

Міністерство освіти і науки України
НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ «КИЄВО-МОГИЛЯНСЬКА АКАДЕМІЯ»
Кафедра інформатики факультету інформатики

Магістерська робота

на тему: **“ЗАСТОСУВАННЯ МЕТОДІВ МАШИННОГО НАВЧАННЯ ДО
РОЗПІЗНАВАННЯ ІДЕНТИФІКУЮЧИХ ГРАФІЧНИХ ЕЛЕМЕНТІВ В
ОФІЦІЙНИХ ДОКУМЕНТАХ”**

Виконала: студентка 2-го року навчання
спеціальності

122 Комп’ютерні науки

Жиркова Анастасія Павлівна

Керівник Ігнатенко О. П.,

доктор фізико-математичних наук, доцент

Магістерська робота захищена

з оцінкою _____

Секретар ЕК _____

“ ____ ” _____ 2021 р.

Київ 2021

Національний університет “Києво-Могилянська академія”

Кафедра інформатики факультету інформатики
Освітній ступень магістра
Спеціальність 122 Комп’ютерні науки
Освітньо-наукова програма Комп’ютерні науки

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедри інформатики

Гороховський С. С.

“ ____ ” _____ 2021 року

ЗАВДАННЯ

ДЛЯ МАГІСТЕРСЬКОЇ РОБОТИ СТУДЕНТЦІ

Жирковій Анастасії Павлівні

1. Тема роботи: Застосування методів машинного навчання до розпізнавання ідентифікуючих графічних елементів в офіційних документах

керівник роботи Ігнатенко Олексій Петрович, доктор фізико-математичних наук, доцент

затверджені наказом вищого навчального закладу від

“ ____ ” _____ 2021 року № ____

2. Строк подання студентом роботи 4 червня 2021 року

3. План роботи

Вступ

1. Аналіз предметної області

2. Розпізнавання графічних ідентифікуючих елементів в офіційних документах за допомогою послідовної нейронної мережі

3. Використання багатозадачної нейронної мережі для розпізнавання графічних ідентифікуючих елементів

Висновки

Список джерел

Додатки

ГРАФІК ПІДГОТОВКИ МАГІСТЕРСЬКОЇ РОБОТИ ДО ЗАХИСТУ

№	ПЕРЕЛІК РОБІТ	Термін виконання	Дата ознайомлення наукового керівника	Підпис наукового керівника
1.	Вибір теми. Схвалення теми кафедрою. Закріплення наукового керівника.	жовтень		
2.	Складання календарного графіка роботи.	кінець жовтня		
3.	Вивчення літератури за темою роботи.	листопад-грудень		
4.	Складання плану магістерської роботи та узгодження з науковим керівником.	грудень		
5.	Робота над практичною частиною.	грудень-лютий		
6.	Проміжний контроль.	березень		
7.	Написання основної частини, ознайомлення наукового керівника з її першим варіантом.	березень-квітень		
8.	Завершення написання роботи, оформлення її згідно з вимогами й подання на відгук науковому керівнику.	початок травня		
9.	Підготовка до захисту роботи на засіданні кафедри.	початок травня		
10.	Попередній захист роботи на засіданні кафедри.	середина травня		
11.	Подання роботи на кафедру з усіма супроводжувальними документами.	початок червня		
12.	Публічний захист роботи перед екзаменаційною комісією.	середина червня		

Графік узгоджено “_____” _____ 2021 року

Науковий керівник Ігнатенко О. П.

Виконавець магістерської роботи Жиркова А. П.

ЗМІСТ	Стор.
Анотація	5
<i>ВСТУП</i>	6
РОЗДІЛ 1: АНАЛІЗ ПРЕДМЕТНОЇ ОБЛАСТІ	9
1.1 Аналіз існуючих методів.	9
1.2 Особливості роботи з зображеннями документів.	13
РОЗДІЛ 2: РОЗПІЗНАВАННЯ ГРАФІЧНИХ ІДЕНТИФІКУЮЧИХ ЕЛЕМЕНТІВ В ОФІЦІЙНИХ ДОКУМЕНТАХ ЗА ДОПОМОГОЮ ПОСЛІДОВНОЇ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ	17
2.1 Розпізнавання печаток в офіційних документах.	18
2.2 Розпізнавання підписів в офіційних документах.	26
2.3 Розпізнавання печаток та підписів в офіційних документах.	33
РОЗДІЛ 3: ВИКОРИСТАННЯ БАГАТОЗАДАЧНОЇ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ ДЛЯ РОЗПІЗНАВАННЯ ГРАФІЧНИХ ІДЕНТИФІКУЮЧИХ ЕЛЕМЕНТІВ	53
3.1 Принцип роботи багатозадачних нейронних мереж.	53
3.2 Побудова моделі багатозадачної нейронної мережі для розпізнавання ідентифікуючих графічних елементів.	57
3.3 Результат роботи моделей багатозадачної нейронної мережі.	62
Висновки	81
Список використаних джерел	85

Анотація

Тема магістерської роботи: Застосування методів машинного навчання до розпізнавання ідентифікуючих графічних елементів в офіційних документах.

Студентка Жиркова Анастасія Павлівна

Рік навчання, спеціальність, факультет: 2-й рік навчання (магістерська програма), комп'ютерні науки, факультет інформатики.

Науковий керівник Ігнатенко О. П., доктор фізико-математичних наук

Мета роботи полягає в аналізі існуючих методів розпізнавання ідентифікуючих графічних елементів в офіційних документах та порівнянні результатів з отриманими в результаті побудови послідовних моделей згорткової нейронної мережі та багатозадачних нейронних мереж.

Ключові слова: машинне навчання, послідовні нейронні мережі, багатозадачні нейронні мережі, згорткові нейронні мережі, розпізнавання печаток, розпізнавання підписів.

Вступ

Перевірка документів на дотримання певних правил може займати багато часу. Розпізнавання ж графічних елементів потребує обробки зображень офіційних документів, що за певних обставин може ускладнити процес перевірки.

Використання машинного навчання, а зокрема нейронних мереж, дозволяє опрацьовувати різні типи даних, в тому числі, зображення. При знанні певних особливостей роботи з ними побудова та застосування нейронних мереж для обробки зображень стає відносно простою задачею.

Розпізнавання графічних ідентифікуючих елементів можна звести до задачі класифікації сторінок офіційних документів в залежності від наявності або відсутності певного типу ідентифікуючих елементів на ньому. Застосування багатозадачної нейронної мережі може зменшити час навчання та збільшити точність роботи моделі.

Актуальність теми. Розпізнавання графічних ідентифікуючих елементів, таких як підписи та печатки, в офіційних документах допомагає оптимізувати роботу з перевірки офіційних документів, що є дуже важливим у бюрократичному апараті як України, так і решти світу. Оскільки в нашій країні ще не має подібної автоматизованої системи, робота над автоматизацією розпізнавання підписів і печаток за допомогою нейронних мереж залишається актуальною проблемою.

Мета і завдання дослідження. Метою магістерської роботи є покращення результатів попередньої роботи з класифікації документів за наявністю печаток, а також розробка моделі нейронної мережі для класифікації документів за наявністю підписів.

Для досягнення поставленої мети необхідно вирішити наступні *завдання*:

- Проаналізувати існуючі методи розпізнавання підписів і печаток;
- Дослідити особливості застосування нейронних мереж до класифікації зображень;
- Провести збір нових даних для навчання моделей та розмітити їх у відповідності до поставленої задачі;
- Проаналізувати отриману вибірку та обробити зображення з неї;
- Застосувати отриману в результаті минулої роботи модель послідовної нейронної мережі для нових даних та порівняти з результатами, отриманими минулого року, а також модифікувати створену модель для покращення результатів;
- Побудувати модель послідовної нейронної мережі для класифікації документів за наявністю підписів;
- Побудувати багатозадачну модель нейронної мережі для розпізнавання підписів і печаток.

Об'єктом дослідження є послідовна та багатозадачна моделі нейронних мереж для класифікації зображень.

Предметом дослідження є пошук оптимального методу для автоматизованої класифікації документів за наявністю графічних ідентифікуючих елементів, а саме підписів і печаток.

Методи дослідження. В рамках магістерської роботи використовуються методи добування та обробки даних, а також методи побудови послідовних та багатозадачних моделей згорткових нейронних мереж.

Наукова новизна отриманих результатів. В результаті виконання магістерської роботи було *вперше побудовано*:

- Послідовну модель нейронної мережі для класифікації документів за наявністю підписів;
- Багатозадачну модель нейронної мережі для розпізнавання графічних ідентифікуючих елементів в офіційних документах;

удосконалено:

- Добування та обробку даних;
- Послідовну модель нейронної мережі для класифікації документів за наявність печаток;

набули подальшого розвитку:

- Послідовні та багатозадачні моделі згорткових нейронних мереж для розпізнавання ідентифікуючих графічних елементів в офіційних документах.

Практичне значення отриманих результатів. Можливість автоматизації перевірки наявності в офіційних документах підписів та печаток, що допоможе зберегти час при перевірці та навіть покращити точність обробки даних, оскільки нейронні мережі спроможні краще справлятися з поставленими задачами, аніж люди.

РОЗДІЛ 1: АНАЛІЗ ПРЕДМЕТНОЇ ОБЛАСТІ

1.1 Аналіз існуючих методів.

Оскільки методи для розпізнавання печаток, такі як двоетапний підхід до вилучення візуальних об'єктів з паперових документів [1] та використання перетворень Хафа для класифікації геометричних форм, притаманних печаткам [2], були вказані у попередній роботі, в поточній магістерській роботі розглядаються переважно методи для розпізнавання підписів.

Серед ще не зазначених методів розпізнавання печаток у документах (для страхових компаній) розглянемо метод, побудований на сегментації зображень за кластеризацією по кольорах та подальшій класифікації можливих рішень за геометричними та кольоровими ознаками [3]. Як зазначають автори, даний метод дозволяє відрізнити печатки від інших кольорових об'єктів у документах, таких як логотипи або тексти.

Складається він з наступних кроків. Спочатку береться хроматична частина зображення, яка відділяється від приблизно ахроматичних тексту на фоні документу. Після цього на ньому проводиться кластеризація кольорів для отримання декількох зображень кластеру, кожне з яких містить тільки елементи одного кольору. З кластерних зображень прибирають шум, після чого вони розбиваються на сегменти за допомогою алгоритму “XY-cut” для вилучення можливих рішень. Після цього так звані можливі рішення класифікуються за ознаками: “печатка” та “не-печатка”.

Оцінка роботи описаного вище методу відбувається на наборі даних, що складається з 400 зображень документів. В результаті оцінки досягнута точність 84%.

Для розпізнавання підписів у відсканованих документах застосовується класифікація сегментованих областей зображень з використанням набору репрезентативних характеристик [4]. Формування сегментованих областей зображень відбувається за допомогою двофазного підходу розмітки пов'язаних компонент.

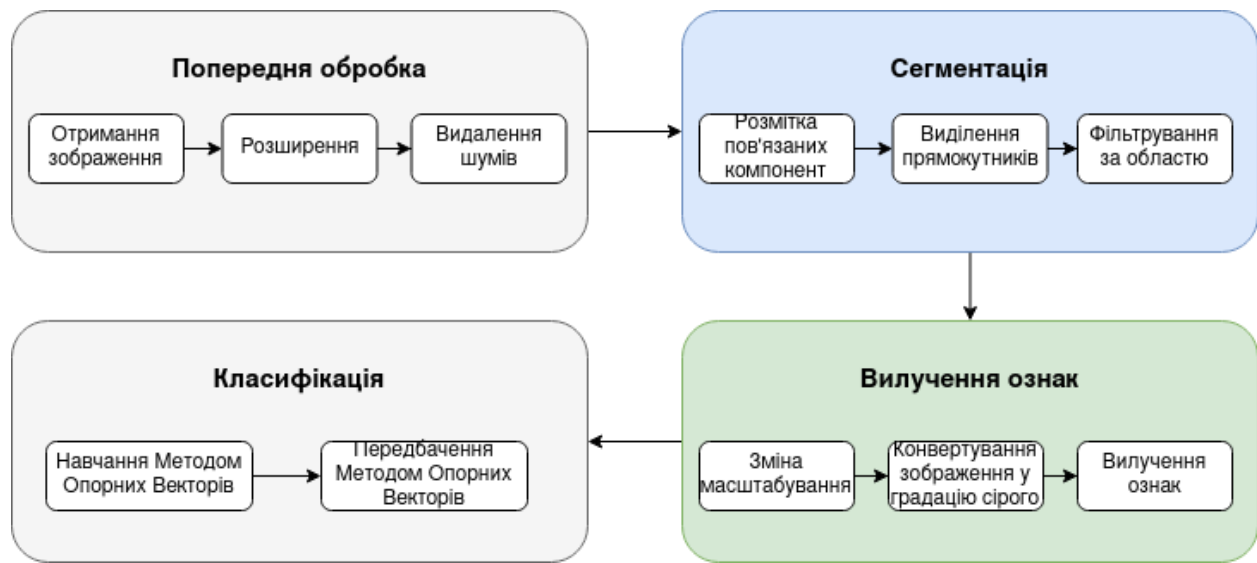


Рисунок 1.1 — Загальна схема методу

Процес попередньої обробки зображень необхідний для отримання кращого представлення вхідного зображення. Щоб покращити вхідне зображення, розглядається оператор розширення, який дозволяє зробити лінії більш видимими, а також видалення шумів за допомогою медіанного фільтрування, яке дозволяє згладити зображення.

Сегментація допомагає отримати як можна більше зображень, які справді містять підписи. Для цього виконуються три процеси, а саме присвоєння мітки кожному пікселю, запис еквівалентних міток та заміна кожної з них на репрезентативну. Після розмітки пов'язаних компонент, відповідні області зображень поміщаються у прямокутники для знаходження областей з підписом.

Кожна з отриманих на минулому кроці областей має бути перетворена на вектор характеристик, щоб застосувати алгоритм машинного навчання для їхньої класифікації. Кожний вектор представляє собою сукупність ознак щодо вмісту поточного сегменту, за яким стає зрозумілим, містить він підпис чи ні. Перед вилученням ознак проводиться зміна масштабування сегментів на сегменти розміру 126x126 пікселів та перетворення кольорової схеми кожної з областей у градацію сірого. Застосування декількох схем для вилучення ознак із сегментів допомагає зрозуміти, яка з них працює краще. У роботі розглядають ознаки, засновані на градієнті, гістограму орієнтованих градієнтів, масштабовану інваріантну функцію перетворень, локальні потрійні патерни та глобальні характеристики.

Класифікація сегментів відбувається з використанням бінарного класифікатору Методу Опорних Векторів. Перевірка роботи класифікатору проходить на двох наборах даних, один з яких складається з 755 сегментів, а інший — з 9943 сторінок документів.

При різних налаштуваннях на першому наборі даних точність роботи класифікатору сильно коливається: від 49,3% до 95%. На другому наборі даних максимальне значення точності роботи алгоритму становить 66,6% і показує реальну ефективність роботи даного методу на справжніх даних.

Наступний підхід до розпізнавання підписів у відсканованих документах шукає лінії, на яких вони розташовані [5]. Складається метод з трьох модулів, а саме попередньої обробки, розпізнавання кандидатів (ліній, на яких знаходяться підписи) та класифікації.

Процес попередньої обробки зображень складається тільки з одного кроку. На ньому зображенню ставляться у відповідність певні значення, які відповідають кордонам. Як зазначають автори методу, при значенні границі у 0.65 можна

отримати найбільш задовільні результати, тобто в цих межах зосереджено більше підписів, ніж у інших.

Для розпізнавання кандидатів використовуються перетворення Хафа.

Для розпізнавання ліній, на яких розташовані підписи, застосовується пошук ключових слів, таких як “Signature” чи “Sign”, оскільки вони ідентифікують область інтересів.

В результаті застосування описаного методу на зображеннях відсканованих документів, було отримано точність 95,23%.

Також існує багато робіт, зосереджених на розпізнаванні підроблених підписів, в яких серед інших задач, можна виділити задачу розпізнавання підписів в цілому.

Наприклад, в роботі [6] для ідентифікації підписів з офіційних документів застосовується два кроки, а саме відокремлення підпису (в тому числі, видалення тексту, що не є частиною підпису) та репрезентативне навчання. Після першого кроку система отримує відображення підписів, після чого вимірюється схожість двох підписів між собою і приймається рішення, належить отриманий з документу підпис особі чи ні. Для відокремлення підпису автори методу застосовують глибоку мережу видалення артефактів сканування, серед яких можна виділити наступні шуми: водяні знаки, фоновий шум, розмиття. Також вважаються шумом тексти, машинописні або написані від руки, та печатки.

Метою наступної роботи є відокремлення підписів від машинописних документів [7]. Запропонований алгоритм спочатку локалізує області з підписами в документах за допомогою вилучення функцій на рівні слів, після чого розділяє ті частини зображення, що відносяться до машинописного тексту, від власне підписів.

Більшість робіт по розпізнаванню підписів зосереджена саме на виявлені тих, що не є підробленими, або осіб, яким вони належать. Робіт, що фокусуються на класифікації документів за наявністю підписів на ньому, знайти майже не вдалося.

1.2 Особливості роботи з зображеннями документів.

Для класифікації документів за підписами та печатками було сформовано вибірку, що складається з зображень сторінок офіційних документів, які, як і в минулій роботі, були взяті з сайту Prozorro. Даний сайт допомагає проводити відкриті державні закупівлі і зберігає усі документи у відкритому доступі.

Оскільки отримані документи належать різним форматам, усі ті, що були представлені у форматах, що відрізняються від зображень, були конвертовані у них.

