах обробки, кожен з яких містить відомі «вхідні дані» і «результат», формуючи між ними і з урахуванням ймовірності асоціації, які зберігаються в структурі даних самої мережі. Навчання нейронної мережі з даного прикладу зазвичай проводиться шляхом визначення різниці між обробленим висновком мережі (часто пророкуванням) і цільовим висновком помилка. Потім мережа коригує свої виважені асоціації відповідно до правила навчання і з використанням цього значення помилки [21].

Послідовні настройки приведуть до того, що нейронна мережа буде видавати результат, який стає все більш схожим на цільовий. Після достатньої кількості цих коригувань навчання може бути припинено за певними критеріями.

Такі системи «вчаться» виконувати завдання, розглядаючи приклади, як правило, без програмування конкретних правил. Наприклад, при розпізнаванні

зображень вони можуть навчитися ідентифікувати зображення, що містять кішок, шляхом аналізу прикладів зображень, які були вручну позначені як «кішка» або «без кішок», і використання результатів для ідентифікації кішок на інших зображеннях. Вони роблять це, не знаючи заздалегідь про кішок, наприклад, про те, що у них шерсть, хвости, вуса і котячі особи. Замість цього вони автоматично генерують ідентифікують характеристики із прикладів, які вони обробляють. Нейрони зазвичай діляться на кілька рівнів, особливо при глибокому навчанні. Нейрони одного шару з'єднуються тільки з нейронами безпосередньо передус і безпосередньо наступного шарів. Шар, який отримує зовнішні дані, є вхідним шаром. Шар, який дає остаточний результат, - це вихідний шар. Між ними нуль або більше прихованих шарів. Також використовуються одношарові і неслойні мережі [24, с. 21].

Між двома рівнями можливі кілька схем з'єднання. Вони можуть бути повністю пов'язані, при цьому кожен нейрон одного шару з'єднується з кожним нейроном наступного шару. Вони можуть об'єднуватися, де група нейронів в одному шарі з'єднується з одним нейроном в наступному шарі, тим самим зменшуючи кількість нейронів в цьому шарі. [Нейрони тільки з такими зв'язками утворюють орієнтований ациклічний граф і відомі як мережі прямого поширення.

З іншого боку, мережі, які дозволяють з'єднання між нейронами в одному або попередніх шарах, відомі як повторювані мережі.

Навчання - це адаптація мережі для кращого вирішення завдання з урахуванням вибіркового спостережень. Навчання включає в себе настройку ваг (і необов'язкових порогових значень) мережі для підвищення точності результату. Це досягається за рахунок мінімізації спостережуваних помилок. Навчання завершено, коли вивчення додаткових спостережень не знижує частоту помилок. Навіть після навчання частота помилок зазвичай не досягає 0. Якщо після навчання частота помилок занадто висока, мережа зазвичай необхідно перепроєктувати.

Нижче наведено традиційну схему алгоритму навчання ШНМ (Рис. 1.10).

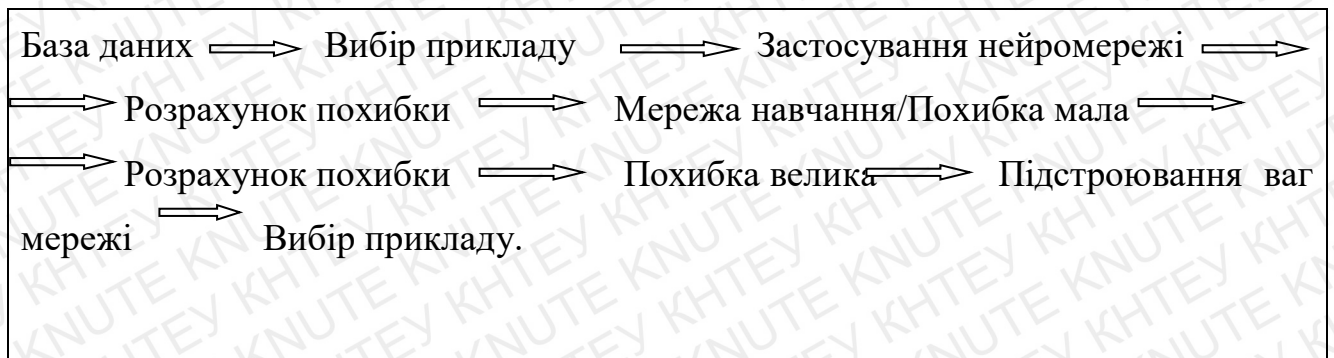


Рис. 1.10 Схема навчання НМ

Практично це досягається шляхом визначення функції витрат, яка періодично оцінюється під час навчання. Поки його обсяг виробництва продовжує знижуватися, навчання триває. Вартість часто визначається як статистика значення якого можна тільки приблизно визначити. Насправді вихідними даними є числа, тому, коли помилка мала, різниця між результатом (майже напевно кішка) і правильною відповіддю (кішка) невелика. Навчання намагається зменшити загальну різницю між спостереженнями. Більшість моделей навчання можна розглядати як пряме додаток теорії оптимізації і статистичної оцінки.

Швидкість навчання визначає розмір коригувальних кроків, які модель робить для коригування помилок в кожному спостереженні. Висока швидкість навчання скорочує час навчання, але з меншою кінцевою точністю, тоді як більш низька швидкість навчання займає більше часу, але з потенціалом для більшої точності. Оптимізація, така як Quickprop, в першу чергу націлена на прискорення мінімізації помилок, в той час як інші поліпшення в основному спрямовані на підвищення надійності.

Доступні два режими навчання: стохастичний і пакетний. У стохастичному навчанні кожен вхід створює коригування ваги. При пакетному навчанні ваги коректуються на основі пакету вхідних даних, накопичуючи помилки по пакету. Стохастичне навчання вносить «шум» в процес, використовуючи локальний градієнт, розрахований з однієї точки даних; це знижує ймовірність застрягання мережі в локальних мінімумах.

Однак пакетне навчання зазвичай дає більш швидкий і стабільний спуск до локального мінімуму, оскільки кожне оновлення виконується в напрямку середньої помилки пакета. Поширеним компромісом є використання «міні-партій», невеликих партій з вибірками в кожній партії, обраними стохастически з усього набору даних [30, с. 86].

Отже, варто констатувати, що всі дані, яку мережа має в якості задачі, утримується в певній сукупності прикладів. Через це якість навчання НМ безпосередньо залежить від числа прикладів у вибірці навчання, а також від того, наскільки повно дані приклади характеризують конкретне завдання. Так, наприклад, немає сенсу застосовувати НМ для прогнозів фінансової кризи, якщо в навчальній вибірці таких криз не існує. На думку дослідників, для повноцінного тренування потрібно мати біля сотні прикладів. Таким чином, навчання мережі – це досить непростий та наукомісткий процес. Алгоритми навчання здебільшого мають різні властивості та налаштування, для управління якими необхідно розуміти їхній вплив.

1.4. Постановка задачі дослідження

Метою є проектування системи розпізнавання номерних знаків автівок в системі відеонагляду за допомогою нейронної мережі .

Ставимо перед собою такі завдання:

1. розглянути теоретичні засади навчання нейронних мереж;
2. дослідити класифікацію нейронних мереж;
3. визначити алгоритми навчання нейронних мереж;
4. проаналізувати особливості застосування нейромережевого розпізнавання об'єкта на зображенні;
5. розробити та застосувати алгоритм ШНМ для розпізнавання номерних знаків автівок в системі відеоспостереження.

1.5. Висновки до розділу 1

Підсумовуючи перший розділ, можна зробити наступні висновки:

1. Визначено теоретичні засади навчання нейронних мереж, окреслено поняття «нейронна мережа», з'ясовано його сутність.
2. Деталізовано історичний розвиток теорії ШНМ.
3. Проведено аналогію між біологічними та штучними мережами.
4. Окреслено класифікацію НМ.
5. Досліджено алгоритми навчання нейронних мереж.

РОЗДІЛ 2

ОСОБЛИВОСТІ ЗАСТОСУВАННЯ НЕЙРОМЕРЕЖНОГО РОЗПІЗНАВАННЯ ОБ'ЄКТА НА ЗОБРАЖЕННІ

2.1. Специфіка застосування нейронних мереж

Нейронні мережі не є універсальними для вирішення всіх обчислювальних проблем. Комп'ютери та обчислювальні способи в більшості випадків є ідеальними для реалізації. Комп'ютерні технології перевершують людину в питаннях математичних обрахунків та символічних обчислень. Проте людина здатна без особливих зусиль вирішувати доволі складні завдання сприйняття зовнішньої інформації з такою швидкістю та точністю, з якою жоден ПК у на її фоні буде виглядати тугодумом.

Володіючи людської здатністю вирішувати проблеми і застосовувати цю навичку до величезних наборів даних, нейронні мережі мають такі потужними атрибутами:

- Адаптивне навчання: як і люди, нейронні мережі моделюють нелінійні і складні відносини і спираються на попередні знання. Наприклад, програмне забезпечення використовує адаптивне навчання для навчання математики та мовним мистецтвам.
- Самоорганізація: здатність кластеризувати і класифікувати величезні обсяги даних робить нейронні мережі унікальними для організації складних візуальних проблем, що виникають при аналізі медичних зображень.
- Робота в реальному часі: нейронні мережі можуть (іноді) надавати відповіді в реальному часі, як у випадку з безпілотними автомобілями і навігацією дронів.

- Прогноз: здатність НМ прогнозувати на основі моделей має широкий спектр додатків, в тому числі для погоди і дорожнього руху.
- Відмовостійкість: коли значна частина мережі втрачена або відсутній, нейронні мережі можуть заповнити прогалини. Ця здатність особливо корисна при освоєнні космосу, де завжди можлива відмова електронних пристроїв.

Розглянемо предметніше галузі використання ШНМ для розв'язання емпіричних завдань.

Нейронні мережі дуже цінні, тому що вони можуть виконувати завдання з аналізу даних, зберігаючи при цьому всі свої інші атрибути. Ось важливі завдання, які виконують нейронні мережі [17, с. 33]:

- Класифікація: мережеві мережі організовують шаблони або набори даних в заздалегідь визначені класи.
- Прогноз: вони виробляють очікуваний результат на основі заданих вхідних даних.
- Кластеризація: вони ідентифікують унікальну особливість даних і класифікують її, не знаючи попередніх даних.
- Зв'язування: ви можете навчити НМ «запам'ятовувати» шаблони. Коли ви показуєте незнайому версію патерну, мережа пов'язує її з найбільш порівнянної версією в своїй пам'яті і повертається до останньої. Нейронні мережі мають фундаментальне значення для глибокого навчання, надійного набору технік НМ, які дозволяють вирішувати абстрактні проблеми, такі як біоінформатика, розробка ліків, фільтрація соціальних мереж і переклад на природну мову.
- Глибоке навчання - це те місце, де ми вирішуємо найскладніші завдання в науці і техніці, включаючи передову робототехніку. У міру того як нейронні мережі стають розумнішими і швидше, ми щодня вдосконалюємося.