У поточній роботі використовуються згорткові нейронні мережі, які потребують однакового розширення для усіх вхідних зображень. Для цього кожне з зображень необхідно перетворити на матрицю пікселів, розмір якої є стандартним для усіх з набору. Оскільки частина документів була з різною орієнтацією сторінок, усі ті зображення, що були горизонтальними, були перевернуті так, щоб відповідати стандартному представленню.

Дана робота зосереджена на роботі з документами, для яких характерна наявність текстів невеликого розміру, а оскільки час роботи згорткових нейронних мереж прямо залежить від розміру вхідних даних (матриць пікселів), то принципово важливим моментом є розмір вхідних матриць. Зменшення розміру зображення сильно впливає на втрату його деталізації, що може погано позначитися на результатах роботи нейронної мережі. В рамках цієї магістерської роботи розглядається залежність розміру зображення від точності роботи моделі класифікації графічних ідентифікуючих елементів в офіційних документах.

Оскільки зображення можуть мати різні відношення сторін, існує декілька технік по приведенню їх до уніфікованого розміру. Для того, щоб маленькі зображення зробити більшими, використовується інтерполяція. Щоб зробити усі зображення однакового розміру (з однаковим відношенням сторін), використовується заповнення порожніх областей нулем. Нуль відповідає чорному кольору, тобто до зображень додаються чорні області, які ніяк не змінюють семантику зображень. Ще один метод уніфікувати розмір зображень - масштабувати його, тобто змінити розмір вхідного зображення на задане значення. В даному випадку, якщо задане відношення сторін не співпадає з відношенням сторін зображення, зображення буде викривлено.

Отримана шляхом застосування методів веб-скрапінгу вибірка офіційних документів містить печатки різноманітних кольорів та форм.



Рисунок 1.2 - Приклади печаток різних кольорів, вилучених з документів з сайту prozorro

Після аналізу вхідного набору зображень можна зробити висновок, що для більшості з них вірне наступне твердження: якщо зображення містить печатку, то воно містить і підпис. Протилежне твердження виконується з меншою ймовірністю. Переважна більшість зображень з тих, де є хоча б один з графічних ідентифікуючих елементів, містять і підпис, і печатку.

Тільки печатки	Тільки підписи	Печатки без підписів	Підписи без печаток	Печатки і підписи
5734	6109	100	475	5634

Таблиця 1.1 - Статистика кількості зображень, які містять

Загальний обсяг вибірки - 11742 зображення. Коефіцієнт відношення зображень, що містять печатку до тих, що не містять, складає 0.49, а для підписів цей показник становить 0.52. Для кожного з графічних ідентифікуючих елементів вибірка складається приблизно з половини зображень, на яких елемент присутній, і половини - на яких відсутній.

Печатки		Підписи	
0	1	0	1
6008	5734	5633	6109

Таблиця 1.2 - Кількість зображень, що містять (1) та не містять (0) певний графічний елемент

При добуванні документів із сайту і подальшій їхній обробці та розмітці виявилось, що деякі документи зберігаються по декілька разів, тобто відбувається дублювання даних. Можливою причиною такого розвитку подій може бути збереження документів у декількох різних форматах, що при конвертуванні усіх них у зображення викликає дублювання деяких з них. Для кращої роботи нейронних мереж усі дублікати було видалено, і вибірка з 13047 зображень зменшилася до 11742.

РОЗДІЛ 2: РОЗПІЗНАВАННЯ ГРАФІЧНИХ ІДЕНТИФІКУЮЧИХ ЕЛЕМЕНТІВ В ОФІЦІЙНИХ ДОКУМЕНТАХ ЗА ДОПОМОГОЮ ПОСЛІДОВНОЇ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ

Загальна схема розпізнавання графічних ідентифікуючих елементів в офіційних документах виглядає наступним чином:

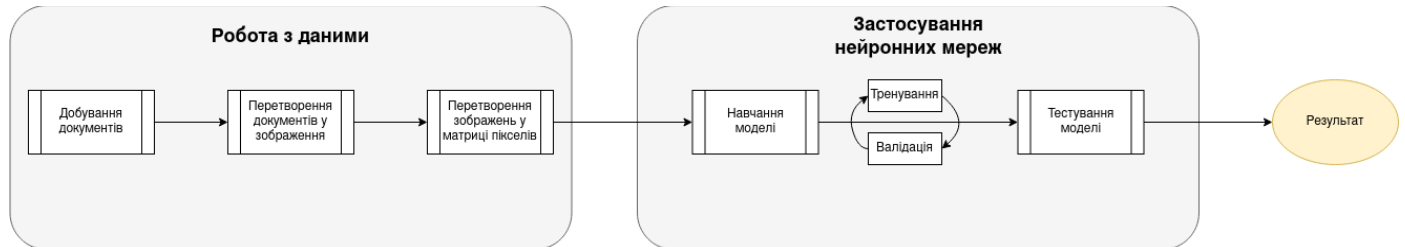


Рисунок 2.1 - Загальна схема розпізнавання печаток і підписів

Першим етапом розпізнавання графічних елементів в офіційних документах є робота з даними, яка включає в себе послідовне виконання наступних кроків: добування документів, перетворення документів на зображення та перетворення зображень у матриці пікселів. Другий етап полягає у застосуванні нейронних мереж до матриць пікселів зображення, при чому кожен піксель представлений трьома значеннями у відповідності до кольорової моделі RGB, для якої вказуються значення інтенсивності для кожного з вказаних кольорів: червоного, зеленого та синього.

Під час другого етапу першим кроком відбувається навчання моделі нейронної мережі, на вхід якій подаються матриці пікселів зображень з тренувального набору даних. Тренувальний набір попередньо розбивається на дві вибірки - для навчання та для валідації моделі. Під час навчання нейронної мережі в циклі відбувається тренування та валідація моделі, значення кількості таких циклів задається і може змінюватися під час налаштування моделі. Останній крок другого етапу полягає в тестуванні

моделі, в результаті чого отримується значення точності роботи нейронної мережі на тестовому наборі даних.

Кожне зображення з зібраної вибірки було розмічено, і може набувати значення 1 або 0, в залежності від наявності або відсутності конкретного графічного ідентифікуючого елементу на ньому.

2.1 Розпізнавання печаток в офіційних документах

Результатом виконання минулої роботи стало досягнення точності у 88.03% при класифікації документів за наявністю або відсутністю печатки. При цьому розмір тренувальної вибірки складав 3216 зображень, а для перевірки роботи моделі використовувалася вибірка розміром 804 зображення. Тестування роботи моделі виконувалося на наборі з 234 зображень. При цьому навчання моделі займало всього близько 5 хвилин [8].

Для порівняння залежності роботи моделі нейронної мережі від кількості даних для навчання, було взято створену під час виконання минулої роботи модель та навчено її на новому наборі даних. Тестування проходило на тому самому наборі даних, що і в минулій роботі, для репрезентативності результатів.

	<i>Було</i>	<i>Стало</i>
Розмір вибірки для тренування	3216	9393
Розмір вибірки для валідації	804	2349
Розмір вибірки для тестування	234	234
Час навчання моделі	4.81 хв	9.41 хв
Точність роботи моделі	88.03%	94.44%

Таблиця 2.1 - Залежність точності роботи моделі нейронної мережі від кількості даних

З таблиці можна зробити висновок, що розмір навчальної вибірки сильно впливає на точність роботи моделі.

Отже, початкова модель має наступну архітектуру: три згорткових шари, які опрацьовують вхідне зображення, та три шари для його класифікації. На вхід подається матриця пікселей зображення з шириною у 28 пікселів та довжиною 32 пікселі. При зміні розміру вхідної матриці та використанні тої самої моделі нейронної мережі точність її роботи погіршується, навіть якщо на вхід приймається зображення з кращим значенням якості. При цьому час навчання нейронної мережі значно зростає. Наприклад, при роботі з зображеннями розміру 90 пікселів у ширину та 120 пікселів у довжину нейронна мережа навчається більше 5 годин, при тому, що навчання тієї самої моделі для зображення 28x32 пікселі займає близько 10 хвилин.

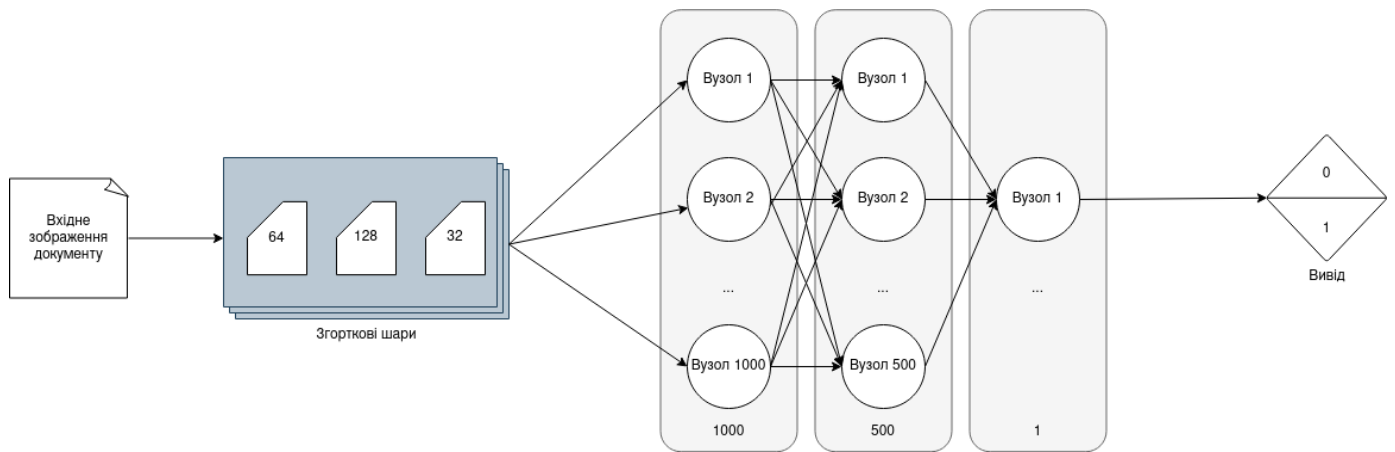


Рисунок 2.2 - Архітектура початкової моделі нейронної мережі [8]

Додавання шарів у модель нейронної мережі також збільшує час її навчання. Додавання одного згорткового шару до моделі при умові незмінності інших параметрів архітектури збільшує роботу навчання у два рази. При цьому доданий згортковий шар збільшує розмірність матриці пікселів, з якою працює нейронна мережа.

В результаті протестовано три варіанти оновленої архітектури для початкової моделі нейронної мережі:

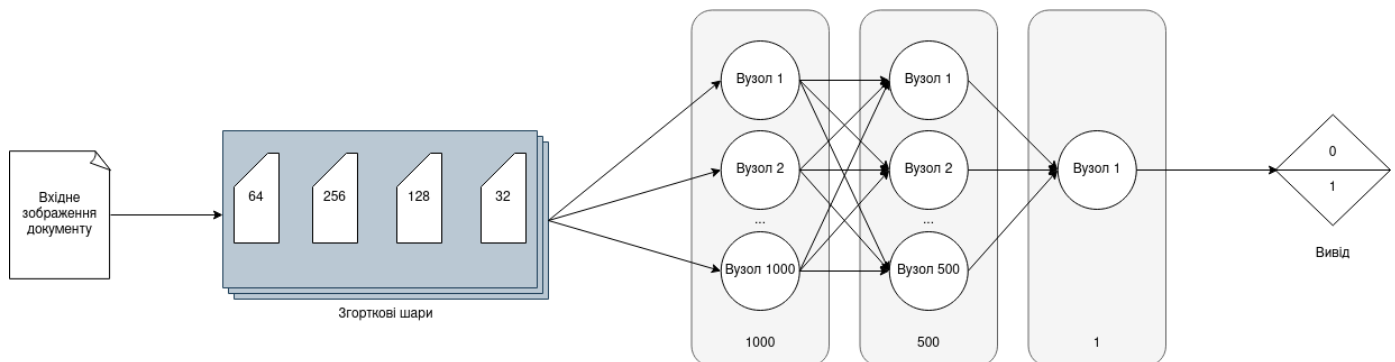


Рисунок 2.3 - Архітектура нейронної мережі з додатковим згортковим шаром

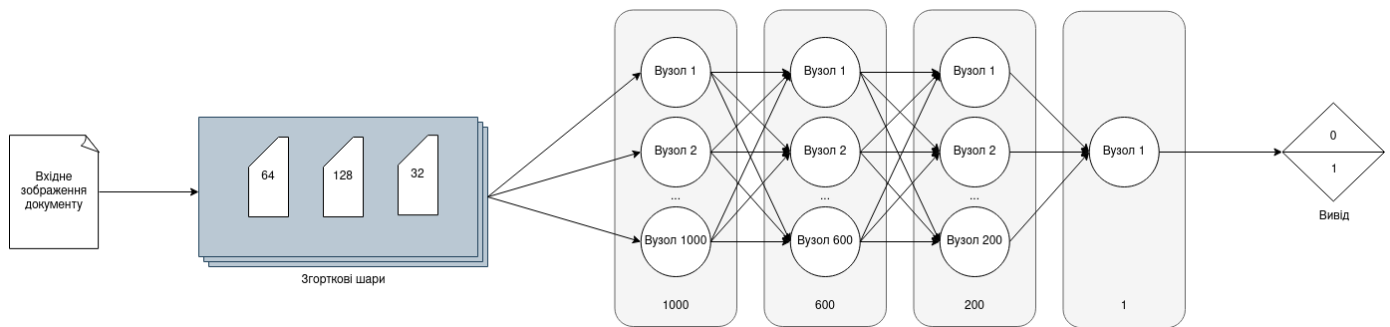


Рисунок 2.4 - Архітектура нейронної мережі з додатковим шаром для класифікації

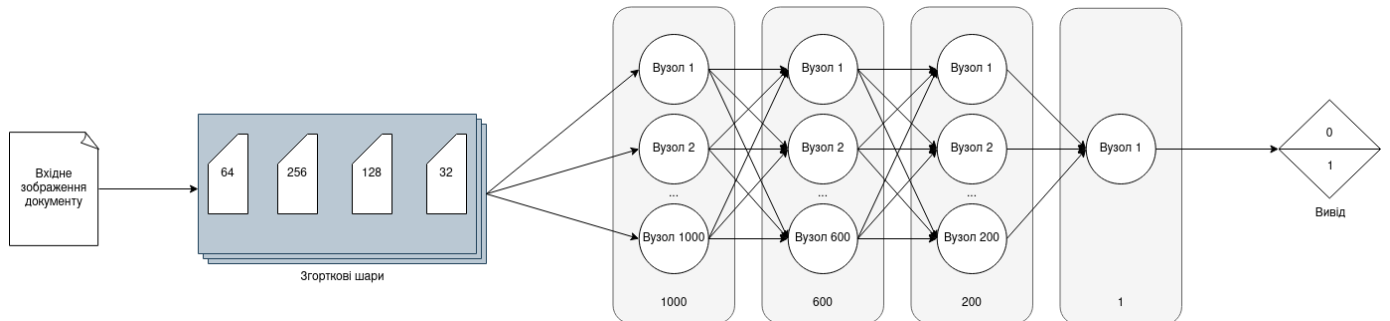


Рисунок 2.5 - Архітектура нейронної мережі з двома додатковими шарами (згортковим і для класифікації)

	Точність			Час тренування моделі
	Тренування	Валідації	Тестування	
Початкова модель	91.75%	89.14%	94.44%	0:09:41
Додатковий згортковий шар	89.9%	76.75%	81.62%	0:20:40
Додатковий шар для класифікації	94.63%	90.12%	81.62%	0:25:37
Додаткові два шари	90.76%	81.86%	85.47%	0:20:23

Таблиця 2.2 - Вплив модифікації початкової моделі на точність її роботи

Навчання початкової моделі відбувається протягом 20 циклів. При збільшенні цього параметру у 2 рази час навчання зростає також у два рази, при цьому точність роботи моделі під час навчання збільшується з 91.75% до 98.24%, точність валідації роботи моделі під час навчання також збільшується, з 89.14% до 90.08%. Точність тестування ж, навпаки, зменшується з 94.44% до 91.88%, що може свідчити про перенавчання моделі.

При зменшенні кількості циклів, протягом яких навчається модель, у два рази відбувається наступне: час навчання зменшується приблизно у два рази, точність навчання зменшується з 91.75% до 90.13%, точність валідації моделі під час навчання - збільшується з 89.14% до 89.61%, а точність тестування моделі змінюється до значення у 94.01%.

Якщо для вказаного параметру встановити значення 15, то точність роботи нейронної мережі змінюється з 91.75% до 92.66%, точність валідації нейронної мережі під час навчання змінюється з 89.14% до 91.32%, а тестування зазначеної нейронної мережі з вказаним параметром навчання змінюється з 94.44% до 94.87%.

Параметри зображення		Параметри моделі		Точність роботи моделі			Час тренування
Ширина	Довжина	Кількість циклів	Розмір вибірки для валідації	Тренування	Валідації	Тестування	
28	32	10	0.2	90.13%	89.61%	94.01%	0:05:32
28	32	15	0.2	92.66%	91.32%	94.87%	0:08:27
28	32	20	0.2	91.75%	89.14%	94.44%	0:09:41
28	32	40	0.2	98.24%	90.08%	91.88%	0:20:34

Таблиця 2.3 - Вплив кількості циклів навчання на точність роботи нейронної мережі

В початковій конфігурації навчальна вибірка розбивалася на тренувальну та валідаційну у відношенні 80% і 20% від загального значення. При збільшенні розміру валідаційної вибірки з 20 до 30 відсотків і встановленні значення, що відповідає за кількість циклів навчання, рівним 15, значення точності передбачень при тестуванні залишається незмінним і дорівнює 94.87%. Значення втрат збільшується з 16.48% до 17.67%.

При зменшенні розміру валідаційної вибірки до 10%, модель нейронної мережі показує наступні результати: точність при тренуванні моделі збільшується і набуває значення 93.08%, при валідації - 91.74%, а при тестуванні нейронної мережі точність її роботи зменшується до 91.88%.

Параметри зображення		Параметри моделі		Точність роботи моделі			Час тренування
Ширина	Довжина	Кількість циклів	Розмір вибірки для валідації	Тренування	Валідації	Тестування	

			і				
28	32	15	0.1	93.08%	91.74%	91.88%	0:08:20
28	32	15	0.2	92.66%	91.32%	94.87%	0:08:27
28	32	15	0.3	92.61%	91.03%	94.87%	0:06:54

Таблиця 2.4 - Вплив розміру вибірки для навчання на точність роботи нейронної мережі

Оскільки документи зазвичай представлені у форматах A4, які мають пропорцію приблизно 3:2 (тобто, береться три міри довжини і дві міри ширини), то має сенс спробувати на вхід нейронній мережі дати зображення з розмірами матриць згаданої пропорції. При розмірі зображень зі значеннями 28 пікселів ширини та 42 пікселі довжини та тій самій архітектурі нейронної мережі значення точності роботи моделі та її валідації під час навчання покращуються (набувають значень 95.16% та 90.42% відповідно), а значення точності тестування зменшується майже на 2% і стає рівним 92.31%.

При зміні розміру матриць зображень до 28 пікселів у ширину і довжину час навчання моделі зменшується на одну хвилину, точність роботи моделі при навчанні збільшується до 95.04% і при валідації під час навчання - до 90.34%. При цьому точність тестування залишається незмінною, а саме 94.4%, а втрати при тестуванні збільшуються з 17.73% до 19.52%, що означає певні погіршення роботи моделі.

Якщо на попередньому кроці, а саме обробці зображень, змінити пропорції вхідних зображень шляхом додавання чорних областей (наповнення матриці пікселів нулями), то точність передбачень моделі нейронної мережі з тією самою архітектурою значно погіршується і стає

рівною близько 60% при тестуванні, до того ж залишається незмінним впродовж навчання значення точності валідації моделі, яке дорівнює 51.6%.

<i>Параметри зображення</i>			<i>Точність роботи моделі</i>			Час тренування
Ширина	Довжина	Заповнення нулями	Тренування	Валідації	Тестування	
28	32	Ні	91.75%	89.14%	94.44%	0:09:41
28	32	Так	51.46%	51.60%	59.82%	0:09:32
28	42	Ні	95.16%	90.42%	92.30%	0:18:44
28	28	Ні	95.04%	90.34%	94.44%	0:08:41

Таблиця 2.5 - Вплив розміру та пропорцій вхідних зображень на точність роботи нейронної мережі

При збільшенні розміру вхідних зображень необхідно змінювати і архітектуру послідовної нейронної мережі, зокрема кількість згорткових шарів. Якщо додати один згортковий шар до моделі, яка приймає на вхід зображення розміром 64x64 пікселі, то точність роботи нейронної мережі змінюється наступним чином: точність тренування збільшується до 96.32%, валідації - до 93.19%, а тестування - зменшується до 91.02%. При цьому втрати при тренуванні зменшуються до 10.33%, при валідації - до 21.04%. Час роботи вказаної моделі нейронної мережі дорівнює майже 2 години 30 хвилин.

Отже, найкращий результат тестування нейронної мережі на вхідному наборі зображень було отримано при запуску початкової моделі і зменшенні кількості циклів навчання до 15. В результаті вказаної конфігурації було отримано точність у 94.87% на тестовому наборі даних.

2.2 Розпізнавання підписів в офіційних документах

Для розпізнавання підписів в офіційних документах було використано набір зображень з попереднього пункту, але розмічений у відповідності з вимогами поточного.

Розбиття зображень на тренувальну та тестову вибірки також співпадає з попереднім пунктом.

Початкова конфігурація моделі взята, як і в минулому кроці, з попередньої роботи. При тестуванні моделі після етапу навчання було отримано точність у 91.45%. При зменшенні значення кількості циклів до 15 точність тестування складає 93.58%, і під час тестування з вказаним параметром у розмірі 12 точність залишається незмінною. Після зменшення даного значення до 10 циклів точність тестування трохи зменшується і стає рівною 92.73%.

Кількість циклів	Точність роботи моделі			Час тренування
	Тренування	Валідації	Тестування	
10	87.87%	87.31%	92.73%	0:05:00
12	90.34%	88.89%	93.58%	0:06:01
15	91.75%	89.27%	93.58%	0:08:53
20	96.37%	89.48%	91.45%	0:11:43

Таблиця 2.6 - Вплив кількості циклів навчання на точність роботи нейронної мережі

Під час роботи з зображеннями розміром 28 і 32 пікселів у ширину і довжину відповідно та зміні архітектури нейронної мережі було отримано наступні результати.

Зміна розміру ядра з трьох до двох у згорткових шарах нейронної мережі призвела до змін у точності роботи наступним чином: точність тренування стала 92.97%, валідації - 89.27%, а тестування - 93.16%.

Причому, при збільшенні кількості циклів тренування з 15 до 20 було отримано точність тестування рівною 93.68%, валідації - 88.12%, а тестування - 90.17%.

Заміна розміру ядр другого та третього шарів початкової моделі нейронної мережі показало, що точність тренування зменшилася до 84.69%, валідації - до 82.93%, а тестування - до 89.74%.

Номер шару	Конфігурація		
	Кількість вузлів	Розмір ядра	Функція активації
1	64	3	relu
2	128	2	relu
3	32	2	relu

Таблиця 2.7 - Конфігурація згорткових шарів нейронної мережі

Якщо ядро у першому шарі буде дорівнювати двом, а у другому - трьом, третій шар залишає попереднє значення, а саме два, нейронна мережа на виході показує наступні точності: тренування - 88.2%, валідація - 83.87%, тестування - 87.17%.

Встановлення значення розміру ядра у першому шарі на 3, у другому - на 4 допомогло збільшити точності у порівнянні з попередньою нейронною мережею: для тренування вона стала 88.63%, валідації - 87.61%, тестування - 95.58%.

Налаштування кількості вузлів у згорткових шарах нейронної мережі дало вказані нижче результати.

Заміна вказаного параметру у другому шарі нейронної мережі, яке стало дорівнювати 96, і різні налаштування розміру ядер згорткових шарів показали наступні результати. При встановленні значень розміру ядер на 2 точність тренування моделі дорівнює 92.07%, валідації - 88.8%, а тестування - 93.16%. Якщо перший та другий згорткові шари встановлюють розмір ядра у значення 3, а третій дорівнює 2, то точність тренування стає 89.45%, валідації - 86.21%, а тестування - 88.88%. Якщо розмір ядра першого згорткового шару нейронної мережі дорівнює 3, другого - 4, а третього - 2, то на виході отримуються наступні точності: тренування - 90.90%, валідації - 87.4%, а тестування - 90.59%.

Якщо значення розміру ядер залишається рівним 2 у всіх згорткових шарах, а кількість вузлів у першому стає рівною 96, у другому - 64, то нейронна мережа працює з подальшим виводом наступних результатів: точність тренування збільшується до 95.84%, валідації - до 89.36%, тестування - 93.58%.

При зміні попередньої моделі шляхом встановлення значення розміру ядра першого шару на 3 точності, що характеризують роботу нейронної мережі, погіршуються: для тренування - до 86.95%, валідації - 80.08%, тестування - 81.19%.

Спроба збільшити кількість вузлів у першому шарі нейронної мережі до 128 призвела до наступних результатів: точність тренування моделі стала рівною 81.16%, валідації - 80.67%, тестування - 82.9%.

Зміна розміру ядра на 2 першого згорткового шару для попередньої моделі дала точність тестування 95.25%, валідації - 88.34%, тестування - 91.88%.

Зменшення циклів навчання ще покращило попередні результати тестування, хоча результати навчання стали гіршими: для 10 циклів точність навчання нейронної мережі стала 87.83%, для 12 – 92.85%, а валідації - 88.34% та 88.93% відповідно. Тестування було виконано з точністю 92.3% в обох випадках.

Зменшення кількості вузлів у другому шарі нейронної мережі зі значеннями 96, 64 (стало 48) та 32 призвело до отримання наступних точностей: тренування- 95.91%, валідація - 89.06%, тестування - 92.73%.

Зменшення кількості вузлів ще і в третьому шарі погіршило попередній результат: точність тренування стала рівною 93.96%, валідації - 89.14%, а тестування - 92.73%.

Встановлення значень кількості вузлів згорткових шарів на 96, 64 та 48 покращило точність роботи: для тренування - до 96.65%, валідації - 88.51%, тестування - до 90.59%.

Зменшення кількості згорткових шарів призвело до отримання гірших результатів.

Перший шар		Другий шар		Третій шар		Точність (у %)		
К-сть вузлів	Розмір ядра	К-сть вузлів	Розмір ядра	К-сть вузлів	Розмір ядра	Тренування	Валідація	Тестування
64	3	128	3	32	3	91.75	89.27	93.58
64	2	128	2	32	2	92.97	89.27	93.16
64	3	128	2	32	2	84.69	82.93	89.74
64	2	128	3	32	2	88.2	83.87	87.17
64	3	128	4	32	2	88.63	87.61	95.58
64	2	96	2	32	2	92.07	88.8	93.16
64	3	96	3	32	2	89.45	86.21	88.88

64	3	96	4	32	2	90.90	87.4	90.59
96	2	64	2	32	2	95.84	89.36	93.58
96	3	64	2	32	2	86.95	80.08	81.19
128	3	64	2	32	2	81.16	80.67	82.9
128	2	64	2	32	2	95.25	88.34	91.88
96	2	48	2	32	2	95.91	89.06	92.73
96	2	48	2	24	2	93.96	89.14	90.59
96	2	64	2	48	2	96.65	88.51	92.3

Таблиця 2.8 - Залежність точності роботи нейронної мережі від налаштувань згорткових шарів

При збільшенні розміру вхідних зображень до 64 пікселів у довжину та 64 пікселів у ширину і незмінності архітектури моделі нейронної мережі точність навчання становить 92.97%, валідації - 87.7%, а тестування - 82.47%.

Оскільки початкова модель нейронної мережі в усіх згорткових шарах містить значення, рівне трьом, в якості розміру ядра, то зміна його на два в усіх шарах дає наступний результат: точність тренування стає 97.93%, валідації - 91.7%, тестування - 93.16%.

Вказана модель показує тенденцію до перенавчання, але при спробі зменшити кількість циклів навчання до 10 результати роботи нейронної мережі погіршуються: точність навчання - 83.62%, валідації - 86.42%, тестування - 82.05%. Якщо кількість циклів навчання стає рівною 12, то результати роботи моделі, навпаки, покращуються під час тестування і стають наступними: точність тренування - 89.44%, валідації - 90.08%, тестування - 94.01%.

Якщо дещо змінити архітектуру нейронної мережі, а саме розмір ядра у другому шарі, зі 128 вузлами, та у третьому, де вузлів 32, і визначити їх рівними чотирьом та двом відповідно, то точність навчання стає рівною 98.28%, валідації - 89.91%, а тестування - 94.01%.

Номер шару	Конфігурація		
	Кількість вузлів	Розмір ядра	Функція активації
1	64	3	relu
2	128	4	relu
3	32	2	relu

Таблиця 2.9 - Конфігурація згорткових шарів нейронної мережі

Зменшення кількості вузлів другого згорткового шару нейронної мережі до 96 та встановлення розміру ядер усіх згорткових шарів у значення 2, показало наступний результат: точність навчання моделі стала 95.04%, валідації - 90.34%, тестування - 89.74%. При цьому вказана модель показала тенденцію до перенавчання, а тому при зменшенні кількості циклів навчання покращилися значення точностей: для тренування - до 96.3%, валідації - до 92.25%, тестування - до 95.29%.

При додаванні ще одного шару до моделі точність її роботи зменшується до 92.59%, валідації - до 89.78%, а тестування - до 86.32%.

Номер шару	Конфігурація		
	Кількість вузлів	Розмір ядра	Функція активації
1	64	3	relu
2	128	4	relu
3	96	3	relu
4	32	2	relu

Таблиця 2.10 - Конфігурація згорткових шарів нейронної мережі

Результати роботи нейронної мережі в залежності від налаштувань згорткових шарів для зображень розміру 64 пікселі у ширину і 64 пікселі у довжину приведені нижче.

К-сть циклі в навчання	Перший шар		Другий шар		Третій шар		Точність (у %)		
	К-сть вузлів	Розмір ядра	К-сть вузлів	Розмір ядра	К-сть вузлів	Розмір ядра	Тренування	Валідація	Тестування
15	64	3	128	3	32	3	92.97	87.7	82.47
15	64	2	128	2	32	2	97.93	91.7	93.16
12	64	2	128	2	32	2	89.44	90.08	94.01
15	64	3	128	4	32	2	98.28	89.91	94.01
15	64	2	96	2	32	2	95.04	90.34	89.74
12	64	2	96	2	32	2	96.3	92.25	95.29

Таблиця 2.11 - Залежність точності роботи нейронної мережі з трьома згортковими шарами від налаштувань згорткових шарів

Точність тестування нейронних мереж з ідентичною конфігурацією та різними розмірами вхідних зображень відрізняються незначно, а час навчання збільшується у декілька разів зі збільшенням розміру зображення.

2.3 Розпізнавання печаток та підписів в офіційних документах

Для розпізнавання печаток та підписів в офіційних документах в поточній роботі використовувалися розмічені дані для кожного графічного елементу окремо. Оскільки в даному підрозділі робота фокусується на розпізнаванні обох графічних елементів для кожного зображення, то доцільніше використати вже розмічені дані і обробити їх згідно з умовою даного підрозділу. Для цього необхідно порівняти класи, визначені для кожного зображення, за наявністю і підписів, і печаток. Задача була виконана шляхом надання кожному зображенню класу 1 у випадку, якщо відповідний клас був вказаний в обох наборах даних, і класу 0 - у всіх інших випадках (за наявністю хоча б одного 0 в розглянутих наборах даних).

```
data['Stamps_and_signs'] = data.apply(lambda row: 1 if row.Only_stamps == 1 and  
row.Only_signs == 1 else 0, axis = 1)
```

Рисунок 2.6 - Реалізація автоматичної розмітки для тренувального набору даних

Аналогічний підхід був застосований і для тестувального набору даних.

```
valid['target'] = valid_1.apply(lambda row: 1 if row.Only_stamps == 1 and  
row.Only_signs == 1 else 0, axis = 1)
```

Рисунок 2.7 - Реалізація автоматичної розмітки для тестувального набору даних

Серед зображень, де присутній хоча б один графічний елемент, більша частина таких зображень містять і підпис, і печатку одночасно. Тому підбір

найкращої конфігурації нейронної мережі було розпочато з початкової моделі, запропонованої у минулій роботі.

Результатом навчання початкової моделі стали точності: навчання - 93.97%, валідації - 90.97%, і тестування - 93.58%. Оскільки параметри розвитку навчання показали ймовірність перенавчання, кількість циклів навчання було зменшено до 12 і 10. В першому випадку точність навчання зменшилася до 90.21%, валідації - до 90.34%, а тестування - до 92.30%. В другому випадку було отримано точність навчання з показником 91.06%, валідації - 91.32%, а тестування - 94.44%.

К-сть циклів навчання	Точність (у %)		
	Тренування	Валідація	Тестування
15	93.97	90.97	93.58
12	90.21	90.34	92.30
10	91.06	91.32	94.44

Таблиця 2.12 - Залежність точності роботи від кількості циклів навчання нейронної мережі

При заміні параметру розміру ядра згорткових шарів з 3 на 2 точність роботи нейронної мережі покращується: точність навчання стає 95.65%, валідації - 91.27%, тестування - 94.01%. Зменшення кількості циклів навчання призвело до покращення точностей валідації та тестування: для 12 циклів - 91.32% і 94.44% відповідно, для 10 – 90.21% і 95.29%. Точність навчання стала 93.12% в першому випадку і 89.63% - у другому.

К-сть циклів навчання	Точність (у %)		
	Тренування	Валідація	Тестування
15	95.65	91.27	94.01

12	93.12	91.32	94.44
10	89.63	90.21	95.29

Таблиця 2.13 - Залежність точності роботи від кількості циклів навчання нейронної мережі

Заміна розмірів ядра у першому згортковому шарі - на 3, у другому - на 4, і у третьому - на 2, призвело до наступних результатів: точність навчання - 93.40%, валідації - 89.40%, тестування - 91.45%. Якщо кількість циклів навчання стає рівною 12, то точності будуть наступними: 91.56%, 89.78% і 92.30% відповідно. Якщо кількість циклів рівною 10, то точності наступні:

К-сть циклів навчання	Точність (у %)		
	Тренування	Валідація	Тестування
15	93.40	89.40	91.45
12	91.56	89.78	92.30
10	89.79	90.42	93.58

Таблиця 2.14 - Залежність точності роботи від кількості циклів навчання нейронної мережі

Залежність точності роботи вказаної нейронної мережі від різних налаштувань розміру ядр згорткових шарів показано у наступній таблиці.