Ось список інших додатків для проектування нейронних мереж, які в даний час використовуються в різних галузях:

- Аерокосмічна промисловість: детектори і моделювання несправностей компонентів літака, системи управління літаком, високопродуктивне автопілотування і моделювання траєкторії польоту.

- Автомобільна промисловість: вдосконалені системи наведення, розробка силових агрегатів, віртуальних датчиків і аналізаторів гарантійного обслуговування. Електроніка: аналіз відмов мікросхеми, схеми мікросхем, машинне зір, нелінійне моделювання, прогнозування кодової послідовності, управління процесом і синтез голосу.

- Виробництво: аналіз конструкції хімічної продукції, динамічне моделювання систем хімічних процесів, управління процесами, діагностика процесів і машин, проектування і аналіз продукції, прогнозування якості паперу, торги по проектам, планування і управління, аналіз якості комп'ютерних мікросхем, системи візуального контролю якості та аналіз якості зварювання.

- Механіка: моніторинг стану, моделювання систем і управління.

- Робототехніка: роботи-навантажувачі, контролери маніпуляторів, системи управління траєкторією і системи технічного зору.

- Телекомунікації: управління мережею банкоматів, автоматизовані інформаційні послуги, системи обробки платежів клієнтів, стиснення даних, еквалайзери, усунення несправностей, розпізнавання рукописного введення, проектування мережі, управління, маршрутизація і контроль, моніторинг мережі, переклад розмовної мови в реальному часі і розпізнавання образів (особи, об'єкти, відбитки пальців, семантичний аналіз, перевірка орфографії, обробка сигналів і розпізнавання мови).

Крім того, існують додаткові поточні приклади бізнес-додатків ШНМ. Серед них [28, с. 105]:

- Банківська справа: виснаження кредитних карт, оцінка кредитних і кредитних заявок, оцінка шахрайства і ризиків, а також прострочення по кредитах.
- Бізнес-аналітика: моделювання поведінки клієнтів, сегментація клієнтів, схильність до шахрайства, дослідження ринку, структура ринку, структура ринку і моделі відсіву, дефолту, покупок і продовжень.
- Захист: боротьба з тероризмом, розпізнавання осіб, виділення функцій, придушення шуму, розпізнавання об'єктів, датчики, гідролокатор, радар і обробка сигналів зображення, ідентифікація сигналу / зображення, відстеження цілі і управління зброєю.
- Освіта: програмне забезпечення для адаптивного навчання, динамічне прогнозування, аналіз і прогнозування системи освіти, моделювання успішності учнів і профілювання особистості.
- Фінанси: рейтинги корпоративних облігацій, корпоративний фінансовий аналіз, аналіз використання кредитної лінії, прогнозування курсів валют, консультування по кредитах, перевірка іпотечних кредитів, оцінка нерухомості і торгівля портфелями.
- Медицина: аналіз ракових клітин, аналіз ЕКГ і ЕЕГ, консультації по тестуванню в відділенні невідкладної допомоги, скорочення витрат і підвищення якості лікарняних систем, оптимізація процесу трансплантації і дизайн протеза.

Цінні папери: автоматичний рейтинг облігацій, аналіз ринку і консультаційні системи з торгівлі акціями.

- Транспорт: системи маршрутизації, системи діагностики гальм вантажівок і планування транспортних засобів.

Перспективами розробки нейромережових технологій можуть бути наступні сфери [37, с. 66]:

- Інтеграція нечіткої логіки: нечітка логіка розпізнає більше, ніж просто справжні і несправжні значення - вона бере до уваги поняття, які є відносними, наприклад, щось, іноді і зазвичай. Нечітка логіка і нейронні мережі інтегровані для використання в самих різних областях, таких як відбір кандидатів на вакансії, автомобільна інженерія, управління будівельними кранами і моніторинг глаукоми. Нечітка логіка стане важливою функцією в майбутніх додатках нейронних мереж.

- Імпульсні нейронні мережі: нещодавно дані нейробиологічних експериментів прояснили, що біологічні нейронні мережі ссавців з'єднуються і взаємодіють за допомогою пульсації і використовують синхронізацію імпульсів для передачі інформації і виконання обчислень. Це визнання прискорило значні дослідження, включаючи теоретичний аналіз, розробку моделей, Нейробиологічні моделювання та розгортання обладнання, спрямованих на те, щоб зробити обчислення ще більш схожими на те, як функціонує наш мозок.

- Спеціалізоване обладнання: в даний час спостерігається бурхливий ріст розробки обладнання, яке прискорить і в кінцевому підсумку знизить вартість нейронних мереж, машинного навчання та глибокого навчання. Відомі компанії і стартапи прагнуть розробити поліпшені мікросхеми та блоки графічної обробки, але справжня новина - це швидкий розвиток блоків обробки нейронних мереж та іншого обладнання для II, разом іменуються нейросінаптичеські архітектурою. Нейросінаптичні чіпи мають фундаментальне значення для розвитку III, тому що вони більше схожі на біологічний мозок, ніж на ядро традиційного комп'ютера. Зі своєю технологією Brain Power компанія IBM є лідером в розробці нейросінаптичеських чіпів. На відміну від стандартних мікросхем, які працюють безперервно, мікросхеми Brain Power управляються подіями і працюють в міру необхідності. Технологія об'єднує пам'ять, обчислення і зв'язок.

- Поліпшення існуючих технологій: завдяки новому програмному забезпеченню та обладнанню, а також поточним технологіям нейронних мереж і збільшеною обчислювальною потужністю нейросінаптичних архітектур нейронні мережі тільки почали показувати, на що вони здатні. Безліч бізнес-додатків більш швидких, дешевих і більш людських методів вирішення проблем і поліпшених методів навчання дуже прибуткові.

- Робототехніка: було безліч прогнозів щодо роботів, які зможуть відчувати себе, як ми, бачити як ми, і робити прогнози щодо світу навколо них.

Перш ніж ці системи зможуть по-справжньому мислити рухомим, непорушним чином, має відбутися так багато речей. Один з найважливіших факторів - це здатність встановлювати і діяти відповідно до самовизначення цінностями в режимі реального часу, що ми, люди, робимо тисячі разів в день. Без цього ці системи будуть давати збій кожен раз, коли умови виходять за межі заздалегідь заданій області.

Отже, нові можливості обчислень потребують нових умінь розробника поза межами класичних обчислень. Спочатку обчислення були виключно апаратними та програмісти зробили їх функціональними. Згодом, були фахівці з ПЗ: системні інженери, фахівці з баз даних та проектувальники. Зараз вже існують нейронні архітектори. Новий кадровий склад спеціалістів повинен мати відповідні кваліфікаційні вміння, яка має бути вищою за їх попередників. Наприклад, вони мають володіти знаннями відносно статистики для вибору та оцінки навчальної та тестової множини. Зазвичай, при проектуванні ефективних ШНМ, важливим для сучасних програмістів є логічне мислення та досвід.

2.2. Огляд програмних засобів, що використовують нейронні мережі

На сьогоднішній день існує понад двохсот нейропакетів, які випускаються багатьма компаніями та окремими науковцями та допомагають конструювати, навчати і застосовувати ШНМ для вирішення практичних задач. Трудомісткість

проектування НМ скорочується при використанні готового нейромережевого ПЗ. Нижче перерахуємо найбільш поширені програми для ШНМ [18, с. 123]:

1. Neural Designer - це настільний додаток для інтелектуального аналізу даних, в якому використовуються нейронні мережі, які є парадигмою машинного навчання. Neural Designer володіє більшістю передових методів підготовки даних, машинного навчання та розгортання моделей. Його візуальний графічний користувацький інтерфейс забезпечує вичерпні та наочні результати без необхідності написання коду або збірки блоків. Програмне забезпечення реалізує багатоядерну обробку для аналізу великих обсягів даних за менший час.

2. Neuroph - це проект з відкритим вихідним кодом, розміщений на SourceForge під ліцензією Apache. Це бібліотека для створення нейронних мереж і використання машинного навчання. Neuroph - це полегшена структура нейронної мережі Java для розробки загальних архітектур нейронних мереж. Neuroph містить красивий графічний редактор нейронної мережі для швидкого створення компонентів нейронної мережі Java. Програмне забезпечення спрощує розробку нейронної мережі, надаючи бібліотеку нейронної мережі Java і інструмент з графічним інтерфейсом користувача, який підтримує створення, навчання і збереження нейронних мереж.

3. Darknet - це фреймворк нейронної мережі з відкритим вихідним кодом, написаний на C і CUDA і підтримує обчислення CPU і GPU. Це ШНМ, що складається з дев'ятинадцяти шарів. Попередньо навчена мережа може класифікувати зображення по 1000 категоріям об'єктів, таким як клавіатура, миша, олівець і багато тварин. У результаті мережа навчилася відображати великі можливості для широкого діапазону зображень.

4. Keras - це бібліотека глибокого навчання для Theano і TensorFlow. Бібліотека нейронних мереж високого рівня написана на Python і здатна працювати поверх обох додатків. Keras - це API, розроблений для людей, а не для машин. Програмне забезпечення слід передовим методам зниження когнітивної навантаження. Він пропонує послідовні і прості API-інтерфейси і зводить до

мінімуму кількість дій користувача, необхідних для типових випадків використання. Keras надає чіткі і корисні повідомлення про помилки, а також велику документацію і керівництва для розробників. Бібліотека глибокого навчання Keras дозволяє легко і швидко створювати прототипи завдяки повній модульності, мінімалізму і розширюваності. Він підтримує згорткові нейронні мережі та рекурентні мережі, а також їх комбінації.

5. NeuroSolutions - це середовище розробки програмного забезпечення для нейронних мереж, розроблена NeuroDimension. Він поєднує в собі модульний інтерфейс мережевого дизайну на основі значків з реалізацією розширених процедур навчання, таких як пов'язані градієнти, Levenberg Marquardt і зворотне поширення в часі. Сімейство продуктів NeuroSolutions - це передове програмне забезпечення нейронних мереж для інтелектуального аналізу даних для створення високоточних і прогнозних моделей з використанням передових методів обробки, інтелектуального автоматичного пошуку топології нейронної мережі за допомогою передових розподілених обчислень.

Це дизайнерський інтерфейс з передовим штучним інтелектом і алгоритмами навчання з використанням інтуїтивно зрозумілих майстрів або простого у використанні інтерфейсу Excel. Програмне забезпечення надає три окремих майстра для автоматичної побудови моделей нейронних мереж:

- Менеджер даних,
- Neural Builder,
- Neural Expert.

Отже, перевагою вищеперерахованого програмного забезпечення є простота розробки та зрозумілість процесу виведення, відсутність проблемних рішень відносно редагування. В якості недоліку можна відзначити високу вартість програмного забезпечення.

2.3. Формалізація кластерного аналізу та адаптація методів сегментації до умов задачі

Кластерний аналіз спрямований на виявлення природного поділу об'єктів. Іншими словами, він групує спостереження, які подібні до підмножин. Такі підкласти виявляють закономірності, що безпосередньо мають відношення досліджуваного явища. Функціональна особливість виміру відстані використовується в якості аналізу, якщо схожість між об'єктами і широким спектром кластеризації алгоритмів на основі по різних поняттям в наявності.