К-сть циклів навчання	Перший шар		Другий шар		Третій шар		Точність (у %)		
	К-сть вузлів	Розмір ядра	К-сть вузлів	Розмір ядра	К-сть вузлів	Розмір ядра	Тренування	Валідація	Тестування
15	64	3	128	3	32	3	93.97	90.97	93.58
12	64	3	128	3	32	3	90.21	90.34	92.30

10	64	3	128	3	32	3	91.06	91.32	94.44
15	64	2	128	2	32	2	95.65	91.27	94.01
12	64	2	128	2	32	2	93.12	91.32	94.44
10	64	2	128	2	32	2	89.63	90.21	95.29
15	64	3	128	4	32	2	93.40	89.40	91.45
12	64	3	128	4	32	2	91.56	89.78	92.30
10	64	3	128	4	32	2	89.79	90.42	93.58

Таблиця 2.15 - Залежність точності роботи нейронної мережі з трьома згортковими шарами від налаштувань розміру ядр

Якщо в початковій моделі нейронної мережі замінити кількість вузлів у другому шарі зі 128 на 96, то результати роботи зміняться наступним чином: точність тренування - 94.03%, валідації - 90.25%, тестування - 93.16%. Зменшення тренування до 12 циклів змінює результати роботи так: точність тренування - 92.46%, валідації - 89.95%, тестування - 92.30%. Під час аналізу прогресу навчання нейронної мережі видно, що перенавчання починається з 8 циклу приблизно. Тому дана модель була запущена ще раз, навчання якої відбувалося протягом 8 циклів. Отримані результати наступні: точність тренування - 91.10%, валідації - 91.32%, тестування - 95.29%.

К-сть циклів навчання	Точність (у %)		
	Тренування	Валідація	Тестування
15	94.03	90.25	93.16
12	92.46	89.95	92.30
8	91.10	91.32	95.29

Таблиця 2.16 - Залежність точності роботи від кількості циклів навчання нейронної мережі

Розгляд попередньої нейронної мережі зі зміненим параметром розміру ядра (з 3 на 2) у кожному згортковому шарі показав такі результати: точність навчання - 95.07%, валідації - 90.80%, тестування - 93.58%. Зміна кількості циклів на 12 призвела до наступних результатів: точність тренування - 95.43%, валідації - 91.87%, тестування - 93.16%. Якщо циклів 10, то точність тренування - 92.01%, валідації - 91.57%, тестування - 94.44%. Якщо циклів 8, то результати трохи погіршуються: точність тренування - 91.98%, валідації - 91.95%, тестування - 94.01%.

К-сть циклів навчання	Точність (у %)		
	Тренування	Валідація	Тестування
15	95.07	90.80	93.58
12	95.43	91.87	93.16
10	92.01	91.57	94.44
8	91.98	91.95	94.01

Таблиця 2.17 - Залежність точності роботи від кількості циклів навчання нейронної мережі

Якщо змінити розмір ядра минулої моделі нейронної мережі в першому згортковому шарі на 3, другому - на 4, і третьому - на 2, то точності роботи нейронної мережі стають наступними: тренування - 94.12%, валідація - 90.21%, тестування - 94.01%. Зменшення кількості циклів до 12 змінює результати наступним чином: точність тренування дорівнює 90.04%, валідації - 87.27%, тестування - 89.31%. Зменшення кількості циклів до 10 показує такі результати: точність тренування стає 89.03%, валідації - 88.17%, тестування - 89.74%. Якщо кількість циклів встановити на значення 8, то такі результати: точність тренування - 89.24%, валідації - 88.80%, тестування - 92.30%.

К-сть циклів навчання	Точність (у %)		
	Тренування	Валідація	Тестування
15	94.12	90.21	94.01
12	90.04	87.27	89.31
10	89.03	88.17	89.74
8	89.24	88.80	92.30

Таблиця 2.18 - Залежність точності роботи від кількості циклів навчання нейронної мережі

Різна конфігурації розміру ядр згорткових шарів нейронної мережі впливає на ефективність її роботи, що показано у таблиці нижче.

К-сть циклів навчання	Перший шар		Другий шар		Третій шар		Точність (у %)		
	К-сть вузлів	Розмір ядра	К-сть вузлів	Розмір ядра	К-сть вузлів	Розмір ядра	Тренування	Валідація	Тестування
15	64	3	96	3	32	3	94.03	90.25	93.16
12	64	3	96	3	32	3	92.46	89.95	92.30
8	64	3	96	3	32	3	91.10	91.32	95.29
15	64	2	96	2	32	2	95.07	90.80	93.58
12	64	2	96	2	32	2	95.43	91.87	93.16
10	64	2	96	2	32	2	92.01	91.57	94.44
8	64	2	96	2	32	2	91.98	91.95	94.01
15	64	3	96	4	32	2	94.12	90.21	94.01
12	64	3	96	4	32	2	90.04	87.27	89.31
10	64	3	96	4	32	2	89.03	88.17	89.74
8	64	3	96	4	32	2	89.24	88.80	92.30

Таблиця 2.19 - Залежність точності роботи нейронної мережі з трьома згортковими шарами від налаштувань розміру ядр

Зміна архітектури нейронної мережі, а саме зміна розміру ядр у всіх згорткових шарах на значення 2 та кількості вузлів у першому шарі на 96, у другому - на 64 та у третьому - на 32, показала наступні результати: точність навчання стала 97.06%, валідації - 90.68%, тестування - 94.01%. Зміна кількості циклів навчання на 12 дала такі результати: точність тренування дорівнює 95.78%, валідації - 89.78%, тестування - 93.58%. Якщо циклів 10, то точності роботи такі: тренування - 93.42%, валідації - 90.72%, тестування - 93.58%. Коли циклів стає 8, то: точність тренування стає 92.46%, валідації - 90.42%, тестування - 93.16%.

К-сть циклів навчання	Точність (у %)		
	Тренування	Валідація	Тестування
15	97.06	90.68	94.01
12	95.78	89.78	93.58
10	93.42	90.72	93.58
8	92.46	90.42	93.16

Таблиця 2.20 - Залежність точності роботи від кількості циклів навчання нейронної мережі

Заміна розміру ядр попередньої моделі нейронної мережі на три дало точність тренування - 95.71%, валідації - 91.15%, тестування - 91.45%. Зменшення тривалості навчання до 12 циклів змінило ситуацію наступним чином: точність тренування стала 90.94%, валідації - 90.55%, тестування - 91.45%. Якщо зменшити кількість циклів навчання ще до 8, то точність тренування стала 85.69%, валідації - 89.40%, тестування - 93.58%.

К-сть циклів навчання	Точність (у %)		
	Тренування	Валідація	Тестування
15	95.71	91.15	91.45
12	90.94	90.55	91.45
8	85.69	89.40	93.58

Таблиця 2.21 - Залежність точності роботи від кількості циклів навчання нейронної мережі

Якщо підсумувати написане вище, то виходить наступна таблиця.

К-сть циклів навчання	Перший шар		Другий шар		Третій шар		Точність (у %)		
	К-сть вузлів	Розмір ядра	К-сть вузлів	Розмір ядра	К-сть вузлів	Розмір ядра	Тренування	Валідація	Тестування
15	96	2	64	2	32	2	97.06	90.68	94.01
12	96	2	64	2	32	2	95.78	89.78	93.58
10	96	2	64	2	32	2	93.42	90.72	93.58
8	96	2	64	2	32	2	92.46	90.42	93.16
15	96	3	64	3	32	3	95.71	91.15	91.45
12	96	3	64	3	32	3	90.94	90.55	91.45
8	96	3	64	3	32	3	85.69	89.40	93.58

Таблиця 2.22 - Залежність точності роботи нейронної мережі з трьома згортковими шарами від налаштувань розміру ядр

Якщо на вхід приймати зображення розміром 64 пікселів у довжину та 64 - у ширину, то результати розпізнавання підписів та печаток в офіційних документах нейронною мережею будуть наступними.

При запуску нейронної мережі з початковою архітектурою на зображеннях розміром 64 пікселі у довжину і ширину було отримано наступні результати: точність навчання становила 93.59%, точність валідації - 92.89%, точність тестування - 93.58%. Зменшення кількості циклів до 12 і 10 показало наступні точності: навчання - 97.54% і 97.31%, валідації - 92.72% і 93.36%, тестування - 92.73% і 95.29% відповідно.

К-сть циклів навчання	Точність (у %)		
	Тренування	Валідація	Тестування
15	93.59	92.89	93.58
12	97.54	92.72	92.73
10	97.31	93.36	95.29

Таблиця 2.23 - Залежність точності роботи від кількості циклів навчання нейронної мережі

Зменшення розміру згорткового ядра до 2 в попередній моделі дало змогу отримати такі точності роботи нейронної мережі: навчання - 94.27%, валідації - 94.21%, тестування - 93.58%. Оскільки прогрес точностей валідації в ході навчання показав можливість перенавчання моделі, було зменшено кількість циклів для перевірки даної гіпотези. Якщо кількість циклів навчання рівна 12, то точність навчання становить 95.16%, валідації - 94.55%, а тестування - 94.01%. Якщо кількість циклів навчання зменшити до 10, то точність навчання стає 94.57%, валідації - 94.42%, тестування - 95.72%. При зменшенні кількості циклів до 8 результати стають наступними: точність навчання дорівнює 97.28%, валідації - 93.83%, тестування - 95.29%.

К-сть циклів навчання	Точність (у %)		
	Тренування	Валідація	Тестування
15	94.27	94.21	93.58

12	95.16	94.55	94.01
10	94.57	94.42	95.72
8	97.28	93.83	95.29

Таблиця 2.24 - Залежність точності роботи від кількості циклів навчання нейронної мережі

Зміна розміру ядр в згорткових шарах (перший згортковий шар з ядром розміру 3 пікселіу довжину і ширину, другий - 4 пікселі, і третій - 2 пікселі) призводить до наступної ефективності роботи нейронної мережі: точність тренування становить 94.85%, валідації - 90.08%, тестування - 87.17%. Зменшення кількості циклів до числа 12 змінює ефективність наступним чином: точність тренування дорівнює 95.98%, валідації - 91.53%, тестування - 94.44%. При ще більшому скороченні кількості циклів (до 10) ефективність роботи моделі падає: точність тренування стає 86.40%, валідації - 86.21%, тестування - 84.61%.

К-сть циклів навчання	Точність (у %)		
	Тренування	Валідація	Тестування
15	94.85	90.08	87.17
12	95.98	91.53	94.44
10	86.40	86.21	84.61

Таблиця 2.25 - Залежність точності роботи від кількості циклів навчання нейронної мережі

Різниця у результатах роботи нейронної мережі в залежності від кількості циклів навчання та розміру ядр згорткових шарів показана нижче.

К-сть циклів навчан	Перший шар		Другий шар		Третій шар		Точність (у %)		
	К-	Розмі	К-	Розмі	К-	Розмі	Тренуван	Валідац	Тестуван

ня	сть вузлі в	р ядра	сть вузлі в	р ядра	сть вузлі в	р ядра	ня	ія	ня
15	64	3	128	3	32	3	93.59	92.89	93.58
12	64	3	128	3	32	3	97.54	92.72	92.73
10	64	3	128	3	32	3	97.31	93.36	95.29
15	64	2	128	2	32	2	94.27	94.21	93.58
12	64	2	128	2	32	2	95.16	94.55	94.01
10	64	2	128	2	32	2	94.57	94.42	95.72
8	64	2	128	2	32	2	97.28	93.83	95.29
15	64	3	128	4	32	2	94.85	90.08	87.17
12	64	3	128	4	32	2	95.98	91.53	94.44
10	64	3	128	4	32	2	86.40	86.21	84.61

Таблиця 2.26 - Залежність точності роботи нейронної мережі з трьома згортковими шарами від налаштувань розміру ядр

Заміна числа вузлів у другому згортковому шарі на 96 показує наступні результати.

Якщо розмір ядер у всіх згорткових шарах дорівнює 3, то за умови встановлення значення кількості циклів навчання на 15 точність навчання дорівнює 98.38%, валідації - 94.47%, тестування - 96.15%. Для виключення ймовірності перенавчання моделі кількість циклів було зменшено до 12 і 10, в результаті чого було отримано погіршення точностей роботи моделі, зокрема тестування. Точність навчання становить 98.72% і 97.03%, точність валідації - 92.51% і 93.06%, точність тестування - 93.16% і 92.73% відповідно.

К-сть циклів навчання	Точність (у %)		
	Тренування	Валідація	Тестування

15	98.38	94.47	96.15
12	98.72	92.51	93.16
10	97.03	93.06	92.73

Таблиця 2.27 - Залежність точності роботи від кількості циклів навчання нейронної мережі

При встановленні значення розміру ядра на 2 у всіх згорткових шарах нейронна мережа працює з такими точностями: навчання - 96.07%, валідації - 93.23%, тестування - 93.58%. Зменшення кількості циклів навчання до 12 призводить до збільшення точностей: точність навчання стала 98.66%, валідації - 94.21%, тестування - 96.15%. Якщо встановити вказане значення на 10, то точність навчання зменшується до 97.69%, валідації - до 93.44%, тестування - до 94.01%.

К-сть циклів навчання	Точність (у %)		
	Тренування	Валідація	Тестування
15	96.07	93.23	93.58
12	98.66	94.21	96.15
10	97.69	93.44	94.01

Таблиця 2.28 - Залежність точності роботи від кількості циклів навчання нейронної мережі

Зміна розміру ядра у першому згортковому шарі на 3, у другому - на 4, третій - не змінюється у порівнянні з минулою моделлю, значно погіршує результати роботи нейронної мережі. Точність навчання стає рівною 51.98%, валідації - 52.41%, тестування - 59.82%.

Якщо в попередній моделі нейронної мережі замінити розмір другого ядра на 3, а все інше лишити без змін, то показники роботи моделі

покращуються: точність навчання дорівнює 94.79%, валідації - 92.17%, тестування - 89.31%. Зменшення кількості циклів навчання покращує точність тестування моделі, яка стає 94.01%, точність навчання набуває значення 93.83%, а валідації - 91.19%.

Нейронна мережа з різними розмірами ядр для кожного зі згорткових шарів, де вказаний параметр у першому шарі дорівнює 4, у другому - 3, у третьому - 2, після процесу навчання показала наступні результати: точність навчання стала 96.10%, точність валідації - 93.27%, точність тестування - 93.58%. Зменшення циклів навчання показує такі результати: точність навчання стає 95.86% для 12 циклів і 96.17% - для 8 циклів, точність валідації - 93.95% і 93.36%, точність тестування - 94.44% і 95.29% відповідно.

К-сть циклів навчання	Точність (у %)		
	Тренування	Валідація	Тестування
15	96.10	93.27	93.58
12	95.86	93.95	94.44
10	96.17	93.36	95.29
8	92.30	92.85	94.87

Таблиця 2.29 - Залежність точності роботи від кількості циклів навчання нейронної мережі

Усі дані про навчання розглянутої нейронної мережі збережені у наступній таблиці.

К-сть циклів навчання	Перший шар		Другий шар		Третій шар		Точність (у %)		
	К-сть вузлі	Розмір	К-сть вузлі	Розмір	К-сть вузлі	Розмір	Тренування	Валідація	Тестування

	в	ядра	в	ядра	в	ядра			
15	64	3	96	3	32	3	98.38	94.47	96.15
12	64	3	96	3	32	3	98.72	92.51	93.16
10	64	3	96	3	32	3	97.03	93.06	92.73
15	64	2	96	2	32	2	96.07	93.23	93.58
12	64	2	96	2	32	2	98.66	94.21	96.15
10	64	2	96	2	32	2	97.69	93.44	94.01
15	64	3	96	4	32	2	51.98	52.41	59.82
15	64	3	96	3	32	2	94.79	92.17	89.31
10	64	3	96	3	32	2	93.83	91.19	94.01
15	64	4	96	3	32	2	96.10	93.27	93.58
12	64	4	96	3	32	2	95.86	93.95	94.44
10	64	4	96	3	32	2	96.17	93.36	95.29
8	64	4	96	3	32	2	92.30	92.85	94.87

Таблиця 2.30 - Залежність точності роботи нейронної мережі з трьома згортковими шарами від налаштувань розміру ядр

Якщо змінити архітектуру нейронної мережі так, щоб кількість вузлів у першому згортковому шарі дорівнювала 96, у другому - 64, у третьому - 32, та перевірити різні налаштування параметру розміру ядр у них, отримаємо наступне.

Коли усі згорткові шари мають згорткові ядра розміру 3, то за умови, що кількість циклів навчання рівна 15, точність тренування становить 98.44%, точність валідації - 92.76%, а точність тестування - 89.31%. Якщо циклів 10, то точність тренування рівна 95.74%, валідації - 93.44%, тестування - 96.58%. Якщо циклів 8, то точність навчання становить 94.72%, валідації - 91.61%, тестування - 85.04%.

К-сть циклів навчання	Точність (у %)		
	Тренування	Валідація	Тестування
15	98.44	92.76	89.31
10	95.74	93.44	96.58
8	94.72	91.61	85.04

Таблиця 2.31 - Залежність точності роботи від кількості циклів навчання нейронної мережі

Якщо розмір ядр згорткових шарів буде дорівнювати 2, то точність навчання нейронної мережі за умови, що циклів навчання буде 15, дорівнює 99.01%, точність валідації рівна 93.40%, а тестування - 94.01%. При зменшенні значення циклів до 10 зменшується і точність навчання, і стає рівною 97.86%, точність валідації залишається незмінною - 93.40%, а точність тестування збільшується до 95.29%. Зменшення кількості циклів до 8 призводить до втрат в точності роботи нейронної мережі: точність навчання - 97.51%, точність валідації - 90.34%, точність тестування - 92.30%.

К-сть циклів навчання	Точність (у %)		
	Тренування	Валідація	Тестування
15	99.01	93.40	94.01
10	97.86	93.40	95.29
8	97.51	90.34	92.30

Таблиця 2.32 - Залежність точності роботи від кількості циклів навчання нейронної мережі

Нейронна мережа з розміром ядра 4 у першому згортковому шарі, 3 - у другому, і два - у третьому, має точність навчання 97.33%, точність валідації - 93.02% і точність тестування - 93.16%. Після зміни кількості циклів навчання до 12 точність тренування стала рівною 97.01%, точність валідації -

91.27%, точність тестування - 87.17%. Зменшення циклів до 10 дає точність навчання у 95.41%, валідації - 93.02%, тестування - 95.72%.

К-сть циклів навчання	Точність (у %)		
	Тренування	Валідація	Тестування
15	97.33	93.02	93.16
12	97.01	91.27	87.17
10	97.51	90.34	92.30

Таблиця 2.33 - Залежність точності роботи від кількості циклів навчання нейронної мережі

Якщо поміняти розмір ядр першого та другого згорткового шару у минулій моделі місцями (у першому - 3, у другому - 4), то точність навчання падає до 94.80%, точність валідації - до 89.19%, тестування - до 83.33%. Оскільки мережа показала тенденцію до перенавчання, то було зменшено кількість циклів навчання до 10. Тепер точність тренування становить 97.67%, точність валідації - 92.46%, точність тестування - 91.45%, що не є найкращим результатом.

Усі точності роботи моделі нейронної мережі з різними значеннями розміру ядр згорткових шарів представлені у таблиці нижче.

К-сть циклів навчання	Перший шар		Другий шар		Третій шар		Точність (у %)		
	К-сть вузлів	Розмір ядра	К-сть вузлів	Розмір ядра	К-сть вузлів	Розмір ядра	Тренування	Валідація	Тестування
15	96	3	64	3	32	3	98.44	92.76	89.31
10	96	3	64	3	32	3	95.74	93.44	96.58
8	96	3	64	3	32	3	94.72	91.61	85.04

15	96	2	64	2	32	2	99.01	93.40	94.01
10	96	2	64	2	32	2	97.86	93.40	95.29
8	96	2	64	2	32	2	97.51	90.34	92.30
15	96	4	64	3	32	2	97.33	93.02	93.16
12	96	4	64	3	32	2	97.01	91.27	87.17
10	96	4	64	3	32	2	95.41	93.02	95.72
15	96	3	64	4	32	2	94.80	89.19	83.33
10	96	3	64	4	32	2	97.67	92.46	91.45

Таблиця 2.34 - Залежність точності роботи нейронної мережі з трьома згортковими шарами від налаштувань згорткових шарів

Збільшення кількості вузлів у першому згортковому шарі нейронної мережі до 128 показує наступні результати.

Якщо розмір ядр у всіх згорткових шарах рівний трьом, то точність навчання є дуже високою, а саме 99.16%, при цьому точність валідації дорівнює 91.70%, а точність тестування - ще менше, тобто 88.46%.

Зменшення циклів навчання до 12 показує менший розрив між точностями навчання та валідації, які становлять 96.56% та 93.36% відповідно, що має показати кращий результат на тестовій вибірці: точність тестування становить 94.87%. Якщо зменшити кількість циклів навчання до 10, то результати роботи нейронної мережі будуть наступними: точність тренування становить 96.98%, точність валідації - 93.95%, а точність тренування зменшується до 92.73%.

К-сть циклів навчання	Точність (у %)		
	Тренування	Валідація	Тестування
15	99.16	91.70	88.46
12	96.56	93.36	94.87

10	96.98	93.95	92.73
----	-------	-------	--------------

Таблиця 2.35 - Залежність точності роботи від кількості циклів навчання нейронної мережі

Зменшення параметру розміру ядра до двох покращує попередні значення: точність навчання стає 99.28%, точність валідації - 93.19%, точність тестування - 93.16%. Якщо встановити кількість циклів навчання на значення 10, то точність тренування стає рівною 98.35%, точність валідації - 93.83%, а точність тестування - 93.16%. Після зменшення кількості циклів ще до 8 точність навчання встановлюється на значенні 90.16%, точність валідації - на 91.70%, точність тестування - на 88.03%.

К-сть циклів навчання	Точність (у %)		
	Тренування	Валідація	Тестування
15	99.28	93.19	93.16
10	98.35	93.83	93.16
8	90.16	91.70	88.03

Таблиця 2.36 - Залежність точності роботи від кількості циклів навчання нейронної мережі

Встановлення значення розміру ядра у першому згортковому шарі на 4, у другому - на 3, у третьому - на 2, впливає на ефективність роботи нейронної мережі наступним чином: точність тренування дорівнює 98.22%, точність валідації - 91.06%, точність тренування - 87.60%. Зміна значення кількості циклів навчання на 12 дає точність навчання 96.12%, точність валідації - 91.57% та точність тестування 93.58%. Якщо параметр кількості циклів встановити рівним 10, то модель поводить ся наступним чином: точність тренування дорівнює 96.62%, точність валідації - 92.12%, точність тестування - 91.02%.

К-сть циклів навчання	Точність (у %)		
	Тренування	Валідація	Тестування
15	98.22	91.06	87.60
12	96.12	91.57	93.58
10	96.62	92.12	91.02

Таблиця 2.37 - Залежність точності роботи від кількості циклів навчання нейронної мережі

Заміна місцями значень розмірів ядр першого і другого згорткових шарів дає точність навчання 99.04%, при цьому точність валідації становить 91.87%, а точність тестування - 93.16%. Зменшення кількості циклів до 10 впливає на роботу нейронної мережі наступним чином: точність тренування стає 97.21%, точність валідації - 92.59%, точність тестування - 95.29%.

К-сть циклів навчання	Перший шар		Другий шар		Третій шар		Точність (у %)		
	К-сть вузлів	Розмір ядра	К-сть вузлів	Розмір ядра	К-сть вузлів	Розмір ядра	Тренування	Валідація	Тестування
15	128	3	64	3	32	3	99.16	91.70	88.46
12	128	3	64	3	32	3	96.56	93.36	94.87
10	128	3	64	3	32	3	96.98	93.95	92.73
15	128	2	64	2	32	2	99.28	93.19	93.16
10	128	2	64	2	32	2	98.35	93.83	93.16
8	128	2	64	2	32	2	90.16	91.70	88.03
15	128	4	64	3	32	2	98.22	91.06	87.60
12	128	4	64	3	32	2	96.12	91.57	93.58
10	128	4	64	3	32	2	96.62	92.12	91.02
15	128	3	64	4	32	2	99.04	91.87	93.16

10	128	3	64	4	32	2	97.21	92.59	95.29
----	-----	---	----	---	----	---	-------	-------	--------------

Таблиця 2.38 - Залежність точності роботи нейронної мережі з трьома згортковими шарами від налаштувань згорткових шарів

РОЗДІЛ 3: ВИКОРИСТАННЯ БАГАТОЗАДАЧНОЇ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ ДЛЯ РОЗПІЗНАВАННЯ ГРАФІЧНИХ ІДЕНТИФІКУЮЧИХ ЕЛЕМЕНТІВ

3.1 Принцип роботи багатозадачних нейронних мереж

Багатозадачні нейронні мережі (*від англ. multi-task neural network*) допомагають вирішувати декілька задач впродовж одного спільного процесу навчання.

Вони можуть приймати на вхід один або декілька наборів даних, які проходять процес навчання і на виході дають декілька результатів для кожної з визначених задач [9].

Як правило, багатозадачні нейронні мережі мають наступну структуру:

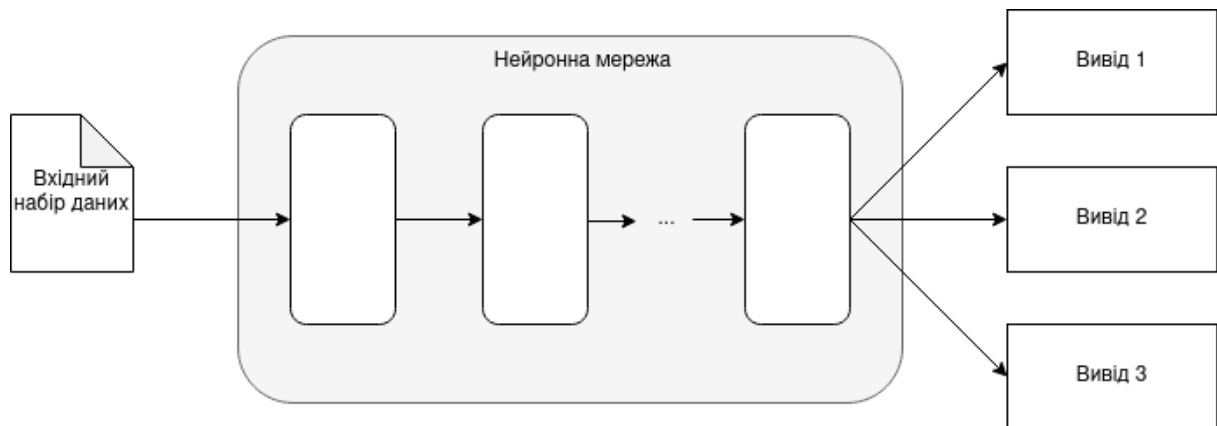


Рисунок 3.1 - Загальний вигляд багатозадачної нейронної мережі

Якщо наборів даних, що приймаються на вхід нейронної мережі, декілька, то схема буде мати наступний вигляд:

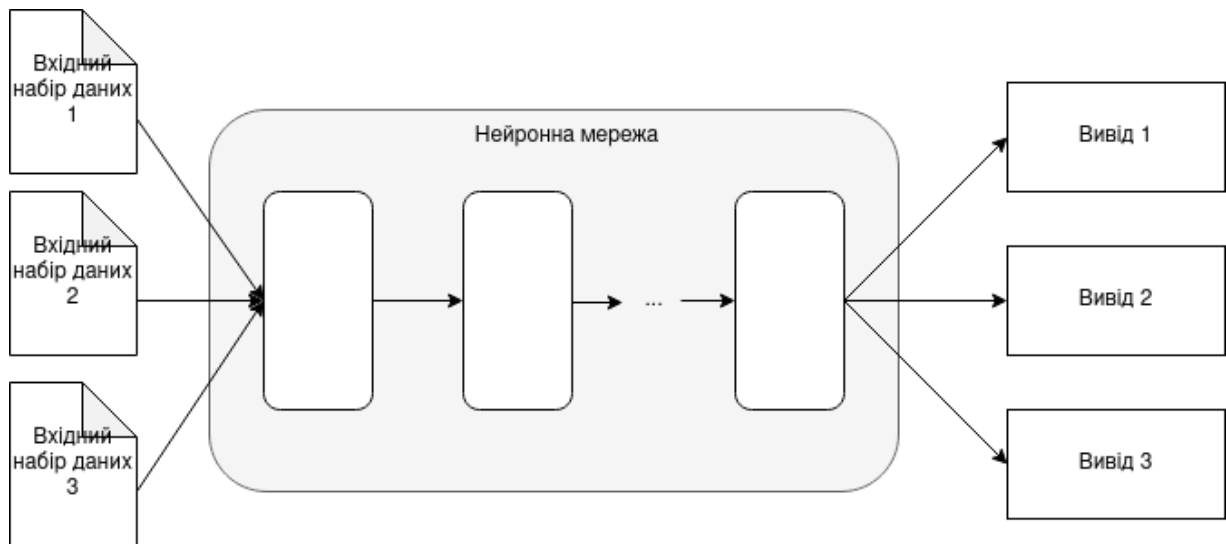


Рисунок 3.2 - Загальний вигляд багатозадачної нейронної мережі з декількома наборами вхідних даних

Зрозуміло, що наборів даних може бути будь-яке число, а не тільки 3, як і виводів.

Навчання нейронної мережі можна впровадити двома способами: за допомогою жорсткого або м'якого обміну параметрів прихованих шарів [10]. В першому випадку обмін параметрів між шарами відбувається для всіх задач, тільки деякі з них відокремлені від решти, оскільки працюють виключно над однією з них. Якщо на вхід приймати тільки один набір даних, то загальна архітектура такої нейронної мережі буде мати вигляд:

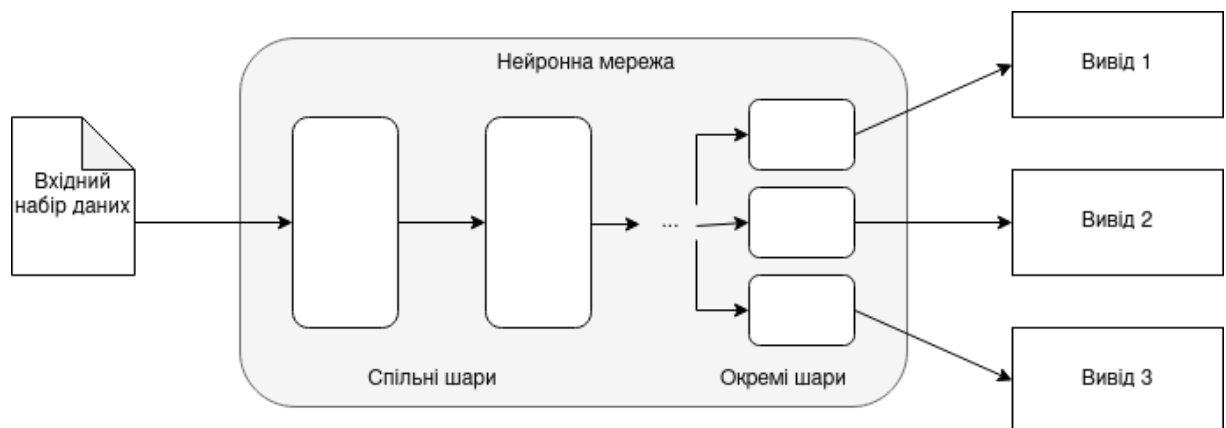


Рисунок 3.3 - Загальний вигляд багатозадачної нейронної мережі з жорстким обміном параметрів прихованих шарів

У випадку з м'яким обміном параметрів кожна задача має свою модель зі своїми власними параметрами. Архітектура такої нейронної мережі буде мати наступний вигляд:

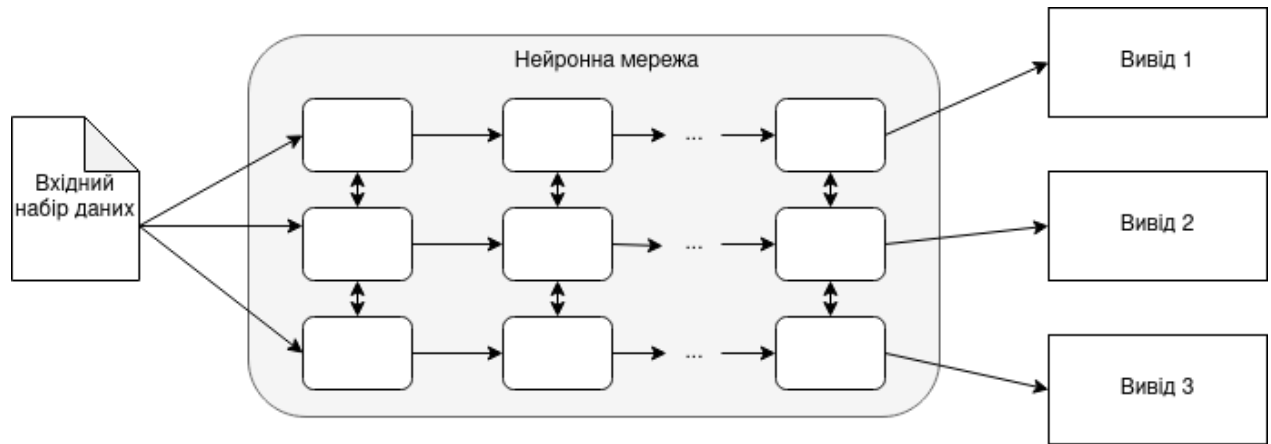


Рисунок 3.4 - Загальний вигляд багатозадачної нейронної мережі з м'яким обміном параметрів прихованих шарів

Більш популярний варіант багатозадачних нейронних мереж, який зазвичай використовується, це мережі з жорстким обміном параметрів шарів [9].

Першим і найважливішим аргументом застосування багатозадачних нейронних мереж для вирішення декілька пов'язаних між собою задач є збереження часу. Очевидно, що навчання однієї мережі, яка має майже повністю спільну архітектуру, для вирішення декількох задач займає менше часу, ніж навчання двох окремих нейронних мереж для кожної з них.

Другим аргументом використання багатозадачних нейронних мереж є менша схильність таких нейронних мереж до перенавчання. Оскільки нейронна мережа має декілька задач для вирішення, то результати навчання виходять більш узагальнені і не так залежать від тренувальних даних.

Також важливим зауваженням для надання переваги багатозадачним нейронним мережам є подвійна перевірка ознак. Це означає, що простіше

виявити значущі ознаки для зображень, оскільки якщо одна і та сама ознака важлива для декількох задач, то існує ймовірність, що ця ознака є важливою загалом для заданих зображень [11].

Як сказано в [12], традиційно в задачах, пов'язаних з обробкою зображень, використовуються багатозадачні нейронні мережі, в яких згорткові шари є спільними для усіх задач, оскільки добувають загальні ознаки, характерні для вхідних зображень, і шари, необхідні для вирішення конкретних задач, є специфічними для кожної з них.

Також популярним є використання багатозадачних нейронних мереж з м'яким обміном параметрів прихованих шарів, в якому кожна задача має свою нейронну мережу, які використовуються паралельно, і пов'язані між собою.

Припущення, що одна відповідь на питання може допомогти у вирішенні іншого, також застосовується у багатозадачних нейронних мережах і допомагає збільшити точність передбачень.

Зазвичай для задач, пов'язаних з обробкою зображень, характерне надання одного набору даних на вхід багатозадачній нейронній мережі для вирішення декількох специфічних задач. Наприклад, для області “комп'ютерного зору” такий підхід є найбільш популярним і використовується для, скажімо, класифікації об'єктів та ідентифікації деяких з них.