Заходи подібності спочатку обчислюються між спостереженнями і між кластерами, коли спостереження починають групуватися в кластери. Кілька метрик, таких як евклидово і Манхеттенський відстань, кореляція або взаємна інформація, можуть використовуватися для обчислення подібності. Крім того, можливі кілька стратегій злиття, які призводять до різних шаблонів кластеризації. Тому результати кластеризації дещо суб'єктивні, оскільки вони сильно залежать від вибору користувачів [8, с. 56].

Традиційний кластерний аналіз зазвичай проводиться для групування спостережень або змінних окремо, але одночасна кластеризація (або бікластеризація) рядків і стовпців матриці даних також є підходящою альтернативою для пошуку біомаркерів. Оскільки він використовує ієрархічну конфігурацію - дерево, зване Дендрограммою. У цьому випадку функція зв'язку визначає критерії оцінки відстаней між спостереженнями і кластерами. На кожній ітерації найближчі об'єкти групуються для формування нового кластера.

Детальніше розглянемо формалізацію процесу кластерного аналізу. Існує X - об'єктів, та Y кластерів, а також з'ясування відстані між об'єктами. Вибірка для навчання об'єктів БД. Мета - поділ заданої вибірки на своєрідні підмножини, які не мають змоги пересікатися. Такі підмножини являють собою кластери, де кожен кластер складається з об'єктів при застосуванні найменшої відстані між собою $\min$. Об'єкти таких груп мають відрізнятися одне від одного. Далі кожному об'єкту надається власний номер групи.

Потрібно відмітити, що кластеризація являє собою функцію $X \rightarrow Y$, в якій для кожного об'єкта x відповідає номер групи y , що відомий наперед. Процес кластеризації відносять до способів навчання без вчителя. Кластеризація відрізняється від класифікації, наприклад, тим, що вихідні об'єкти в цьому процесі можуть не задаватися, тому має існувати велика кількість Y .

Рішення задач методу кластеризації є складною задачею. На це існують такі причини [10, с. 56]:

1. не існує чіткого критерію якості кластеризації, однак відома величезна кількість критеріїв, способів, що роблять кластеризацію ефективною. Цікавим фактом також є те, що різні способи дають також різні показники;
2. на показники кластеризації впливає сильно метричність.

Процес роботи кластеризації представлено на рисунку 2.1.

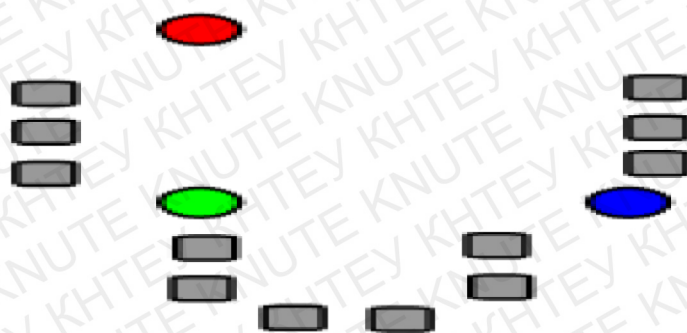


Рис. 2.1 Вихідні точки і випадково вибрані початкові точки

На рисунку 2.2. Представлено першу ітерацію та віднесено кожний об'єкт до відповідної групи, за одним із способів визначення відстані.

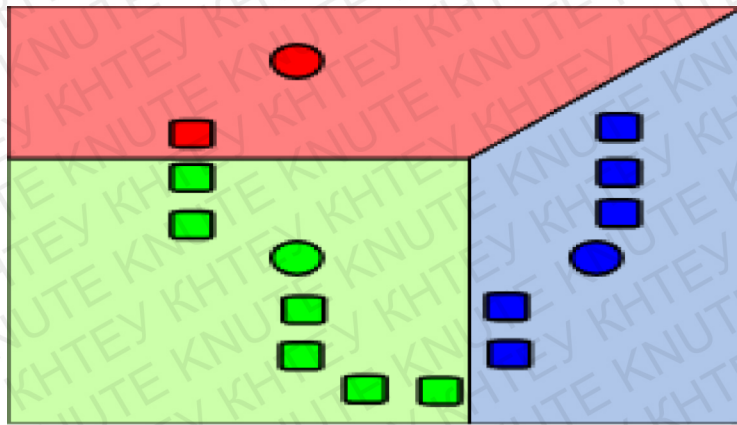


Рис. 2.2 Точки, віднесені до початкових центрів

На рисунку 2.3. представлено перерахунок метричності кожного об'єкту до відповідного центру кластерів та перевизначення його центрів.

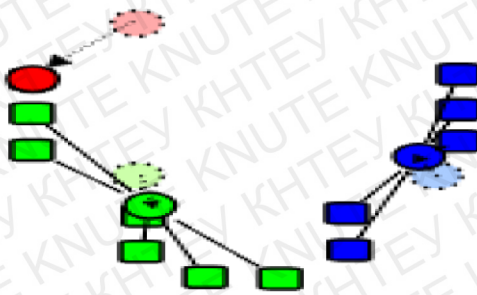


Рис.2.3 Обчислення нових центрів кластерів

На рисунку 2.4 представлено останню ітерацію, що подібна до попередньої та є обов'язковою умовою для зупинення ітераційного циклу.

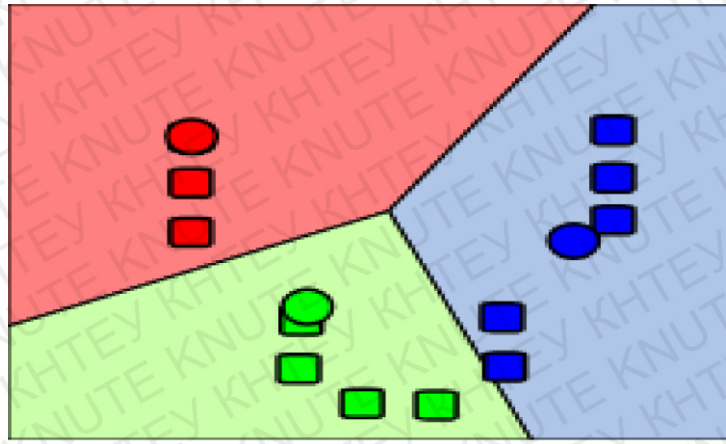


Рис. 2.4 Кінцевий результат кластерного алгоритму

Переважно показники, які представлено на рисунках 2.1-2.3 повторюються, доки не досягнуть результату, що зображений на рисунку 2.4.

Однак здебільшого в алгоритмах величезне число ітерацій відсутнє, тут існує залежність від вхідних даних.

Таким чином, процес розпізнання символів включає в себе порядок кластерного методу аналізування, який складається з таких взаємопов'язаних елементів [11, с. 215]:

1. початку;
2. зчитування вхідних даних;
3. створення матриці координат;
4. обчислення значень міри схожості;
5. відокремлення ліній на зображенні;
6. кінця.

Застосування кластерного аналізу означає такі дії:

1. можливість обрати об'єкт для кластеризації;
2. здатність аналізу критеріїв, завдяки яким аналізуватимуться об'єкти;
3. спроможність розрахувати значення відстані між об'єктами;
4. проектування подібних кластерів об'єктів;
5. результати аналізу.

Програми розпізнавання символів, що моделюється людиною, завжди мають спеціалізовану направленість на відміну від її власних фізичних можливостей. Відносно загальних підходів до створення будь-якої програми, то тепер у разі, якщо є деяка система об'єктів чи явищ, які потребують процесу розпізнавання або класифікації, на базі узагальнення алгоритмів при моделюванні систем розпізнавання етапність вирішення конкретних задач виглядає наступним чином [37, с. 66]:

- відносно обраного принципу набір об'єктів чи явищ поділяється на класи, іншими словами, йому надається набір класів;
- проектуються алгоритми властивостей (словник);
- за словником властивостей характеризується кожен клас;
- моделюються механізми визначення властивостей;
- на механізмах обчислень впроваджується процес зіставлення апостеріорної та апріорної складових та визначаються результати загального процесу розпізнавання.

Проте хоча послідовність дій визначена, залишаються проблеми [38, с. 145]:

- поділ об'єктів на різноманітні класи;
- способи накопичення та обробки інформації;
- причини вибору ознаки;
- характеристика класів на мові ознак;
- вибір методів для порівняння апріорної та апостеріорної інформації;
- поява системи розпізнавання.

В процесі розпізнавання символів груповий аналіз застосовується так, що під час розпізнавання символу, його зображення переходить до піксельного, а це, в свою чергу, створює матрицю координат. Далі обирається міра відстані пікселів та формується певна лінія символу.

Порядок дій кластерного аналізу виглядає наступним чином:

1. зчитування і обробка вхідних даних;

Такими даними можуть бути зображення символів.

2. проектування матриці координат та виокремлення головних значень. На цьому етапі присвоюється кожному пікселю зображення номер кольорової гами, - потім він відшукується серед інших точок;

3. обчислення ступеню подібності. Виокремлення пікселю в групі з найближчою відстанню, це в свою чергу робить зображення ліній зображення;

4. кінцеве формування ліній символу та редакція для більшої якості, засобами видалення шумів;

5. фініш роботи алгоритму кластеризації і представлення даних для подальшого виконання програми.

Реалізувати подібний комплексний алгоритм на практиці досить важко, оскільки однією з причин є складність формалізації і обчислень ряду частинних критеріїв ефективності на різних етапах обчислень, на основі яких приймаються рішення про подальші дії з обробки і аналізу зображень.

У деяких випадках рішенням даної проблеми є формування моделей опису процесів і управління цими процесами на основі методів теорії інформації. До основних переваг даного підходу слід віднести [41, с. 719]:

- можливість оцінки стану процесу з безліччю результатів;
- універсальність опису різних процесів, у тому числі одно - та багато-етапних;
- можливість оцінки обсягів інформації, необхідних для реалізації процесу спостереження, незалежно від конкретних результатів процесу.

Виявлення об'єктів. Знаходження символу об'єкту в шумах та перешкодах зображення може визначатися у вигляді процесу перевірки певної умови порівняння кількох значень – результату трансформації досліджуваного зображення та певного порогового значення:

$$L [A (x, y)] \geq \Pi [A (x, y)], \quad (2.1).$$

де $L [.]$ – Оператор перетворення вихідного зображення,

П [.] – Оператор формування порогового значення.

Рішення про наявність об'єкта приймається у разі виконання умови. Якість виявлення характеризується ймовірністю виконання умови за наявності об'єкта в аналізованому зображенні.

Певний вид оператора L [.] , П [.] і якість розпізнавання символів залежать від наявності апріорних даних про очікувані об'єкту, шуму, перешкоди та видозмін. Підґрунтям для визначення оптимальних властивостей операторів є теорія рішень статистики.

Так, наприклад, під часозначення частин об'єктів схема зображення об'єкта, як правило, досліджується функціями плями розсіювань об'єктиву, яку вважають пріоритетною, при цьому завдання полягає в тому, щоб виявити класичну процедурисимволуіснуючого типуу площині адитивно- нормального шуму з нульовими середніми значеннями. За таких обставин операторами трансформацій є кореляційні інтеграли, які обчислюються за допомогою заданих опис існуючих символів об'єктів та типових шумів. Визначення полягає в процесі порівняння зображень об'єктів з взірцями заданих класів. Результат про об'єкт визначається згідно найкращих співпадінь.

Метод прямого порівняння об'єктів з еталонними достатньо простий та здатний легко втілюватися. Проте, якщо наявні в реальних умовах дестабілізуючі фактори, надійність методу стає автоматично невисокою.

При більшому значенні порогів, можуть задовольнятися різні об'єкти тавиникатимуть помилки, що зв'язані з невірним трактуванням визначення об'єкта, тобто під час помилок першого порядку. В процесі регулювання величин, видається можливим втілювати співвідношення між ймовірностями того, що помилки виникнуть як в першому, так і в другому порядку помилок згідно заданим критеріям оптимізації.

Кореляційний спосіб створений на обрахуванні взаємної кореляції об'єктів та еталонів. З множини k можливих варіантів обирається той об'єкт чи еталон, при якому досягається максимальна сума взаємних кореляцій:

$$K(k) = \sum_{x=1}^n \sum_{y=1}^n Sk(x, y) \cdot Fk(x, y), \quad (2.2).$$

При визначенні об'єктів зручно мати справу з коефіцієнтами кореляцій, які в першому наближенні оцінюють ймовірності віднесення об'єктів до того чи іншого еталону:

$$R(k) = K(k) / K_{\max}(k), \quad (2.3).$$

де $K_{\max}(k)$ – значення автокореляції еталонів.

Кореляційний спосіб є надійнішим, проте потребує більшої кількості різноманітних обчислень. Однак при обробленні бінарних зображень це не є суттєвим, оскільки перемножування одиниць цифр зводиться до однієї логічної операції «І».

Охарактеризовані вище способи потребують однакового орієнтування зображень об'єктів та еталонів, з'єднання їх у площині координат і дотримання однакового масштабування.

Способи розпізнавання на базі системи властивостей також мають на увазі використання еталонів об'єкту, але в якості компонентів для порівняльного аналізу застосовуються властивості об'єктів та еталонів, що допомагає скороченню обсягу еталонних даних та часу на обробку інформаційних потоків.

Проте слід враховувати, що на практиці акцентування властивостей об'єктів відбувається з певною похибкою, а це означає, що потрібно виявляти та аналізувати параметри можливих розсіювань оцінки властивостей, які використовуються, для кожного із змодельованих об'єктів, іншими словами слід користуватися гістограмами розподілу значення властивостей. [29, с. 1099].

Отже, завдання, які розв'язуються моделювання систем розпізнавання, є достатньо інваріантними по відношенню до предметної галузі, вони мають спільні задачі та ґрунтуються на методі методологічного підходу. Водночас кожна програма розпізнавання є унікальною та потрібна тільки для одного певного виду об'єкта чи явища. У разі знаходження галузі застосування розпізнавання програма має

проектуватися знову та враховувати нові специфічні властивості об'єкту або явища, що розуміють як сукупність вимірів певних ознак, так і в якості словника властивостей, абетки класів та алгоритмів прийняття рішень. Програма розпізнавання має моделюватися способом послідовних метричних наближень внутрішніх компонентів на її математичних моделяху процесі додавання нових інформаційних потоків.

2.4. Висновки до розділу 2

Підсумовуючи другий розділ, можемо зробити такі висновки:

1. Розглянуто галузі застосування нейронних мереж для розв'язання практичних задач, а також деталізовано специфіку застосування нейронних мереж під час:

- Розпізнавання образів і класифікація.
- Кластеризація.
- Прогнозування і апроксимація.
- Рішення завдань при невідомих закономірностях.
- Прийняття рішень і керування.
- Стиск даних і асоціативна пам'ять.
- Оптимізація.

2. Проведено системний огляд програмних засобів, що використовують нейронні мережі.

3. Здійснено формалізацію кластерного аналізу та адаптацію методів сегментації до умов задачі.

РОЗДІЛ 3

ПРАКТИЧНА РЕАЛІЗАЦІЯ НЕЙРОМЕРЕЖНОГО МОДУЛЮ РОЗПІЗНАВАННЯ СИМВОЛІВ (НА ПРИКЛАДІ НОМЕРНИХ ЗНАКІВ АВТІВОК)

3.1. Методика синтезу штучних нейронних мереж для розпізнавання символів

В межах теорії штучного інтелекту розпізнавання символів включається в більш широку наукову дисципліну – теорію машинного навчання (machine learning), метою якої є розробка методів побудови алгоритмів, що здатні навчатися.

На сьогоднішній день існують два підходи до машинного навчання: індуктивне і дедуктивне.

Індуктивне навчання, або навчання за прецедентами, засноване на виявленні загальних властивостей об'єктів на підставі неповної інформації, отриманої емпіричним шляхом.

Дедуктивне навчання передбачає формалізацію знань експертів у вигляді баз знань (експертних систем).

Кожний образ являє собою набір чисел, що описують його властивості і називаються ознаками (feature). Впорядкований набір ознак об'єкта називається вектором ознак (feature vector). Вектор ознак – це точка в просторі ознак (feature space). Класифікатор, або вирішальне правило (decision rule) – це функція, яка ставить у відповідність вектору ознак образу клас, до якого він належить.

Задачу розпізнавання символів можна розділити на ряд підзадач.

1. Генерування ознак (feature generation) – вимірювання або обчислення числових ознак, що характеризують об'єкт.

2. Вибір ознак (feature selection) – визначення найбільш інформативних ознак для класифікації (в цей набір можуть входити не лише первинні ознаки, але й функції від них).

3. Побудова класифікатора (classifier construction) – конструювання вирішального правила, на підставі якого здійснюється класифікація.

4. Оцінка якості класифікації (classifier estimation) – обчислення показників правильності класифікації (точність, чутливість, специфічність, помилки першого та другого роду).

Слід зазначити, що будь-яка нейрона мережа приймає на вході числові значення і видає на виході також числові значення. Передатна функція для кожного елемента мережі зазвичай обирається в обмеженій області (наприклад, S - функції).

У цьому випадку вихідне значення завжди буде лежати в інтервалі $(0,1)$, а область чутливості для входів ледь ширше інтервалу $(-1,+1)$.

Дана функція є гладкою, а її похідна легко обчислюється – ця обставина важлива для роботи алгоритму навчання мережі (у цьому також криється причина того, що гранична функція для цієї мети практично не використовується).

При використанні нейронних мереж можуть виникати деякі проблеми, зокрема:

- дані мають нестандартний масштаб,
- дані є не числовими.
- у даних є пропущене або недостовірне значення.

Числові дані масштабуються в прийнятий для мережі діапазон.

Зазвичай дані масштабуються по лінійній шкалі. У пакетах програмних нейромереж реалізовані алгоритми, що автоматично знаходять масштабуючі параметри для перетворення числових значень у потрібний діапазон.

Мережі, що навчені за допомогою алгоритмів глибокого навчання, не просто перевершили за точністю кращі альтернативні підходи, але й у ряді завдань проявили зачатки розуміння сенсу поданої інформації (наприклад, при розпізнаванні зображень, аналізі текстової інформації і так далі).

Найбільш успішні сучасні промислові методи комп'ютерного зору і розпізнавання мови побудовані на використанні глибоких мереж, а гіганти ІТ-індустрії скуповують колективи дослідників, що займаються глибокими нейронними мережами.

Як правило, глибинні мережі будуються як мережі прямого поширення. Однак останні дослідження показали, як можна застосувати техніку глибинного навчання для рекурентних нейронних мереж. В якості головного компонента системи розпізнавання символів виступає видозмінений (багатошаровий) перцептрон. Кількість нейронів персептрона визначається кількістю вивчених ним образів (m), кількість синапсів (n) визначається розширенням рисунків, які розпізнаються.

Розглянемо алгоритм зворотного поширення для персептрона. Символ подається рисунком, розміри якого $79,38 \times 52,92$ мм, тип - бітовий, розширення *.bmp.

Мережею рисунок розбивається на 600 частин (по горизонталі на 20, по вертикалі на 30). Отже, кількість синапсів для одного нейрона буде незмінним числом і визначатися як:

$$n = 20 * 30 = 600 . \quad (3.1).$$

Навчання персептрона з урахуванням запропонованого підходу можна подати наступним чином.

1. Ініціалізуються всі ваги мережі в малі ненульові величини.
2. На вхід мережі подається вхідний навчальний вектор X вхідних символів і обчислюється сигнал NET вихідної функції від кожного нейрона, використовуючи формулу:

$$NET_j = \sum_i x_i w_{ij} , \quad (3.2).$$

де x_i - i -й елемент вхідного вектора X ;

w_{ij} - вага входу i нейрона j ;

NET_j -рівень збудження після синаптичного нейрона.

3. Обчислюється значення граничної функції активації для сигналу NET від

кожного нейрона в такий спосіб:

$$\begin{aligned} OUT_{1j} &= , \text{ якщо } NET_j \text{ більше ніж поріг } i_j ; \\ &= 0 \text{ } OUT_j\text{- у протилежному випадку,} \end{aligned} \quad (3.3).$$

де j і являє собою поріг, що відповідає нейрону j (у найпростішому випадку всі нейрони мають той самий поріг).

4. Обчислюється помилка для кожного нейрона:

$$error_j = target_j - OUT_j, \quad (3.4).$$

де $error_j$ - помилка для j -го нейрона;

$target_j$ - необхідний вихід j -го нейрона;

OUT_j - отриманий вихід j -го нейрона.

5. Кожна вага модифікується в такий спосіб:

$$w(t+1) = w(t) + \alpha \cdot error, \quad (3.5).$$

де $w_{ij}(t+1)$ - вага входу i нейрона j в момент часу $(t+1)$;

$w_{ij}(t)$ - вага входу i нейрона j в момент часу t ;

α - нормуючий коефіцієнт навчання, початкове значення якого 0,1, і який зменшується в процесі навчання.

Повторюються кроки з другого до п'ятого, доки помилка не стане досить малою.

Робота інтелектуального модуля з розпізнавання символів полягає в підрахуванні виходів перцептрона й, якщо два або більше нейронів на виході отримали максимальне значення, то переглядається який нейрон має більшу суму на виході його суматора, і вносяться зміни до результату.

Активаційна функція нейронів має вигляд лінійного порога :

$$Y = S \text{ при } S < T; \quad (3.6).$$

$$Y = S \text{ при } S \geq T, \quad (3.7).$$

де Y - значення активаційної функції;

S - аргумент активаційної функції;

T - величина порога.

Подальше навчання перцептрона здійснюється під час роботи інтелектуального модуля штучних нейронних мереж із розпізнавання символів. Ваги синапсів корегуються відповідно Дельта-правилу:

$$\delta = (D - Y) \quad , (3.8).$$

де δ - різниця між необхідним або цільовим виходом D_i реальним виходом Y .

Дельта-правило модифікує ваги відповідно до необхідного й дійсного значень виходу кожної полярності як для безперервних, так і для бінарних входів і виходів.