Оскільки зображення є таким типом даних, що вимагає багато ресурсів для роботи з машинним навчанням, зокрема, нейронними мережами, через велику розмірність даних, то використання багатозадачних нейронних мереж допомагає збільшити ефективність навчання як мінімум по відношенню до часу роботи нейронних мереж, що є незрівняною перевагою їх

використання. Вплив на точність передбачень розглянуто у наступних пунктах.

3.2 Побудова моделі багатозадачної нейронної мережі для розпізнавання ідентифікуючих графічних елементів

Для створення моделі багатозадачної нейронної мережі для задач виявлення підписів і виявлення печаток у офіційних документах було використано засоби “tensorflow”, дуже популярної бібліотеки для роботи з машинним навчанням, а зокрема, нейронними мережами.

Отже, для створення моделей багатозадачної нейронної мережі необхідно імпортувати наступні компоненти:

```
import tensorflow as tf  
from tensorflow.keras.layers import Input, Conv2D, MaxPool2D, Activation, Flatten, Add,  
Dense, Dropout, Reshape  
from tensorflow.keras.models import Model, Sequential  
from tensorflow.keras.utils import plot_model
```

Рисунок 3.5 - Імпорт необхідних компонент з бібліотеки для побудови моделі нейронної мережі

Також для коректної роботи нейронної мережі необхідно обробити зображення з набору даних, що використовується для навчання і валідації моделі, перетворивши на масиви з відповідними значеннями пікселів, до того ж нормалізованими шляхом ділення кожного значення з масиву на 255.

Оскільки набором ознак зображень, що використовуються для знаходження цільових значень (в нашому випадку, класів, що відповідають за розпізнавання печаток і підписів), є масиви відповідних значень пікселів зображення, а цільових значень - більше, ніж одне, то для розділення вхідної

вибірки на тренувальну та валідаційну, використовується наступний шматок коду:

```
X_train, X_val, y1_train, y1_val, y2_train, y2_val = train_test_split(X, y1, y2,
random_state=23, test_size=0.2)
```

Рисунок 3.6 - Поділ вхідних даних на тренувальну та валідаційну вибірки

Де “X” є набором ознак зображень, “y1” - цільові значення наявності печаток у офіційних документах, “y2” - цільові значення наявності підписів:

```
X = np.array(X)
y1 = data[['Stamps']].values
y2 = data[['Signs']].values
```

Рисунок 3.7 - Відокремлення даних на набір ознак та цільові значення

Для створення моделі багатозадачної нейронної мережі зі спільною архітектурою для обох задач, окрім вихідних шарів, що повторює архітектуру нейронної мережі, яку було знайдено в минулій роботі [8], та взято за початкову модель для знаходження розв’язку поставлених задач у поточній роботі, було визначено вхідний шар:

```
inp = Input(shape=(28, 32, 3), name='inp')
```

Рисунок 3.8 - Визначення вхідного шару нейронної мережі

Згорткові шари було визначено у наступний спосіб:

```
conv_1 = Conv2D(64, 3, activation='relu', name='conv_1')(inp)

conv_2 = Conv2D(128, 3, activation='relu', name='conv_2')(conv_1)
```

```
pool_1 = MaxPool2D(2, name='pool_1')(conv_2)

conv_3 = Conv2D(32, 3, activation='relu', name='conv_3')(pool_1)

pool_2 = MaxPool2D(2, name='pool_2')(conv_3)
flat = Flatten(name='flat')(pool_2)
```

Рисунок 3.9 - Визначення згорткових шарів нейронної мережі

При цьому після другого та третього згорткового шарів було використано техніку максимального “пулінгу”, що працює аналогічно згортковим шарам, і відрізняється тим, що серед значень ядра обирається максимальне значення, яке записується у вихідну матрицю. Також після усіх створених згорткових шарів використовується функція “flatten”, яка перетворює двовимірний масив у одновимірний. Це необхідно для подальшої роботи з повнозв’язними шарами, необхідними для класифікації вхідних зображень, які були визначені наступним чином:

```
dense_1 = Dense(1000, activation='relu', name='dense_1')(flat)
drop_1 = Dropout(0.25)(dense_1)

dense_2 = Dense(500, activation='relu', name='dense_2')(drop_1)
drop_2 = Dropout(0.5)(dense_2)

stamp = Dense(1, activation='sigmoid', name='stamp')(drop_2)
sign = Dense(1, activation='sigmoid', name='sign')(drop_2)
```

Рисунок 3.10 - Визначення повнозв’язних шарів нейронної мережі

Як можна побачити з рисунку вище, між шарами нейронної мережі застосовується функція “dropout”, необхідна для зменшення ймовірності

перенавчання шляхом видалення деяких вузлів нейрону з певною вказаною ймовірністю.

Оскільки модель багатозадачної нейронної мережі відрізняється від звичайної послідовної моделі, то її визначення у коді буде мати наступний вигляд:

```
model = Model(inp, [stamp, sign])
```

Рисунок 3.11 - Визначення моделі багатозадачної нейронної мережі

Оптимізатор, втрати та метрики було визначено ідентичними початковій моделі:

```
model.compile(loss='binary_crossentropy', optimizer='Adam', metrics=['accuracy'])
```

Рисунок 3.12 - Визначення параметрів моделі багатозадачної нейронної мережі

В результаті компіляції було отримано модель нейронної мережі з наступними параметрами:

Model: "model"

Layer (type)	Output Shape	Param #	Connected to
inp (InputLayer)	(None, 28, 32, 3)	0	
conv_1 (Conv2D)	(None, 26, 30, 64)	1792	inp[0][0]
conv_2 (Conv2D)	(None, 24, 28, 128)	73856	conv_1[0][0]
pool_1 (MaxPooling2D)	(None, 12, 14, 128)	0	conv_2[0][0]
conv_3 (Conv2D)	(None, 10, 12, 32)	36896	pool_1[0][0]
pool_2 (MaxPooling2D)	(None, 5, 6, 32)	0	conv_3[0][0]
flat (Flatten)	(None, 960)	0	pool_2[0][0]
dense_1 (Dense)	(None, 1000)	961000	flat[0][0]
dropout (Dropout)	(None, 1000)	0	dense_1[0][0]
dense_2 (Dense)	(None, 500)	500500	dropout[0][0]
dropout_1 (Dropout)	(None, 500)	0	dense_2[0][0]
stamp (Dense)	(None, 1)	501	dropout_1[0][0]
sign (Dense)	(None, 1)	501	dropout_1[0][0]

Total params: 1,575,046
 Trainable params: 1,575,046
 Non-trainable params: 0

Рисунок 3.13 - Опис моделі багатозадачної нейронної мережі

Якщо схематично зобразити отриману модель нейронної мережі, то вийде наступне:

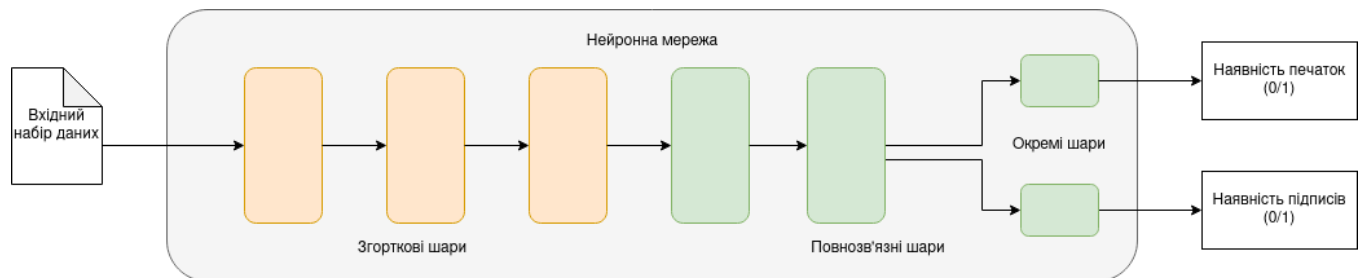


Рисунок 3.14 - Схема моделі багатозадачної нейронної мережі

Отже, в даному пункті розглянуто загальний принцип побудови моделі багатозадачної нейронної мережі на прикладі початкової моделі. В наступному пункті увагу зосереджено на відмінностях архітектури моделей та результатах їхніх робіт.

3.3 Результат роботи моделей багатозадачної нейронної мережі

Перевірка роботи початкової моделі (далі - "Модель 1") багатозадачної нейронної мережі показала наступні результати: точність навчання для задачі розпізнавання печаток - 95%, для задачі розпізнавання підписів - 93%; точність валідації для першої задачі - 89%, для другої - 88%; точність тестування в першому випадку - 90.17%, у другому - 91.03%. Зменшення числа циклів навчання до десяти покращує точність тестування печаток і погіршує - точність підписів: точність навчання для задачі виявлення печаток в офіційних документах становить 92%, для задачі виявлення підписів в офіційних документах - 89%; точність валідації - 87% і 86% відповідно; точність тестування для розпізнавання печаток - 91.03%, для розпізнавання підписів - 89.74%. Після зміни кількості циклів навчання на вісім точність тестування печаток не змінилася порівняно з попереднім варіантом, і збільшилася під час тестування підписів. Точність навчання для першої задачі дорівнює 92% і для другої - 90%; точність валідації для виявлення печаток - 90%, для виявлення підписів - 89%; точність тестування - 91.03% і 90.60% відповідно.

Кількість циклів навчання	Точність (у %)					
	навчання		валідації		тестування	
	печатки	підписи	печатки	підписи	печатки	підписи
15	95	93	89	88	<i>90.17</i>	<i>91.03</i>
10	92	89	87	86	<i>91.03</i>	<i>89.74</i>
8	92	90	90	89	<i>91.03</i>	<i>90.60</i>

Таблиця 3.1 - Вплив кількості циклів моделі на точність її роботи

При цьому час навчання моделі при умові, що циклів навчання п'ятнадцять, становить всього 11 хвилин 48 секунд. Якщо порівняти з

даними моделей з такою самою архітектурою для розпізнавання печаток і підписів, то можна побачити явне покращення: нейронна мережа для розпізнавання печаток навчалася 9 хвилин 41 секунду, а мережа для розпізнавання підписів - 8 хвилин 53 секунди, що в сумі дає близько 19 хвилин. Отже, окреме вирішення задач розпізнавання підписів та печаток займає більше часу, ніж паралельне за допомогою багатозадачних нейронних мереж. Час тренування моделей у випадку десяти та восьми циклів навчання рівний 5 хвилинам 2 секундам і 4 хвилинам 4 секундам відповідно.

Узагальнену схему архітектури зазначеної моделі нейронної мережі розглянуто на малюнку нижче (числа без дужок - кількість вузлів у вказаному шарі; числа в дужках - розмір ядра вказаного шару, актуально для згорткових шарів):

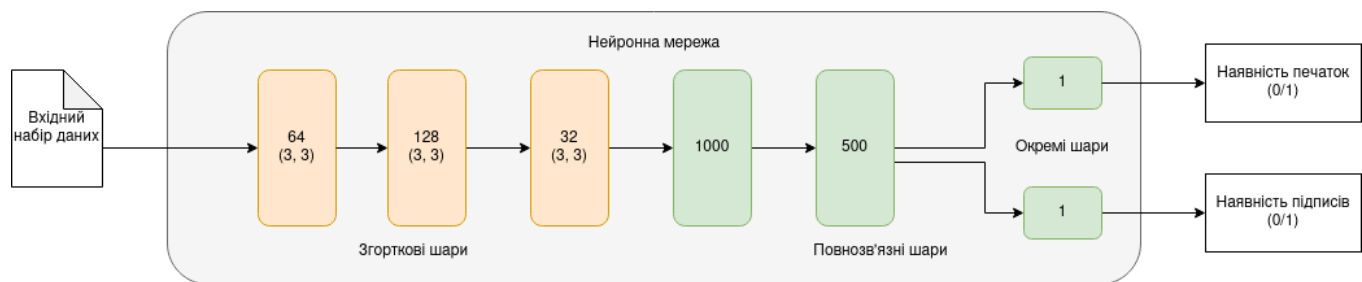


Рисунок 3.15 - Схема моделі 1

Наступна модель ("Модель 2") має такі самі параметри, що і попередня, тільки розмір ядр згорткових шарів змінюється до значення два. В зазначеному випадку ефективність роботи нейронної мережі є наступною: точність розпізнавання печаток під час навчання - 98%, точність розпізнавання підписів - 97%; точність валідації для першої задачі - 91%, для другої - 89%; точність тестування - 91.45% для обох варіантів. Зміна кількості циклів на значення десять покращує точність тестування у першому варіанті і погіршує - у другому. Точність навчання у вказаному варіанті для задачі класифікації офіційних документів за наявністю печаток

становить 93%, і для задачі класифікації за наявністю підписів - 90%; точність валідації у випадку з розпізнаванням печаток рівна 90%, у випадку розпізнавання підписів - 88%; точність тестування - 91.88% і 89.32% відповідно. Якщо значення кількості циклів навчання змінити на число вісім, то відбувається наступне: точність тренування для розпізнавання печаток стає рівною 91%, для розпізнавання підписів - 89%; точність валідації для першої задачі - 90%, і для другої - 88%; точність тестування покращується до 93.59% і 92.31% відповідно.

Кількість циклів навчання	Точність (у %)					
	навчання		валідації		тестування	
	печатки	підписи	печатки	підписи	печатки	підписи
15	98	97	91	89	91.45	91.45
10	93	90	90	88	91.88	89.32
8	91	89	90	88	93.59	92.31

Таблиця 3.2 - Вплив кількості циклів моделі на точність її роботи

Час навчання моделі 2 становить 5 хвилин 51 секунду, якщо циклів навчання п'ятнадцять, 3 хвилини 13 секунд, якщо циклів навчання десять і 2 хвилини 35 секунд, якщо циклів навчання вісім.

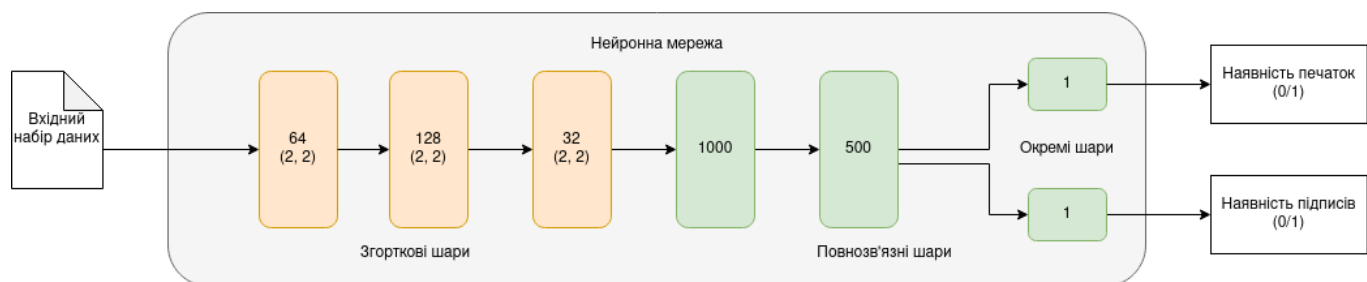


Рисунок 3.16 - Схема моделі 2

Модель 3, яка має архітектуру як на наступному рисунку, працює з наступними точностями. Точність навчання у випадку розпізнавання печаток

рівна 97%, у випадку розпізнавання підписів - 95%; точність валідації для першого варіанту - 87%, для другого - 86%; точність тестування - 92.74% і 89.32% відповідно. Якщо циклів навчання десять, то точність тренування для виявлення печаток стає рівною 93%, для виявлення підписів - 91%; точність валідації для печаток - 89%, для підписів - 88%; точність тренування - 92.31% і 91.03% відповідно. У випадку, коли циклів вісім, точність роботи моделі трохи погіршується: точність навчання для задачі розпізнавання печаток становить 90%, для розпізнавання підписів - 88%; точність валідації для першої задачі - 87%, для другої - 86%; точність тренування у випадку з печатками - 91.03%, з підписами - 88.89%.

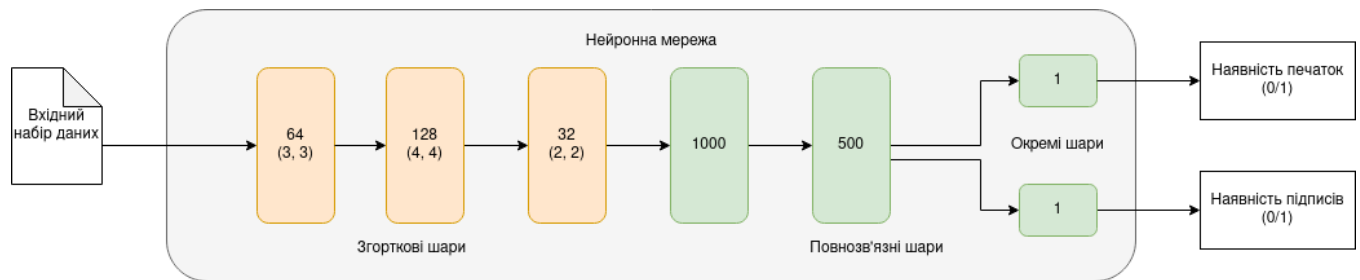


Рисунок 3.17 - Схема моделі 3

Для навчання моделі 3 необхідно близько 10 хвилин. При зменшенні числа циклів навчання необхідний час зменшується до близько 6 хвилин, якщо циклів десять, і до 5 хвилин, якщо циклів 8.

Кількість циклів навчання	Точність (у %)					
	навчання		валідації		тестування	
	печатки	підписи	печатки	підписи	печатки	підписи
15	97	95	87	86	92.74	89.32
10	93	91	89	88	92.31	91.03
8	90	88	87	86	91.03	88.89

Таблиця 3.3 - Вплив кількості циклів моделі на точність її роботи

Модель 4 характеризується тою самою кількістю вузлів у кожному з шарів та ядром у розмірі чотири пікселі у ширину та чотири пікселі у довжину у першому згортковому шарі, три пікселі у ширину і довжину - у другому, та два пікселі - у третьому.