Алгоритм навчання зберігається якщо δ збільшується на величину кожного входу x_i , і цей добуток додається до відповідної ваги.

З метою організації управління середньою величиною зміни ваг уведемо коефіцієнт «швидкості навчання» η , що збільшується на δx_i при навчанні:

$$D = \eta \delta x_i \quad , \quad (3.9).$$

$$w_i(n+1) = w_i(n) + D \quad , \quad (3.10).$$

де D_i - корекція, пов'язана з i -м входом x_i ;

η - коефіцієнт швидкості навчання;

$w_i(n+1)$ - i -е значення ваги після корекції;

$w_i(n)$ - i -е значення ваги до корекції.

Дельта-правило модифікує ваги відповідно до i -го необхідного дійсного значення виходу.

Таким чином, використання зворотного поширення для перцептрона, дозволяє досягти ефективного розпізнавання навіть зашумлених символів.

Розпізнавання символів повинно проводитись за таким алгоритмом:

- 1) завантаження параметрів по замовчуванню під час запуску програми;
- 2) створення еталонних зображень (створивши еталони, користувач може перенавчити мережу так, щоб створений ним образ символу був еталоном);
- 3) завантаження чи створення зображення символу для розпізнавання;
- 4) розпізнавання символу (зашумленість якого може бути до 40 %) системою;

5) виведення результату розпізнавання.

Зазначений алгоритм може бути реалізований у середовищі Borland Delphi 7, на мові Object Pascal, яка дозволяє використовувати бібліотеки, що реалізують нейронні мережі.

Схему алгоритму функціонування модуля розпізнавання символів (номерних знаків автомобілів) з урахуванням обраної мови програмування наведено в Додатку Б.

Результат реалізації приведенного алгоритму в середовищі програмування Borland Delphi 7 надав можливість реалізувати інтелектуальний модуль ШНМ із розпізнавання символів. Результати роботи інтелектуального модуля можна відобразити на рисунку, на якому зображені еталони образів і зашумлені копії, при яких програмний комплекс може правильно визначити образ (рисунок 3.1). Зображення поділяються за відсотком зашумленості.

Таким чином, у результаті реалізації інтелектуального модуля, що функціонує у відповідності із запропонованим алгоритмом, розпізнаються символи, які належать до будь-якого алфавіту, цифри й знаки (в нашому випадку номерні знаки автівок) в залежності від об'ємів пам'яті інтелектуальної системи, що містить відповідні еталони із зашумленістю до 40 %.

Нейронні структури з повним з'єднанням можуть бути як одношаровими, так і багатошаровими. У одношаровій структурі із повним з'єднанням всі вхідні сигнали можуть поступати на всі нейрони. Класичною структурою даного типу є персептрон Розенблатта. Багатошарові мережі з повним з'єднанням забезпечують можливість передачі інформації з кожного нейрона попереднього шару на будь-який нейрон наступного.

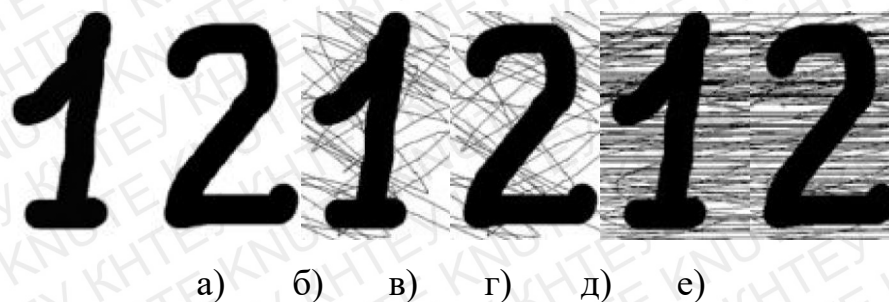


Рис. 3.1 Символи для роботи інтелектуального модуля штучних нейронних мережі з розпізнавання символів: а), б) - еталонні символи; в), г) - символи із зашумленістю до 30 %; д), е) - символи із зашумленістю до 40 %

Найчастіше це - багатошарові персептрони. У випадку прямого міжшарового поширення інформація передається однонаправлено у напрямку зростання номера шару. Пряме поширення в межах одного шару використовують у випадку, коли група нейронів даного шару з'єднана з попереднім шаром опосередковано через виділені нейрони.

Двонаправлене поширення допускає також зворотну передачу, що дозволяє створювати алгоритми, за якими враховувався взаємний міжнейронний обмін (Рис. 3.2).

Таким чином, однонаправленість зв'язків призводить до побудови виключно ієрархічних структур, у яких обробка інформації розподіляється по рівнях.

За кожний рівень ієрархічної обробки інформації відповідає свій шар нейронів.

Вихідна інформація більш високого рівня попереднього шару є вхідною для нейронів наступного шару, який забезпечує глибший рівень обробки.

Багатошарова мережа з прямими зв'язками.



Рис. 3.2 Приклад багат шарової мережі з прямими зв'язками

Отже, логічним видається ввести наступні критерії, за якими визначати кількість ознак:

- 1) Ознаки повинні відрізнятися для об'єктів, що належать різним класам.
- 2) Вони повинні збігатися за своїм значенням для об'єктів одного класу.

Повний збіг статистичних параметрів сигналів можливий за умови, якщо сигнал ергодичний і час спостереження прагне до нескінченності. Не ергодичний сигнал або сигнал, в якому спостерігається кінцевий час, утворює деяку область в багатовимірному просторі ознак. Сигнали відносяться до різних класів та утворюють свої області.

Завдання класифікатора полягає в тому, щоб відокремити одну область від іншої. Завдання первинної обробки зводиться до опису сигналу кінцевим вектором, таким чином, щоб сигнали відносилися до одного класу та перебували близько один від одного в багатовимірному евклідовому просторі, а сигнали, що відносяться до різних класів - далеко, іншими словами щоб виконувалася гіпотеза компактності.

3.2. Розробка структурної схеми та архітектури алгоритму розпізнавання

Представимо структурну схему комплексного алгоритму обробки і аналізу зображень у вигляді рисунку (Рис. 3.7). У складі цього алгоритму є модулі керування обчислювальним процесом. Так, в залежності від виду вирішуваних завдань структура комплексного алгоритму може змінюватися. При виконанні кожного з етапів обробки і аналізу зображення отримана інформація надходить до блоку управління, в якому формується план подальших процедур.

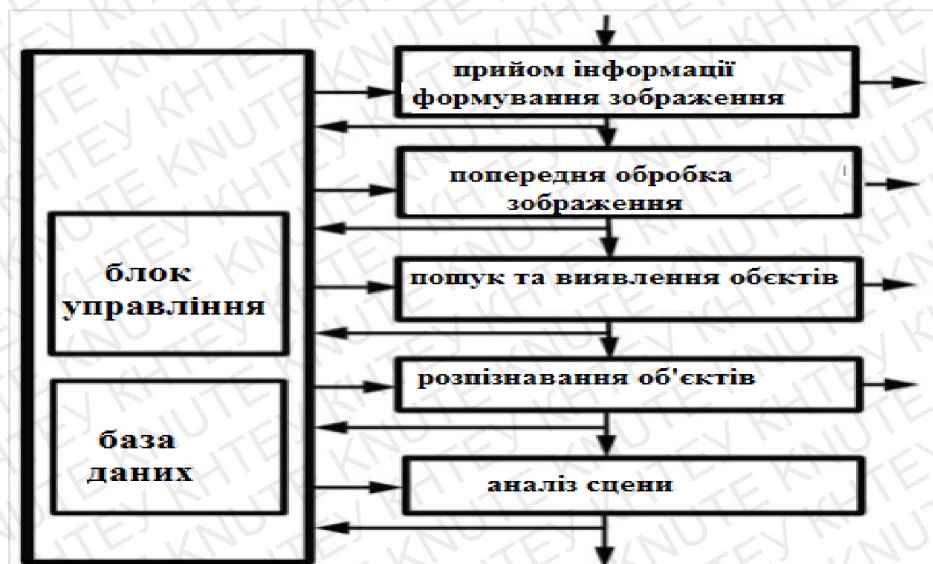


Рис. 3.3 Структурна схема комплексного алгоритму обробки та аналізу зображень

Крім блоку управління, в пам'яті обчислювальної системи зберігається база даних, що містить необхідні дані і різні процедури обробки інформації. Відповідно з прийнятими рішеннями з вихідної бази даних формується робоча база, безпосередньо використовується при обробці і аналізі зображень.

Реалізувати подібний комплексний алгоритм на практиці досить важко, оскільки однією з причин є складність формалізації і обчислень ряду частинних критеріїв ефективності на різних етапах обчислень, на основі яких приймаються рішення про подальші дії з обробки і аналізу зображень.

У деяких випадках рішенням даної проблеми є формування моделей опису процесів і управління цими процесами на основі методів теорії інформації. До основних переваг даного підходу слід віднести:

- можливість оцінки стану процесу з безліччю результатів;
- універсальність опису різних процесів, у тому числі одно - та багато-етапних;
- можливість оцінки обсягів інформації, необхідних для реалізації процесу спостереження, незалежно від конкретних результатів процесу.

Для навчання нейронної мережі використовуємо Matlab Neural Network, де вхідними даними буде набір шаблонів, таргет дата - сегмент зображення. Вихідними даними буде символ.

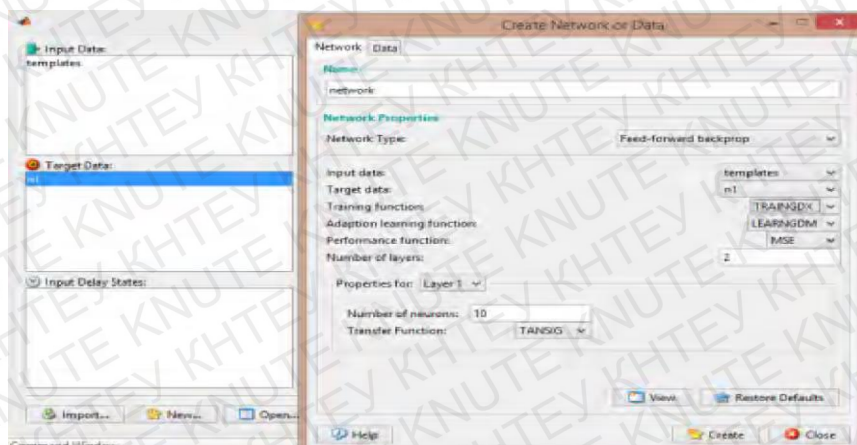


Рис. 3.4 Вигляд інтерфейсу Matlab Neural Network

В результаті навчання мережі отримаємо потрібний алгоритм її роботи для розпізнавання номерних знаків автовок. Перевіримо роботу мережі. Подаючи на вхід зображення автомобільного номера, отримаємо розпізнане зображення символів (Рис. 3.5).



Рис. 3.5 Схема роботи нейронної мережі для розпізнавання номерних знаків

Завершальним етапом пропонованої системи розпізнавання є стадія постобробки. Вона друкує відповідні розпізнані символи в структурованій текстовій формі.