Точність роботи такої моделі у випадку розпізнавання печаток і підписів становить: точність тренування для печаток - 93%, для підписів - 92%; точність валідації - 87% і 86% відповідно; точність тестування - 92.31% і 90.17% відповідно. Зменшення кількості циклів навчання до десяти та восьми ведуть до втрат у точності моделі. У першому випадку точність навчання для задачі розпізнавання печаток дорівнює 90%, для розпізнавання підписів - 89%; точність валідації для печаток - 87%, для підписів - 86%; точність тестування для печаток - 89.32%, точність тестування для підписів - 86.75%. У другому випадку точність навчання становить 86% для роботи з печатками і 85% - для роботи з підписами; точність валідації рівна 85% для печаток і 83% - для підписів; точність тестування - 82.91% і 82.48% відповідно.

Кількість циклів навчання	Точність (у %)					
	навчання		валідації		тестування	
	печатки	підписи	печатки	підписи	печатки	підписи
15	93	92	87	86	92.31	90.17
12	90	89	87	86	89.32	86.75
10	86	85	85	83	82.91	82.48

Таблиця 3.4 - Вплив кількості циклів моделі на точність її роботи

Для навчання моделі 4 знадобилося 6 хвилин 10 секунд, коли циклів навчання було п'ятнадцять, 5 хвилин 15 секунд, коли циклів було дванадцять, і 3 хвилини 59 секунд, коли циклів було десять.

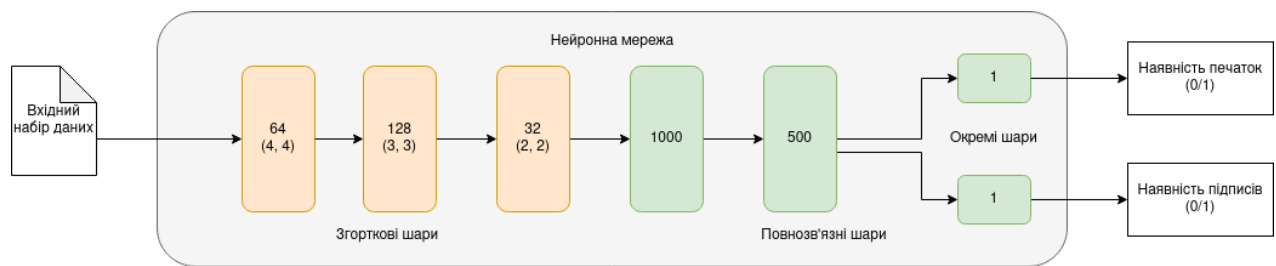


Рисунок 3.18 - Схема моделі 4

Якщо зробити усі розміри ядр в згорткових шарах рівними трьом, а кількість вузлів у другому змінити на дев'яносто шість, то вийде модель 5. Її точності за умови, що циклів навчання п'ятнадцять, становлять: точність навчання для вирішення проблеми класифікації офіційних документів за наявністю печатки дорівнює 97%, за наявністю підписів - 95%; точність валідації для знаходження печаток - 90%, для знаходження підписів - 88%; точність тестування для першої задачі - 93.59% і для другої - 92.31%. Якщо циклів буде десять, то точність навчання становитиме 94% для пошуку печаток і 92% - для пошуку підписів; точність валідації буде 90% для задачі виявлення печаток, 89% - для задачі виявлення підписів; точність тестування - 95.30% і 93.59% відповідно. Якщо циклів навчання вісім, то точність тренування для розпізнавання печаток становить 92%, для розпізнавання підписів - 90%; точність валідації для першого випадку - 89% і для другого - 88%; точність тестування - 94.02% і 91.88% відповідно.

Кількість циклів навчання	Точність (у %)					
	навчання		валідації		тестування	
	печатки	підписи	печатки	підписи	печатки	підписи
15	97	95	90	88	93.59	92.31
10	94	92	90	89	95.30	93.59
8	92	90	89	88	94.02	91.88

Таблиця 3.5 - Вплив кількості циклів моделі на точність її роботи

Отже, часу для навчання моделі 5 знадобилося 6 хвилин 4 секунди в результаті п'ятнадцяти циклів навчання, 4 хвилини 2 секунди в результаті десяти циклів навчання, і 3 хвилини 8 секунд в результаті восьми циклів навчання.

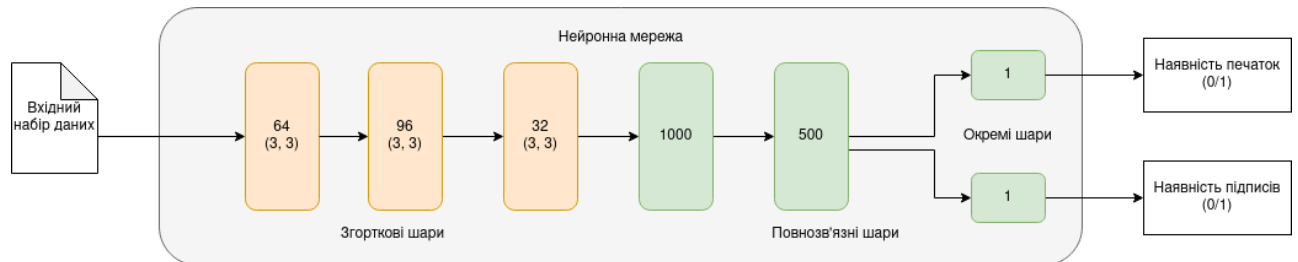


Рисунок 3.19 - Схема моделі 5

Під час зміни розмірів ядр у згорткових шарах минулої моделі на два було створено модель 6. В результаті перевірки було отримано точність навчання для розпізнавання печаток у розмірі 97%, для розпізнавання підписів - 96%; точність валідації для першої задачі - 90%, для другої - 88%; точність тестування - 92.31% у першому випадку і 90.60% - у другому. Зміна числа циклів навчання на десять призвела до наступних змін: точність тренування для знаходження печаток стала 90%, для знаходження підписів - 89%; точність валідації для печаток стала 86%, для підписів - 85%; точність тестування - 88.03% і 88.89% відповідно. Після зменшення кількості циклів до восьми точність навчання стала 94% для вирішення першої задачі і 92% - для вирішення другої; точність валідації - 90% у першому випадку і 89% - другому; точність тестування - 94.87% і 94.02% відповідно.

Кількість циклів навчання	Точність (у %)					
	навчання		валідації		тестування	
	печатки	підписи	печатки	підписи	печатки	підписи
15	97	96	90	88	92.31	90.60
10	90	89	86	85	88.03	88.89

8	94	92	90	89	94.87	94.02
---	----	----	----	----	--------------	--------------

Таблиця 3.6 - Вплив кількості циклів моделі на точність її роботи

Отже, на навчання вказаної моделі було витрачено всього 4 хвилини 12 секунд. Якщо циклів навчання було десять, то часу було витрачено 2 хвилини 45 секунд. Зменшення кількості циклів до восьми скоротив час навчання до 2 хвилин 11 секунд.

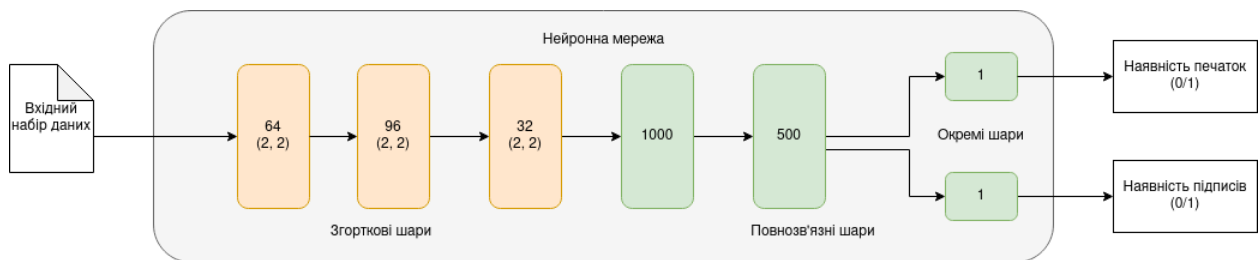


Рисунок 3.20 - Схема моделі 6

Створення моделі 7 вплинуло на точність роботи нейронної мережі наступним чином: точність навчання для розпізнавання печаток дорівнює 97%, точність навчання для розпізнавання підписів - 95%; точність валідації для розпізнавання печаток - 89%, для розпізнавання підписів - 87%; точність тестування у першій задачі - 90.17%, у другій - 87.61%. Зменшення кількості циклів навчання до десяти покращило точність роботи моделі наступним чином: точність тренування для задачі класифікації документів за наявністю печаток стала 92%, для задачі класифікації документів за наявністю у ньому підписів - 90%; точності валідацій не змінилися порівняно з минулим запуском; точність тестування стали 92.31% і 89.74% відповідно. Навчання моделі протягом восьми циклів показало певні покращення у тестуванні моделей: точність навчання моделі для пошуку печаток становить 91%, для пошуку підписів - 90%; точності валідацій залишилися без змін; точність тестування першої задачі залишилася 92.31%, точність тестування другої задачі збільшилась до 91.88%.

Кількість циклів навчання	Точність (у %)					
	навчання		валідації		тестування	
	печатки	підписи	печатки	підписи	печатки	підписи
15	97	95	89	87	90.17	87.61
10	92	90	89	87	92.31	89.74
8	91	89	89	87	92.31	91.88

Таблиця 3.7 - Вплив кількості циклів моделі на точність її роботи

Модель 7 навчається повільніше за інші моделі, оскільки має більший розмір ядра у другому шарі. Перший запуск тривав 9 хвилин 19 секунд, другий - 6 хвилин 3 секунди, третій - 4 хвилини 56 секунд.

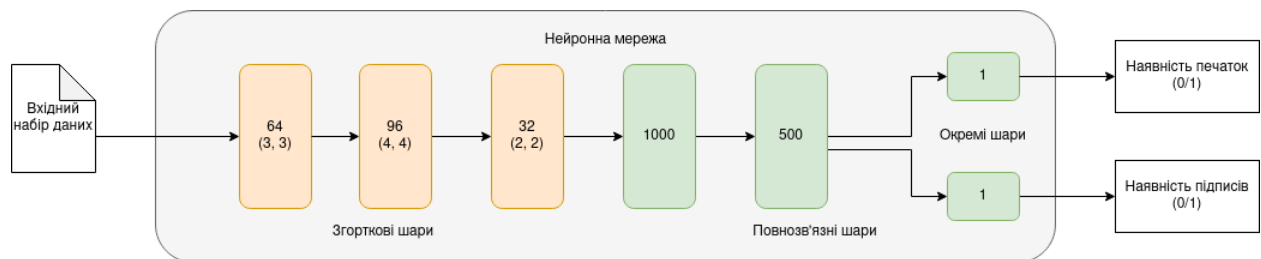


Рисунок 3.21 - Схема моделі 7

Модель 7 навчається повільніше за інші моделі, оскільки має більший розмір ядра у другому шарі. Перший запуск тривав 9 хвилин 19 секунд, другий - 6 хвилин 3 секунди, третій - 4 хвилини 56 секунд.

Остання модель з тих, що було розглянуто у минулому розділі, а саме модель 8, яка має архітектуру як на наступному малюнку, дала наступні показники точності: точність тренування для виявлення печаток рівна 95%, для виявлення підписів - 93%; точність валідації у першому випадку рівна 87%, у другому - 86%; точність тестування - 89.74% і 88.46% відповідно. Зменшення кількості циклів навчання до десяти впливає на показники ефективності наступним чином: точність тренування стає 90% для печаток, 88% - для підписів; точність валідації першої задачі - 89%, другої - 88%;

точності тестувань збільшилися до 92.74% і 91.02% відповідно. Зміна кількості циклів до восьми показала наступні результати: точність тренування - 90% і 87% для розпізнавання печаток і підписів відповідно; точність валідації - 88% і 86% відповідно; точність тестування - 93.59% і 91.03% відповідно.

Кількість циклів навчання	Точність (у %)					
	навчання		валідації		тестування	
	печатки	підписи	печатки	підписи	печатки	підписи
15	95	93	87	86	89.74	88.46
10	90	88	89	88	92.74	91.02
8	90	87	88	86	93.59	91.03

Таблиця 3.8 - Вплив кількості циклів моделі на точність її роботи

На навчання моделі 8 знадобилося 5 хвилин 35 секунд у випадку, коли модель навчалася впродовж п'ятнадцяти циклів, 3 хвилини 37 секунд у випадку, коли модель навчалася впродовж 10 циклів, і 2 хвилини 56 секунд у випадку, коли на навчання моделі давалося вісім циклів.

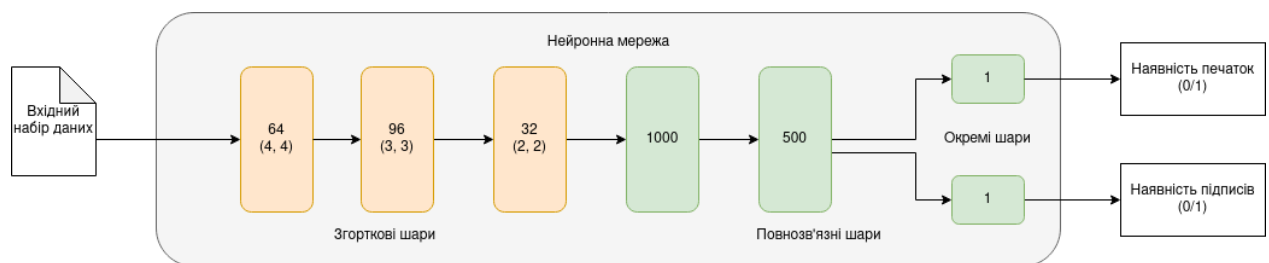


Рисунок 3.22 - Схема моделі 8

При зміні розміру вхідних зображень з 32 пікселів у довжину на 64 пікселі і з 28 пікселів у ширину на 64 пікселі та перевірці моделей 1-8 на вказаних вхідних даних було отримано такі результати.

Під час навчання моделі 1 точність знаходження печаток на зображеннях офіційних документів становила 96%, а знаходження підписів - 95%; при цьому точність валідації у першому випадку дорівнювала 91%, у другому - 89%; точність тестування ж, що демонструє здатність розпізнавання печаток, становить 94.02%, а розпізнавання підписів - 91.03%. При цьому час навчання моделі становить 43 хвилини 9 секунд. Зменшення кількості циклів до десяти призводить до покращення усіх показників: точність навчання для задачі класифікації офіційних документів за наявності печаток дорівнює 97%, для задачі класифікації документів за наявності підписів - 95%; точність валідації для першої задачі стає рівною 93%, для другої задачі - 92%; точність тестування показує 94.44% і 93.59% відповідно. Зменшення кількості циклів до десяти призводить і до зменшення часу, витраченого на навчання моделі, а саме до 24 хвилин 31 секунди. Якщо циклів навчання стає вісім, то ефективність роботи моделі стає трохи нижчою для однієї задачі і не змінюється для другої: точність тренування багатозадачної нейронної мережі для розпізнавання печаток становить 95%, для розпізнавання підписів - 93%; точність валідації моделі під час знаходження печаток дорівнює стає рівню 93%, під час знаходження підписів - 91%; тестування показало 94.02% для першої задачі і 93.59% - для другої. При цьому навчання нейронної мережі займає 24 хвилини 30 секунд.

Кількість циклів навчання	Точність (у %)					
	навчання		валідації		тестування	
	печатки	підписи	печатки	підписи	печатки	підписи
15	96	95	91	89	94.02	91.03
10	97	95	93	92	94.44	93.59
8	95	93	93	91	94.02	93.59

Таблиця 3.9 - Вплив кількості циклів моделі на точність її роботи

Модель 2 показує наступні зміни у ефективності використання багатозадачної нейронної мережі: точність навчання моделі для розпізнавання печаток у офіційних документах дорівнює 99%, для розпізнавання підписів - також 99%; точність валідації для першої задачі становить 94%, для другої задачі - 92%; точність тестування дорівнює 94.44% і 92.31% відповідно. Навчання моделі при цьому зменшується до 25 хвилин 43 секунд. Якщо кількість циклів навчання встановити рівною десяти, то точність тренування змінюється до 96% для задачі класифікації документів за умови знаходження печаток, і 93% - для задачі знаходження підписів у офіційних документах; точність валідації для розпізнавання печаток при цьому становить 92%, і для розпізнавання підписів - 90%; точність тестування у першому випадку дорівнює 91.88% і 92.31% - у другому. Час, який займає навчання моделі, становить 15 хвилин 19 секунд. Зменшення кількості циклів до 8 покращує попередній результат наступним чином: точність тренування багатозадачної нейронної мережі для знаходження печаток на зображеннях офіційних документів становить 96%, для знаходження підписів на зображеннях - 94%; точність валідації дорівнює 93% і 92% відповідно; точність тестування для вирішення задачі розпізнавання печаток збільшується до 95.73%, і для задачі розпізнавання підписів - до 94.44%. Час навчання моделі становить 12 хвилин 9 секунд.

Кількість циклів навчання	Точність (у %)					
	навчання		валідації		тестування	
	печатки	підписи	печатки	підписи	печатки	підписи
15	99	99	94	92	94.44	92.31
10	96	93	92	90	91.88	92.31
8	96	94	93	92	95.73	94.44

Таблиця 3.10 - Вплив кількості циклів моделі на точність її роботи

Перевірка моделі 3 на зображеннях розміром 64 пікселів у довжину і 64 пікселів у ширину дало змогу отримати наступні результати: точність навчання моделі у випадку розпізнавання печаток дорівнює 95%, у випадку розпізнавання підписів - 94%; точність валідації для першої задачі становить 86%, для другої - 84%; точність тестування для задачі знаходження печаток у офіційних документах дорівнює 80.34%, для задачі знаходження підписів - також 80.34%. При цьому модель навчалася протягом 50 хвилин 50 секунд. Зменшення значення, що відповідає за кількість циклів, протягом яких відбувається навчання моделі, до десяти, покращує результати попереднього запуску моделі, але не перевищує найкращого результату, отриманого під час тестування минулої моделі: точність навчання для задачі знаходження печаток дорівнює 97%, для знаходження підписів - 95%; точність валідації покращується до 91% у першому випадку, і до 90% - у другому; точність тестування збільшується до 95.30% і до 93.59% відповідно. Навчання моделі ж зменшується до 34 хвилин 32 секунд. Якщо кількість циклів навчання зменшити до восьми, то результати навчання моделі будуть наступними: точність тренування для розпізнавання печаток буде становити 92%, для розпізнавання підписів - 90%; точність валідації у випадку знаходження печаток стає рівною 87%, у випадку знаходження підписів - 85%; точність тестування у першому випадку зменшується до 83.33%, у другому - до 82.05%. На час, необхідний для навчання моделі, зміна у кількості циклів впливає очевидним покращенням - він становить 29 хвилин 40 секунд.

Кількість циклів навчання	Точність (у %)					
	навчання		валідації		тестування	
	печатки	підписи	печатки	підписи	печатки	підписи
15	95	94	86	84	80.34	80.34
10	97	95	91	90	95.30	93.59

8	92	90	87	85	83.33	82.05
---	----	----	----	----	--------------	--------------

Таблиця 3.11 - Вплив кількості циклів моделі на точність її роботи

Модель 4, у порівнянні з попередніми, показала не найкращі результати: точність навчання у випадку розпізнавання печаток становить 99%, у випадку розпізнавання підписів - також 99%; точність валідації для задачі знаходження печаток у офіційних документах дорівнює 92%, для задачі знаходження підписів - 90%; точність тестування моделі у першому випадку дорівнює 92.31%, у другому - 92.74%. Навчання вказаної моделі займає менше часу, ніж попередня з відповідною кількістю циклів, а саме 34 хвилини 15 секунд. Зменшення кількості циклів до десяти погіршує результати: точність навчання під час вирішення задачі розпізнавання печаток дорівнює 91%, під час вирішення задачі розпізнавання підписів - 89%; точність валідації для першої задачі становить 89%, для другої - 87%; точність тестування в обох випадках значно погіршується і стає рівною 85.04% і 85.02% відповідно. Час навчання у вказаному випадку становить 22 хвилини 13 секунд. Якщо циклів навчання стає вісім, то точність тренування у випадку знаходження печаток дорівнює 90%, у випадку знаходження підписів - 88%; точність валідації у першому випадку становить 88%, у другому - 87%; точність тестувань трохи покращується у порівнянні з попередніми, але все ще показують не достатньо високі результати, а саме 87.18% для знаходження печаток і 85.04% - для знаходження підписів. Час навчання при цьому дорівнює 17 хвилин 44 секунди.

Кількість циклів навчання	Точність (у %)					
	навчання		валідації		тестування	
	печатки	підписи	печатки	підписи	печатки	підписи
15	99	99	92	90	92.31	92.74

10	91	89	89	87	85.04	85.62
8	90	88	88	87	87.18	85.04

Таблиця 3.12 - Вплив кількості циклів моделі на точність її роботи

Під час тестування моделі 5 було отримано наступні результати: точність навчання для задачі класифікації офіційних документів за наявністю печаток становила 99%, як і для задачі класифікації за наявністю підписів; точність валідації розпізнавання печаток дорівнювала 93%, розпізнавання підписів - 90%; точність тестування у першому випадку становила 91.88%, у другому - 91.03%. Навчання моделі зайняло 30 хвилин 28 секунд. Якщо параметр кількості циклів навчання змінити на значення десять, то точність тренування зменшується до 97% у випадку розпізнавання печаток, і до 96% - у випадку розпізнавання підписів; точність валідації дорівнює 91% у першому випадку, 89% - другому; точність тестування для першої задачі збільшується до 94.87%, для другої - зменшується до 89.32%. Час навчання становить 22 хвилини 19 секунд. Третій запуск моделі, в якому значення кількості циклів дорівнює восьми, дає такі результати: точність навчання моделі для розпізнавання печаток становить 92%, для розпізнавання підписів - 90%; точність валідації для розв'язання першої задачі дорівнює 89%, для другої - 87%; точність тестування для класифікації документів за наявністю печаток становить 85.90%, за наявністю підписів - також 85.90%. При цьому модель навчалася протягом 16 хвилин 21 секунд.

Кількість циклів навчання	Точність (у %)					
	навчання		валідації		тестування	
	печатки	підписи	печатки	підписи	печатки	підписи
15	99	99	93	90	91.88	91.03
10	97	96	91	89	94.87	89.32

8	92	90	89	87	85.90	85.90
---	----	----	----	----	--------------	--------------

Таблиця 3.13 - Вплив кількості циклів моделі на точність її роботи

Навчання моделі 6 на даних у форматі, вказаному вище, дало змогу отримати наступні результати ефективності її роботи: точність навчання вказаної моделі для вирішення задачі розпізнавання печаток становила 99%, для розпізнавання підписів - також 99%; точність валідації для знаходження печаток дорівнює 93%, для знаходження підписів - 91%; точність тестування у першому випадку збільшилася до 95.30%, у другому - до 93.16% у порівнянні з попередньою моделлю. При цьому час навчання становив всього 17 хвилин 47 секунд. Зменшення кількості циклів до десяти зменшило точність тестування для задачі розпізнавання печаток і збільшило - для розпізнавання підписів, при цьому точність навчання моделі для вирішення першої задачі становить 97%, для другої задачі - 95%; точність валідації у першому випадку рівна 94%, у другому - 91%; точність тестування стає 92.74% і 94.44% відповідно. Час навчання моделі дорівнює 12 хвилин 58 секунд. Зменшення циклів навчання до восьми показало наступні результати: точність навчання для розпізнавання печаток становить 95%, для розпізнавання підписів - 93%; точність валідації для знаходження печаток дорівнює 93%, для знаходження підписів - 91%; точність тестування для першої задачі становить 94.02%, а точність тестування для другої - 92.74%. Модель навчається протягом всього 9 хвилин 36 секунд.

Кількість циклів навчання	Точність (у %)					
	навчання		валідації		тестування	
	печатки	підписи	печатки	підписи	печатки	підписи
15	99	99	93	91	95.30	93.16
10	97	95	94	91	92.74	94.44

8	95	93	93	91	94.02	92.74
---	----	----	----	----	--------------	--------------

Таблиця 3.14 - Вплив кількості циклів моделі на точність її роботи

Модель 7 показала такі результати: точність тренування в результаті навчання протягом п'ятнадцяти циклів для розпізнавання печаток становить 99%, для розпізнавання підписів - 98%; точність валідації для розв'язання задачі знаходження печаток у документах дорівнює 90%, для знаходження підписів - 88%; точність тестування 92.31% і 83.33% відповідно. Час навчання моделі становив 43 хвилини 14 секунд. Якщо циклів навчання буде десять, то ефективність роботи багатозадачної нейронної мережі зміниться наступним чином: точність навчання класифікації офіційних документів за наявності печаток зменшиться до 98%, для класифікації за наявності підписів - до 97%; точність валідації зменшиться до 89% і 88% відповідно; точність тестування у випадку розпізнавання печаток зменшиться до 84.62%, у випадку розпізнавання підписів - залишиться 83.33%. Навчання моделі буде тривати близько 35 хвилин 30 секунд. Зменшення кількості циклів навчання до восьми призведе до наступних змін: точність навчання для задачі знаходження печаток стане 94%, для задачі знаходження підписів - 92%; точність валідації для першої задачі буде становити 90%, для другої - 88%; точність тестування у першому випадку стане 85.04%, у другому - 82.48%. Модель навчатиметься протягом 23 хвилин 13 секунд.

Кількість циклів навчання	Точність (у %)					
	навчання		валідації		тестування	
	печатки	підписи	печатки	підписи	печатки	підписи
15	99	98	90	88	92.31	83.33
10	98	97	89	88	84.62	83.33
8	94	92	90	88	85.04	82.48

Таблиця 3.15 - Вплив кількості циклів моделі на точність її роботи

В результаті перевірки останньої з розглянутих моделей, а саме моделі 8, було отримано наступні результати: точність навчання даної моделі для вирішення задачі розпізнавання печаток дорівнює 97%, для вирішення задачі розпізнавання підписів - 95%; точність валідації у першому випадку становить 88%, у другому - 87%; точність тестування дорівнює 86.32% і 82.48% відповідно. Навчання моделі займає 27 хвилин 3 секунди.

Зменшення кількості циклів навчання до десяти впливає на ефективність роботи моделі наступним чином: точність тренування зменшується до 91% у випадку розпізнавання печаток і до 89% - у випадку розпізнавання підписів; точність валідації для першого випадку становить 89%, для другого - 87%; точність тестування для знаходження печаток становить 84.19%, для знаходження підписів - 83.76%. Час навчання при цьому зменшується до 21 хвилин 32 секунд. Якщо модель навчається протягом восьми циклів, то точність її тренування для задачі класифікації офіційних документів за наявності печаток дорівнює 93%, для класифікації документів за наявності підписів - 91%; точність валідації розпізнавання печаток становить 86%, розпізнавання підписів - 85%; точність тестування дорівнює 85.47% і 83.76% відповідно. Навчання зайняло 14 хвилин 40 секунд.

Кількість	Точність (у %)					
-----------	----------------	--	--	--	--	--

циклів навчання	навчання		валідації		тестування	
	печатки	підписи	печатки	підписи	печатки	підписи
15	97	95	88	87	86.32	82.48
10	91	89	89	87	84.19	83.76
8	93	91	86	85	85.47	83.76

Таблиця 3.16 - Вплив кількості циклів моделі на точність її роботи

Висновки

В результаті написання даної роботи було створено моделі послідовної згорткової та багатозадачної нейронних мереж для розпізнавання графічних ідентифікуючих елементів у офіційних документах.

Найкращими моделями серед перевірених для знаходження печаток у офіційних документах стали наступні (усі порівняння проводяться на основі показників точності тестування моделей):

Розмір вхідних даних		К-сть циклів навчання	Характеристика згорткових шарів моделі			Точність тестування (у %)
Ширина	Довжина		Перший шар: к-сть вузлів, (розмір ядра)	Другий шар: к-сть вузлів, (розмір ядра)	Третій шар: к-сть вузлів, (розмір ядра)	
28	32	15	64, (3)	128, (3)	32, (3)	94.87
28	32	20	64, (3)	128, (3)	32, (3)	94.44
28	28	20	64, (3)	128, (3)	32, (3)	94.44
28	32	10	64, (3)	128, (3)	32, (3)	94.01
28	42	20	64, (3)	128, (3)	32, (3)	92.30

Таблиця 4.1 - П'ять найкращих результатів розпізнавання печаток у офіційних документах

Для задачі розпізнавання підписів у офіційних документах найбільш високі результати ефективності роботи згорткової нейронної мережі були у наступних моделях:

Розмір вхідних даних		К-сть циклів навчання	Характеристика згорткових шарів моделі			Точність тестування
Ширина	Довжина		Перший шар: к-сть	Другий шар: к-сть вузлів,	Третій шар: к-сть вузлів,	

а	ина	ння	вузлів, (розмір ядра)	(розмір ядра)	(розмір ядра)	я (у %)
28	32	15	64, (3)	128, (4)	32, (2)	95.58
64	64	12	64, (2)	96, (2)	32, (2)	95.29
64	64	12	64, (2)	128, (2)	32, (2)	94.01
64	64	15	64, (3)	128, (4)	32, (2)	94.01
28	32	15	96, (2)	64, (2)	32, (2)	93.58

Таблиця 4.2 - П'ять найкращих результатів розпізнавання підписів у офіційних документах

Якщо проводити класифікацію офіційних документів за наявністю підписів і печаток (на зображенні присутні і підписи, і печатки одночасно), то найкращими моделями серед розглянутих будуть наступні:

Розмір вхідних даних		К-сть циклів навчання	Характеристика згорткових шарів моделі			Точність тестування (у %)
Ширин а	Довж ина		Перший шар: к-сть вузлів, (розмір ядра)	Другий шар: к-сть вузлів, (розмір ядра)	Третій шар: к-сть вузлів, (розмір ядра)	
64	64	10	96, (3)	64, (3)	32, (3)	96.58
64	64	15	64, (3)	96, (3)	32, (3)	96.15
64	64	12	64, (2)	96, (2)	32, (2)	96.15
64	64	10	64, (2)	128, (2)	32, (2)	95.72
28	32	10	64, (2)	128, (2)	32, (2)	95.29

Таблиця 4.3 - П'ять найкращих результатів розпізнавання підписів і печаток у офіційних документах

Моделями багатозадачної нейронної мережі з найвищим показником ефективності її роботи будуть зазначені нижче:

Розмір вхідних даних		К-сть циклі в навч ання	Характеристика згорткових шарів моделі			Точність тестування (у %)	
Шири на	Дов жин а		Перший шар: к-сть вузлів, (розмір ядра)	Другий шар: к-сть вузлів, (розмір ядра)	Третій шар: к-сть вузлів, (розмір ядра)	печаток	підписів
64	64	8	64, (2)	128, (2)	32, (2)	95.73	94.44
64	64	10	64, (3)	128, (4)	32, (2)	95.30	93.59
28	32	10	64, (3)	96, (3)	32, (3)	95.30	93.59
64	64	15	64, (2)	96, (2)	32, (2)	95.30	93.16
28	32	8	64, (2)	96, (2)	32, (2)	94.87	94.02

Таблиця 4.4 - П'ять найкращих результатів розпізнавання підписів і печаток у офіційних документах

Отже, найкращий результат тестування було отримано в результаті навчання послідовної згорткової нейронної мережі для задачі класифікації офіційних документів за наявністю як підписів, так і печаток, а саме 96.58%. Дана модель нейронної мережі містить наступний недолік: вона підходить тільки для ситуацій, коли офіційні документи класифікуються як ті, що містять і печатки, і підписи, і усі інші (навіть якщо там є або тільки підписи, або тільки печатки). Більш детальну інформації в результаті застосування вказаної нейронної мережі отримати не вийде.

Якщо необхідно отримати інформацію як про наявність печаток на офіційних документах, так і про наявність підписів, то можна застосувати або дві окремі послідовні згорткові нейронні мережі, або одну багатозадачну.

У першому випадку можна отримати точність розпізнавання печаток у розмірі 94.87% та точність розпізнавання підписів у розмірі 95.58%. Але сумарне навчання послідовних моделей згорткових нейронних мереж потребуватиме 19 хвилин 48 секунд, у той час як застосування багатозадачної нейронної мережі потребуватиме всього 12 хвилин 9 секунд, що майже в два рази менше. При цьому у другому випадку досягається точність розпізнавання печаток у розмірі 95.73% та точність розпізнавання підписів у розмірі 94.44%.

Список використаних джерел

1. Forczmanski P. Two-stage approach to extracting visual objects from paperdocuments / P. Forczmanski, A. Markiewicz. // Machine Vision and Applications. – 2016. – No27. – С. 1243–1257.
2. Roy P. Seal Detection and Recognition: An Approach for Document Indexing [Електронний ресурс] / P. Roy, U. Pal, J. Lladós // 10th International Conference on Document Analysis and Recognition. – 2009. – Режим доступу до ресурсу: https://www.researchgate.net/publication/220861099_Seal_Detection_and_Recognition_An_Approach_for_Document_Indexing.
3. Micenková B. Stamp Detection in Color Document Images / B. Micenková, J. van Beusekom. // International Conference on Document Analysis and Recognition. – 2011. – С. 1125–1129.
4. Cüceloğlu İ. Detecting handwritten signatures in scanned documents / İ. Cüceloğlu, H. Oğul. // 19th Computer Vision Winter Workshop. – 2014.
5. SIGNATURE LINE DETECTION IN SCANNED DOCUMENTS / [O. de Lima, S. Janakiraman, E. Saber та ін.]. – 2016. – С. 3254–3258.
6. Offline Signature Verification on Real-World Documents / D.Engin, A. Kantarcı, S. Arslan, H. Ekenel. – 2020.
7. Mandal R. Signature Segmentation from Machine Printed Documents using Conditional Random Field / R. Mandal, P. Roy, U. Pal. // International Conference on Document Analysis and Recognition. – 2011. – С. 1170–1174.
8. Жиркова А. П. АНАЛІЗ МЕТОДІВ МАШИННОГО НАВЧАННЯ В ЗАДАЧІ КЛАСИФІКАЦІЇ ДОКУМЕНТІВ / А. П. Жиркова, О. П. Ігнатенко. // Проблеми програмування. – 2020. – №4. – С. 81–87.

9. Caruana R. Multitask Learning: A Knowledge-Based Source of Inductive Bias / Richard Caruana. // Tenth International Conference on Machine Learning. – 1993.
10. Ruder S. An Overview of Multi-Task Learning in Deep Neural Networks [Электронный ресурс] / Sebastian Ruder. – 2017. – Режим доступа до ресурсу: <https://ruder.io/multi-task/index.html#fn6>.
11. Honchar A. Multitask learning: teach your AI more to make it better [Электронный ресурс] / Alexandr Honchar. – 2018. – Режим доступа до ресурсу: <https://towardsdatascience.com/multitask-learning-teach-your-ai-more-to-make-it-better-dde116c2cd40>.
12. Crawshaw M. MULTI-TASK LEARNING WITH DEEP NEURAL NETWORKS: A SURVEY / Michael Crawshaw.