Далі представимо інформаційне забезпечення проекту автоматизованої системи відеонагляду за допомогою математичної моделі розпізнавання об'єктів на зображенні.

Інформаційне забезпечення можна представити у вигляді структурного алгоритму інформаційних потоків (Додаток А).

Вибір платформи та мови програмування.

У якості платформи для розробки було обрано .NET з бібліотекою WPF. Мова C# створювалася як мова об'єктно-орієнтованого програмування. Однією з головних переваг мови є її спрямованість на можливість повторного використання створених компонентів. Зважаючи на дуже зручний об'єктно-орієнтований дизайн, C# є гарним вибором для швидкого конструювання різних компонентів – від високорівневої бізнес-логіки до системних додатків, що використовують низькорівневий код.

Інструмент розробки – Visual Studio 2019 від компанії Microsoft.

Завдяки Visual Studio 2019 підвищується ефективність роботи як окремих працівників, так і груп спеціалістів в межах всієї організації ніж час розробки рішень для бізнесу і споживчих переваг. Це комплексне інтегроване середовище з широкими функціональними можливостями має удосконалений інтерфейс і містить нові інструменти для підтримки багатьох процесів.

Розробники можуть створювати інноваційні і якісні додатки з привабливим інтерфейсом, які перевершають очікування користувачів.

Accord.Net - це фреймворк, заснований на C #, що займається розвитком нейромереж, які використовуються для обробки аудіо та зображень.

Компанії можуть використовувати даний фреймворк в комерційних цілях, наприклад, випускаючи додатки з «комп'ютерним зором», додатки для обробки сигналів, а також додатки для статистики.

Переваги Accord.Net[35]:

- перевірений, протестований алгоритм роботи;
- регулярно оновлюється та підтримується розробниками;

- стабільна робота системи;
- проста під час обробки сигналів;
- легкість роботи з числової оптимізацією та штучними нейромережами.

Недоліки Accord.Net:

- маловідома версія, в порівнянні з іншими фреймворками;
- низька продуктивність.

Опис програмних компонентів системи розпізнавання номерних знаків автівок для відеоспостереження представимо у вигляді Табл. 3.1-3.2.

Таблиця 3.1.

Програмні модулі VideoCaptureDeviceForm

№ з/п	Позначення
1	FilterInfoCollection videoDevices;
2	private string device;
3	public string VideoDevice
4	public VideoCaptureDeviceForm()
5	private void okButton_Click

Таблиця 3.2.

Програмні модулі MotionRegionsForm

№ з/п	Позначення
1	DrawingMode currentMode
2	protected override void OnLoad(EventArgs e)
3	public MotionRegionsForm()
4	InitializeComponent();
5	public Rectangle[] MotionRectangles
6	public Bitmap VideoFrame

Таблиця 3.3.

Програмні модулі MainForm

№ з/п	Позначення
1	private IVideoSource videoSource
2	MotionDetector detector
3	private int motionDetectionType
4	private const int statLength
5	private int statIndex = 0;
6	private int statReady
7	private List<float> motionHistory
8	private int detectedObjectsCount
9	public MainForm()
10	private void MainForm_FormClosing
11	private void OpenVideoSource(IVideoSource source)
12	private void CloseVideoSource()
13	private void videoSourcePlayer_NewFrame(object sender, NewFrameEventArgs args)
14	private void Application_Idle(object sender, EventArgs e)
15	private void timer_Tick(object sender, EventArgs e)
16	private void SetMotionDetectionAlgorithm(IMotionDetector detectionAlgorithm)
17	private void SetMotionProcessingAlgorithm(IMotionProcessing processingAlgorithm)
18	private void localVideoCaptureSettingsToolStripMenuItem_Click(object sender, EventArgs e)

Принцип роботи програми.

Accord.Controls.Vision - компоненти Windows Forms і елементи управління для відстеження номерних знаків автівок та інших завдань, пов'язаних з комп'ютерним зором. При запуску програми користувачу буде надана можливість відкрити камеру свого приладу. Після цього з'явиться зображення, на якому зображення об'єкта будуть виділятися червоним кольором. Користувач може виділяти рухи на камері за допомогою рамки для навчання мережі, після чого наступне відслідковування буде проходити краще ніж попереднє [36].

Приклад відеокадру, що демонструє рух руки та його розпізнавання, наведений на Рис. 3.6.

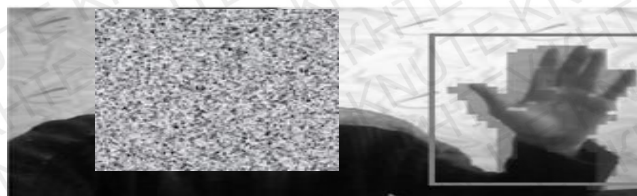


Рис. 3.6 Приклад відеокадру, що демонструє рух руки

Таким чином програма демонструє досягнуті результати за допомогою фреймворку машинного навчання Accord.NET.Vision.

3.3. Впровадження програми розпізнавання в систему відеоспостереження

На рисунку 3.7 представлено головне меню розробленої програми з кнопкою для сканування знімку та для його програмної генерації (імітація знімку).



Рис. 3.7 Головне меню розробленої програми розпізнавання номерних знаків автівок для системи відеонагляду

Після завантаження програми, з'явиться спеціальне вікно з меню та вікном для відображення відео.

Перейшовши до вкладки File та пункту меню Local Video Capture Device, з'явиться діалогове вікно для вибору локального відеопристрою (в даному випадку HD камера ноутбука) (Рис. 3.8).

Далі, натиснувши кнопку ОК, буде запущений відеозасіб для подальшого користування програмою [37].

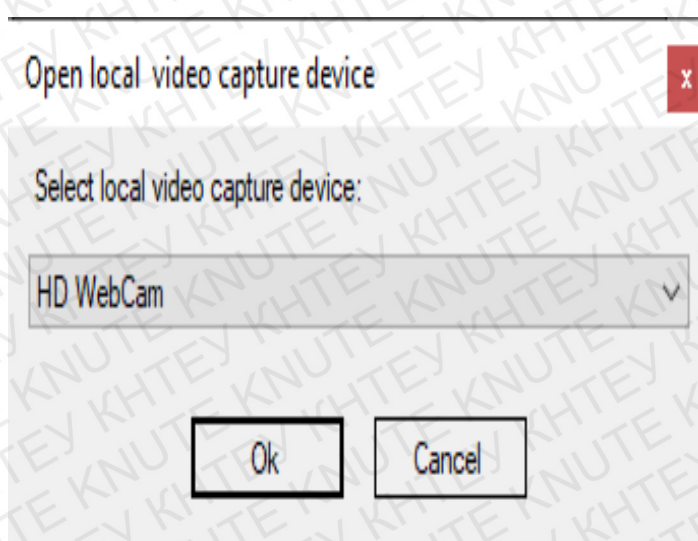


Рис.3.8 Вікно для вибору локального відеопристрою

При русі певних об'єктів контури обводяться червоними тіннями для фіксування рухаючих об'єктів. Для керування алгоритмами відслідковування відповідає вкладка Motion. Motion складається з наступних пунктів:

- Motion Detection Algorithm;
(Two Frames Difference, Simple Background Modeling);
- Motion Processing Algorithm при виборі Two Frames Difference (None, Motion Area Highlighting, Grid Motion Area Processing);
 - Motion Processing Algorithm при виборі, Simple Background Modeling (Motion Area Highlighting, Motion Border Highlighting, Blob Counting Processing, Grid Motion Area Processing).
- Define Motion regions.

Цей пункт меню дозволяє задати області відслідковування для відпрацювання певних сценаріїв, коли в кадрі є декілька рухливих об'єктів, а спостереження вести необхідно в заданій області.

Програма також дозволяє зробити скрін з кількома рамками після того як декілька разів задається значення відслідковування (Рис. 3.9).

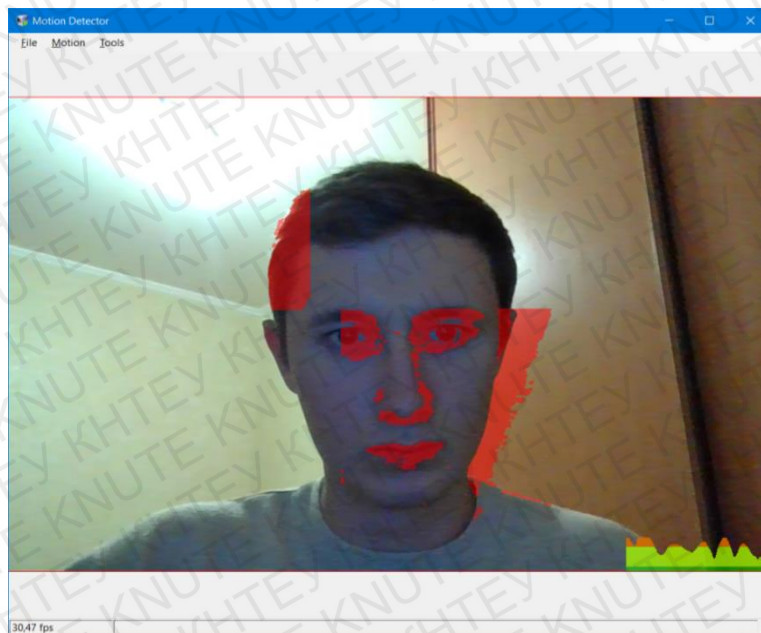


Рис. 3.9 Show motion history

Всі продемонстровані вище алгоритми поставляються в готовій імплементації програмного забезпечення фреймворк для машинного навчання ACCORD.NET.

3.4. Рекомендації з використання нейронних мереж для розпізнавання символів

В даний час існує багато систем, які показують можливості ШНМ: мережі можуть подавати текст фонетично, розпізнавати рукописи та зображення. Більше число потужних мереж, які спроможні розпізнавати символи і звуки, застосовують як базу принцип зворотнього розповсюдження. Це є систематичним способом для навчання багатосарових НМ, в якому існують свої обмеження.

Нейронні мережі, які працюють за вищезазначеною технологією, прийшли на зміну програмам, які складались лише з одного шару ШНМ і застосовувались для широкого класу задач, у тому числі для штучного зору.

Проте такі програми недосконалі. По-перше, не існує гарантії, що НМ навчиться за визначений проміжок часу. Кожен із спроектованих алгоритмів навчання НМ має свої особливості, проте спільним недоліком є обмеження можливостей навчатися та запам'ятовувати.

При навчанні ШНМ кожна вхідна чи вихідна множина сигналів класифікується в якості вектору.

Навчання відбувається за допомогою послідовного пред'явлення вхідних векторів з одночасною настройкою ваг у відповідності до заданого алгоритму. Під час навчання ваги НМ поступово стають такими, аби кожний вхідний вектор певним чином виробляв вихідний.

Навчальні алгоритми можна класифікувати як алгоритми навчання без учителя та з учителем.

У першій ситуації, при пред'явленні вхідних символів ШНМ самоорганізовується за рахунок налаштування власних ваг у відповідності до

визначеного алгоритму. Внаслідок відсутності вказівки наперед окресленого виходу, під час навчання результати є непрогнозованими з погляду визначення збудливих символів для певного набору нейронів. При цьому, НМ організовується у формі, яка відбиває істотні властивості навчальної сукупності. Наприклад, вхідні символи можуть класифікуватися у відповідності до рівня їхньої схожості так, що символи одного класу будуть активізувати той самий вихідний нейрон.

Окреслені способи навчання НМ передбачають, що відомі тільки вхідні вектори, а на їх базі мережа може вчитися більш кращим значенням вихідної функції.

У другій ситуації існує вчитель, який надає вхідні символи НМ, співставляє результати виходу з потрібними, а потім наструє ваги мережі таким, аби зменшувалося розходження та збільшувалася подібність.

Способи навчання ШНМ з учителем передбачають наявність пари «вхід-вихід», інакше кажучи є відомими значення вхідних векторів, та значення вихідних векторів, які їм відповідають.

Отже, ШНМ, яка вчиться з учителем, є надійнішою, адже при певному вхідному сигналі на виході відбувається відповідне вихідне значення.

Навчаючи НМ розпізнавати символи, часто знищуються чи трансформуються результати навчання, проведеного раніше. В разі, коли є лише фіксована сукупність навчальних векторів, - вектори здатні пред'являтися при навчанні циклічним методом. У НМ зі зворотнім розповсюдженням, навчальні вектори подаються на вхід ШНМ послідовно, доки мережа не стане «навченою» у відповідності до загальної вхідної сукупності. Однак повністю навчена НМ має запам'ятати новий вектор навчання, і він спроможний поміняти ваги аж настільки, що буде потрібно повністю перенавчати мережу.

АРТ є методом вирішення такої проблеми. Мережі та алгоритми АРТ зберігають пластичність, яка є необхідною для вивчення нових образів, у той же час, не дозволяючи змінюватися раніше запам'ятованим образам, і через те вони бувають ефективнішими під час розпізнавання символів.

Мережа АРТ являє собою векторний класифікатор. Вхідний вектор класифікується у відповідності до того, на яку із множин раніше запам'ятованих образів він є подібним.

Своє класифікаційне рішення така ШНМ демонструє у формі збудження одного з нейронів розпізнавального шару. Якщо вхідний вектор не відповідає ні одному з запам'ятованих образів, проектується нова категорія за рахунок запам'ятовування образів, подібних до нового вхідного вектору. Якщо з'ясовано, що вхідний вектор подібний до одного із раніше запам'ятованих векторів точки зору визначеного критерію схожості, запам'ятований вектор буде мінятися (навчатися) під впливом нового вхідного вектора, аби стати більш подібним до цього вхідного вектору.

Запам'ятований символ не буде мінятися, якщо поточний вхідний вектор не буде достатньо подібним до нього.

Таким чином, вирішується проблемне питання «стабільність-пластичність» функціонування НМ при виконанні алгоритмів із розпізнавання символів. Новий образ здатний проектувати додаткові класифікаційні властивості, проте новий вхідний образ не може примусити змінюватися наявну пам'ять.

Мережа АРТ навчається без учителя за рахунок зміни ваг таким чином, аби пред'явлення НМ вхідного вектора примушувало мережу активувати нейрони в шарі розпізнавання, які зв'язані з подібним запам'ятованим вектором. Крім того, навчання відбувається у формі, яка не руйнує запам'ятовані раніше образи, упереджуючи тимчасову нестабільність, що регулюється вибором властивості схожості.

Новий вхідний образ, мається на увазі той, що НМ «не бачила» раніше, не буде відповідати запам'ятованим образам з точки зору властивості ідентичності, тим самим проектуючи новий образ, який запам'ятовується.

Вхідний образ, у достатній мірі є відповідним одному із образів, що запам'ятовуються, не буде створювати новий екземпляр, а він буде тільки модифікувати той, до якого він подібний.

Отже, при певному виборі ознаки схожості упереджується запам'ятовування раніше вивчених образів і певна структура нестабільності.

Таким чином, для навчання НМ пропонується спосіб, за яким особа, яка управляє мережею, приймає безпосередню участь у процесі навчання НМ, вона сама визначає еталонні зображення загальної кількості символів, а також перекручені зображення еталонних зразків (копій). Раніше такий спосіб використовувався до ймовірнісних НМ, однак застосування цього способу для мереж багат шарових нейронів суттєво підвищить його продуктивність під час розпізнавання символів.

Незважаючи на велику кількість вже існуючих систем розпізнавання образів, всі вони входять до складу більш великих систем, а тому для вирішення більш конкретних задач, наприклад, під час відслідковування рухів об'єктів в складі системи відеонагляду, дані системи не підходять.

Постає необхідність у застосуванні сучасного підходу до проектування технологічних процесів, а це, в свою чергу, вимагає залучення новітніх способів обробки інформаційних ресурсів.

3.5. Висновки до розділу 3

Підсумовуючи третій розділ, можемо зробити такі висновки:

1. Охарактеризовано методику синтезу ШНМ для розпізнавання символів та побудовано модель ШНМ для поставленого завдання розпізнавання символів за рахунок використання багат шарового перцептронів. У результаті впровадження інтелектуального прототипу, який функціонує згідно із пропонованим алгоритмом, можуть розпізнаватися символи, які належать до різних алфавітів, цифрові символи та знаки в залежності від об'єму пам'яті ІС, яка включає в себе певні еталони із зашумленістю до 40 %.
2. Проаналізовано принцип використання алгоритму комбінації двох мереж з однаковою структурою. Об'єднуючись у мережі, ШНМ формують систему

обробки інформації, яка забезпечує ефективне пристосування моделі до постійних трансформацій з боку оточуючого середовища. Під час роботи НМ відбувається видозміна вхідного вектора сигналів у вихідний. Конкретний вид трансформації задається архітектурою НМ, властивостями нейронних компонентів, інструментами управління та синхронізації інформаційних даних між нейронами.

3. Розроблено та впроваджено програму розпізнавання номерних знаків автівок для системи відеоспостереження.

4. Запропоновано методичні рекомендації щодо використання нейронних мереж для розпізнавання символів.

ВИСНОВКИ ТА ПРОПОЗИЦІЇ

Підсумовуючи загальний зміст наукової роботи, можемо констатувати наступне:

1. Визначено, що інтелектуальні інформаційні технології наразі є одним з ключових напрямків розвитку інформатики. Дослідження за формою і методам створення ІТ для вирішення різних наукових і практичних завдань активно проводяться як в Україні, так і за кордоном. Особливо важливим в цих дослідженнях є вивчення та використання на практиці нових підходів до реалізації ІТ, оскільки в більшості випадків традиційні методи вимагають великих затрат часу і матеріальних вкладень. Останнім часом для вирішення складних завдань управління, інформаційного моніторингу, діагностики, автоматизованого проектування, розпізнавання символів, класифікації використовують технології штучних нейронних мереж.

2. Проаналізовано, що проблема розпізнавання символів користується все більшою популярністю, адже розпізнавання зображення, тексту чи мови, а також різноманітних явищ сприяє спрощенню комунікативного зв'язку людини з персональним комп'ютером (ПК), допомагає застосовувати різні системи штучного інтелекту в різних галузях народного господарства. Можливість сприймати зовнішній світ у формі символів сприяє передумовам дослідження властивостей величезної кількості об'єктів завдяки ознайомленню з кінцевою їх кількістю, а об'єктивна ознака засадничої властивості символів допомагає створювати модель їх розпізнавання. Так, наприклад, системи відеоспостереження, що використовують штучний інтелект та принцип нейромережевого розпізнавання об'єкта, наразі активно розвиваються та з успіхом починають застосовуватись на масштабному рівні. Покращується як наукова база ШІМ, так і обчислювальні потужності відповідного технічного обладнання.

3. Досліджено, що для вирішення завдань оптимізації в СРС часто застосовуються високоінтелектуальні програми на базі ШНМ. Проте такі НМ не є засобом для вирішення будь-яких завдань. Вони є непридатними для вирішення таких задач як нарахування заробітної плати, однак такі системи мають перевагу в процесі розпізнавання символів (номерних знаків автівок), з якими майже не справляються традиційні ПК.

4. Охарактеризовано, що нейронна мережа являє собою ланцюг нейронів, іншими словами ШНМ мережа складається з нейронів штучного характеру або вузлів. Отже, НМ - це або біологічна нейронна мережа, що складається з реальних біологічних нейронів, або ШНМ, яка створюється для вирішення завдань штучного інтелекту. ШНМ можуть використовуватися для прогностного моделювання, адаптивного управління і додатків, де їх можна навчати за допомогою набору даних. Самонавчання на основі досвіду може відбуватися в мережах, які можуть робити висновки зі складного і, здавалося б, незв'язаного набору інформації. На даний час НМ являють собою програми, які мають таку архітектуру, використання якої сприяє умовній імітації роботі нейронів. Математичний прототип нейрона являє собою певний універсальний нелінійний компонент із здатністю широкої трансформації та налаштування його властивостей (параметрів).

5. З'ясовано, що кластерний аналіз спрямований на виявлення природного поділу об'єктів. Тобто, він об'єднує спостереження, які є схожими на підмножини. Такі підкласи мають певну закономірність, яка має безпосереднє відношення до досліджуваного явища. Функціональна особливість виміру відстані використовується в якості аналізу, якщо схожість між об'єктами і широким спектром кластеризації алгоритму на базі різних інтерпретацій. Заходи подібності спершу обраховується між спостереженнями та між кластерами під час групування спостережень в кластери. Кілька метрик, таких як евклидово і Манхеттенська відстань, кореляція, можуть застосовуватися для обчислення схожості. Крім того, видаються можливими кілька стратегій об'єднання, що здатні призвести до різних шаблонів кластеризації.

6. Реалізовано інтелектуальний модуль, що функціонує у відповідності із запропонованим алгоритмом. Завдяки йому розпізнаються символи, які належать до будь-якого алфавіту, цифри й знаки в залежності від об'ємів пам'яті інтелектуальної системи, що містить відповідні еталони із зашумленістю до 40 %. Також розроблено програмне забезпечення для розпізнавання номерних знаків автівок в системі відеоспостереження.

Підсумовуючи вищезазначене, можна констатувати, що, у відповідності до поставленої мети, були вирішені завдання в повному обсязі.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Авалиани Г. В. Эвристические методы в распознавании образов / Г. В. Авалиани. – Тбилиси: Мецниереба, 1988. – 78 с.
2. Антонюк В. С. Методологія наукових досліджень: [Текст] : навч. посіб./ В. С. Антонюк, Л. Г. Полонський, В. І. Аверченков, Ю. А. Малахов. – К.: НТУУ «КПІ», 2015. – 286 с.
3. Боголюбов Д. П., Чанкин А. А., Стемиковская К. В. Реализация алгоритма обучения самоорганизующихся карт Кохонена на графических процессорах с // Промышленные АСУ и контроллеры. 2012. - № 10. - С. 30-35.
4. Борисов Ю. И. Нейросетевые методы обработки информации и средства их программно-аппаратной поддержки / Борисов Ю. И, Кашкаров В. М., Сорокин С. А. // Открытые системы. – 1997.– № 4. – С. 38 – 40.
5. Вентцель Е. С. Теорія ймовірностей: Підр. для вузів. - 6-е вид.стер. - М.: Вищ. шк., 1999. – С. 12-54.
6. Воеводин В. Параллельные вычисления / Воеводин В .В., Воеводин В. В . – СПб .: БХВ – Петер - бург , 2002. – 608 с.
7. Вороновський Г. К., Махотило К. В., Петрашев С. Н., Сергєєв С. А. Генетичні алгоритми, штучні нейроні мережі і проблеми віртуальної реальності. - Заповне. - Х.: ОСНОВА, 1997. - С. 99-112.
8. Галушкин А.И. Теория нейронных сетей. / А.И. Галушкин - М.: ИПРЖР, 2010. – 348 с.
9. Головач Ю. Складні мережі / Ю. Головач, О. Олемской, К. фон Фербер та ін. // Журнал фізичних досліджень. - 2006. - 10, № 4. - С. 247-289.
10. Головкин Б. А. Машинное распознавание и линейное программирование. - М.: Советское радио. 1973. - 100 с.

11. Горбань А. Н., Россиев Д. А. Нейронные сети на персональном компьютере. / А. Н. Горбань, Д. А. Россиев – Н.: Наука, 2006. – 276с.
12. Горбань А. Н. Нейронные сети на персональном компьютере / А. Н. Горбань Д. А. Россиев. – Новосибирск: Наука, 2006. – 230 с.
13. Глушков В. М., Амосов Н. М., Артеменко И. А. Энциклопедия кибернетики. Том 2. Киев, - 1974 г. – С. 33-54.
14. Гуревич И. Б. Тезаурус и Онтология Предметной Области «Анализ Изображений» / И. Б. Гуревич, Ю. О. Трусова // II Всероссийская конференция «Знания – Онтологии – Теории». (ЗОНТ-09). 20–22 октября 2009 г. 2009. – С. 2-12.
15. Дейч А. М. Методи ідентифікації динамічних об'єктів. – М: Енергія, 1979 – 240 с.
16. Дремин И. М., Иванов О. В., Нечитайло В. А. Вейвлеты и их использование //Успехи физических наук. - 2001. - Т. 171. - № . 5. - С. 465-501.
17. Комашинский В. И. Смирнов Д. А. Внедрение в нейро-информационные технологии. / В. И. Комашинский, Д. А. Смирнов - СПб, 1999. – С. 33-48.
18. Круглов В. В., Борисов В. В. Искусственные нейронные сети. Теория и практика. - 1-е. - М.: Горячая линия - Телекому, 2001. - С. 382.
19. Лисе А.А., Степанов М. В. Нейронные сети и нейрокомпьютеры. / А. А. Лисе, М.В. Степанов // Учеб.пособие. ГЭТУ. - СПб, - 2009. - 64 с.
20. Месюра В. І., Ваховська Л. М. Основи проектування систем штучного інтелекту: Навчальний посібник. - Вінниця: ВДТУ, 2000. - 96 с.
21. Моделі нейронних мереж. – Режим доступу: <https://studme.com.ua/1246122010028/neural/models.htm> .
22. Моделі нейронних мереж. – Режим доступу: <http://techn.sstu.ru/kafedri/подразделения/1/MetMat/Terin/neiro/neiro.htm> .
23. Нейромережеве відображення дійсності. – Режим доступу: http://studies.in.ua/mpd_seminar/1313-neyrmerezh.html .
24. Поліщук Д. О. Комплексне детерміноване оцінювання складних ієрархічно-мережевих систем: І. Опис методики / Д. О. Поліщук, О. Д. Поліщук, М.

С. Яджак // Системні дослідження та інформаційні технології. - 2015. - № 1.- С. 21–31.

25. Потапов А. С. Распознавание образов и машинное восприятие: Общий подход на основе принципа минимальной длины описания. – СПб.: Политехника, 2007. – 548 с.

26. Поспелов Г. С Искусственный интеллект - основа новой информационной технологии - М.: Высшая школа, 1988 – 280 с.

27. Роберт Каллан. Основні концепції нейронних мереж = TheEssenceofNeuralNetworksFirstEdition. - 1-е. - «Вильямс», 2001. - С. 268-288.

28. Рутковская Д. Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы / Д. Рутковская, М. Пилиньский, Л. Рутковский. - М. Горячая линия-Телеком 2004. – 112 с.

29. Саймон Хайкин. Нейронні мережі: повний курс = NeuralNetworks: AComprehensiveFoundation. - 2-е. - М.: «Вильямс», 2006. - С. 1099-1104.

30. Советов Б.Я. Информационные технологии / Б. Я. Советов, В. В. Цехановский - М.: Высшая школа, 2005 - 263 с.

31. Тархов Д. А. Нейронные сети. Модели и алгоритмы. – М.: Радиотехника, 2010. – 82 с.

32. Терехов В. А., Єфімов Д. В., Тюкин И. Ю. Нейромережні системи керування. - 1-е. - Высшая школа, 2002. - С. 156-184.

33. Ту Дж., Гонсалес Р. Принципы распознавания образов. – М.: Мир, 1978 – 412с.

34. Уосермен Ф. Нейрокомп'ютерна техніка: Теорія і практика. Переклад українською І. Ю. Юрчак, 2001 р. – С. 3-15.

35. Фомин Я. А. Распознавание образов: теория и применения / Я. А. Фомин. – М.: ФАЗИС, 2012. – 429 с.

36. Царегородцев В. Г. Перспективы распараллеливания программ нейросетевого анализа и обработки данных / В. Г. Царегородцев // Материалы с

Всерос. конф. «Математика, информатика, управление – 2008». – Иркутск, с. 2014. – С. 110-117.

37. Шапиро Л., Стокман Д. Компьютерное зрение //М.: Бином. Лаборатория знаний. - 2006. - Т. 752. – С. 66-69.

38. Ясницкий Л. Н. Введение в искусственный интеллект. - 1-е. -Издательский центр «Академия», 2005. -С. 145-176.

39. Asanovic, Krste et al. (Jan 18, 2016). The Landscape of Parallel Computing Research: A View from Berkeley University of California, Berkeley. Technical Report No. UCB/EECS-2016-183.

40. Barbara Chapman, Gabriele Jost, Ruud van der Pas. Using OpenMP: portable shared memory parallel programming (Scientific and Engineering Computation). Cambridge, Massachusetts: The MIT Press., 2008. - 353 pp.

41. Hong S.G., Kim S.W. and Lee J.J., 2015. The Minimum Cost Path Finding Algorithm Using a Hopfield Type Neural Network, Proceedings IEEE International Conference on Fuzzy Systems 4, 719–726.

42. Salamon J. A Dataset and Taxonomy for Urban Sound Research / J. Salamon, C. Jacoby, J. Bello. // 22nd ACM International Conference on Multimedia, Orlando USA. – 2014.

43. Krizhevsky A. Imagenet classification with deep convolutional neural networks / A. Krizhevsky, I. Sutskever, G. Hinton. // Advances in Neural Information Processing Systems. – 2012. – №1. – С. 1097–1105.

ДОДАТКИ

Додаток А

Структурний алгоритм розпізнавання номерних знаків автівок

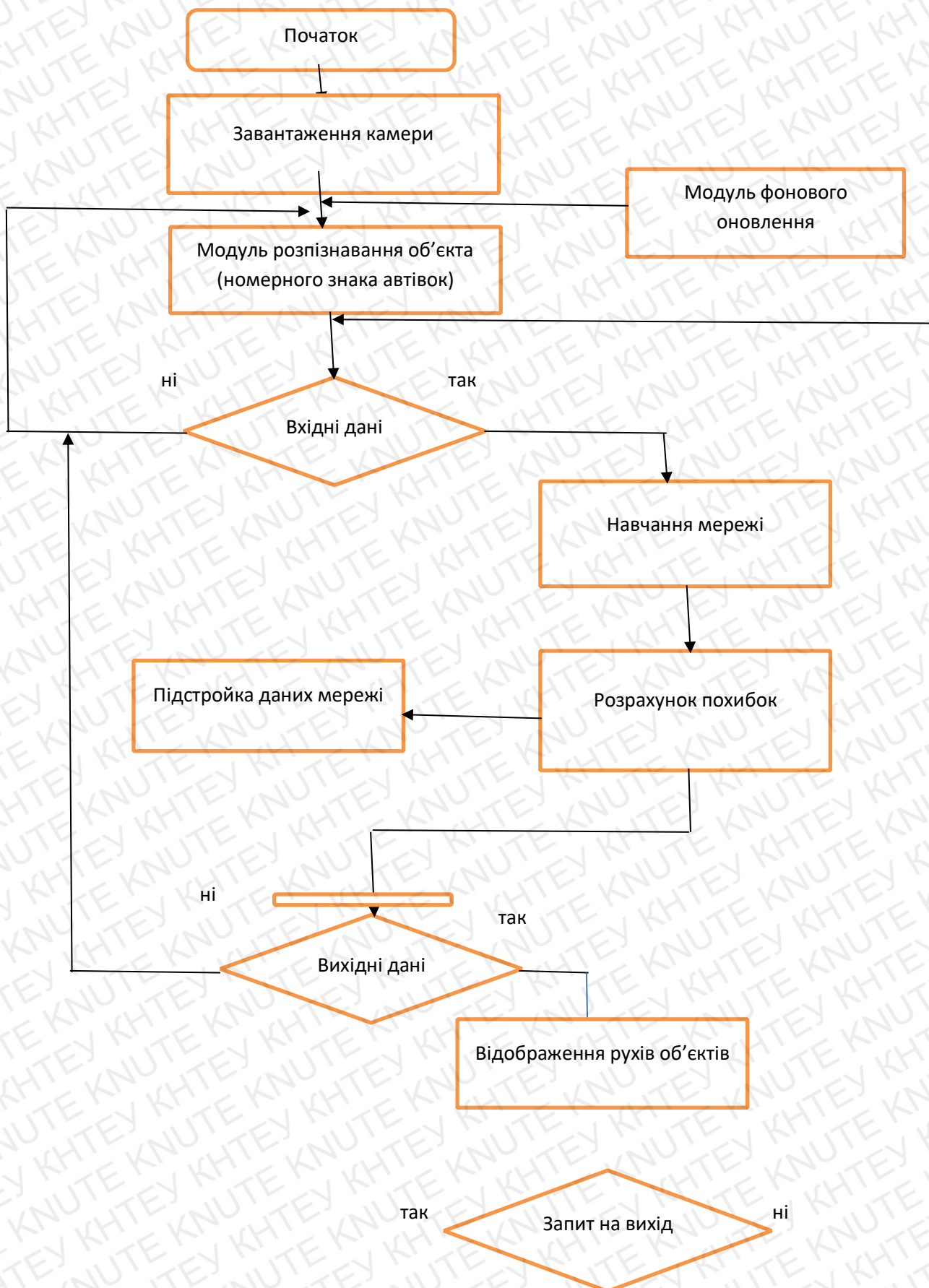


Схема алгоритму НМ для розпізнавання символів

