

УДК 004.82:004:85

*Бушменъов В. Є., здобувач вищої освіти;
Потапова Н. А., канд. екон. наук, доцент кафедри інформаційних технологій,
Донецький національний університет імені Василя Стуса*

ВПЛИВ ЗМІНИ РОЗПОДІЛУ ВХІДНОГО НАБОРУ ДАНИХ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ НА ЇЇ РЕЗУЛЬТАТИВНІСТЬ

Ключові слова: нейронна мережа, датасет, модель, валідація, результативність, класи, машинне навчання.

Вступ. В основі штучних нейронних мереж лежить ідея про наявність штучних нейронів, які окремо є простими і примітивними, але коли вони з'єднуються в мережу, вони можуть виконувати складні операції. Навчання штучних нейронних мереж відбувається через ітеративну активацію певних зв'язків між нейронами та коригування їх ваги. Такий процес навчання відтворює зворотний зв'язок для коригування помилок і покращення результатів [1]. Сьогодні використання нейронних мереж є успішним у багатьох галузях науки і техніки та продовжує розвиватись як з позиції наукової методології, так і в практичному використанні.

Актуальність. Проєкти, які базуються на нейронних мережах, дають можливість автоматизації класу завдань, які раніше вважались недосяжними для комп'ютерів і залежали від розумових здібностей людей. З появою практичного застосування нейронних мереж людство отримало потужний інструмент для полегшення розпізнавання зображень, перекладу текстів та багато інших завдань [2]. Проте незважаючи на те, що нейронні мережі стають все більш поширеними, є ще багато завдань, які потребують подальшого вирішення.

Штучні нейронні мережі – це обчислювальні системи, які були створені на основі біологічної природи нейронних мереж, які зустрічаються у мозку людей та багатьох тварин [1]. Вхідний набір даних для моделі складається із 3 категорій фотографій: «Without mask», «With mask», «Without person». Внаслідок анотування зображень категорії поділяються в зібраному датасеті так, як зображено на рис. 1.

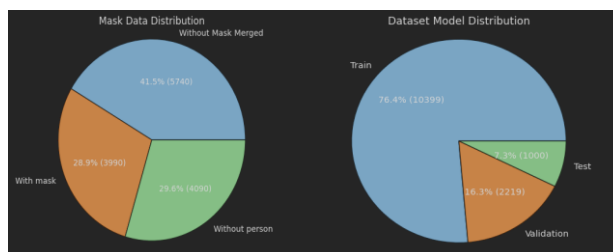


Рисунок 1 – Розбиття датасета на категорії

Датасет розподілено на окремі підвибірки для тренування, валідації та тестування моделі машинного навчання. Категорії поділяються на тренувальній вибірці так, як зображено на рис. 1.

Для аналізу даних були використані модифіковані базові нейронні мережі з Python бібліотеки `tensorflow.keras`. Додаються нові шари до моделі, які будуть відповідальні за розв'язання задачі. Ці нові шари будуть навчатися під час процесу фін-тюнінгу. Модель тренується на своїх даних, використовуючи комбінацію заморожених шарів та нових доданих шарів [3]. Процес тренування вимагав підлаштування гіперпараметрів та регуляризації для досягнення найкращих результатів. Модель набрала досить хороших результатів на тестовій вибірці та показала чудову швидкість передбачення [4]. Але під час аналізу результатів дослідження виявлено, що модель робила велику кількість помилок на фотографіях, подібних до рис. 2.



Рисунок 2 – Фотографії з частково закритим лицем іншим предметом та фотографій з маскою, але не одягненою на рівень губ людини

Розглянувши ці проблемні фотографії, ми бачимо спільні риси. Місце людини, на якому мала бути одягнута медична маска, частково або повністю закрито іншим предметом, їжею або іншою частиною тіла. Маска одягнена, але вона накриває рівень губ. У цьому випадку маска дійсно наявна на фото, але не одягнена. Метою є покращення цієї моделі шляхом видозміни вхідних даних. Було розщеплено клас «Without Mask» на два повноцінні підкласи «Without Mask trivial» та «Without Mask not trivial» зображені на рис. 3.

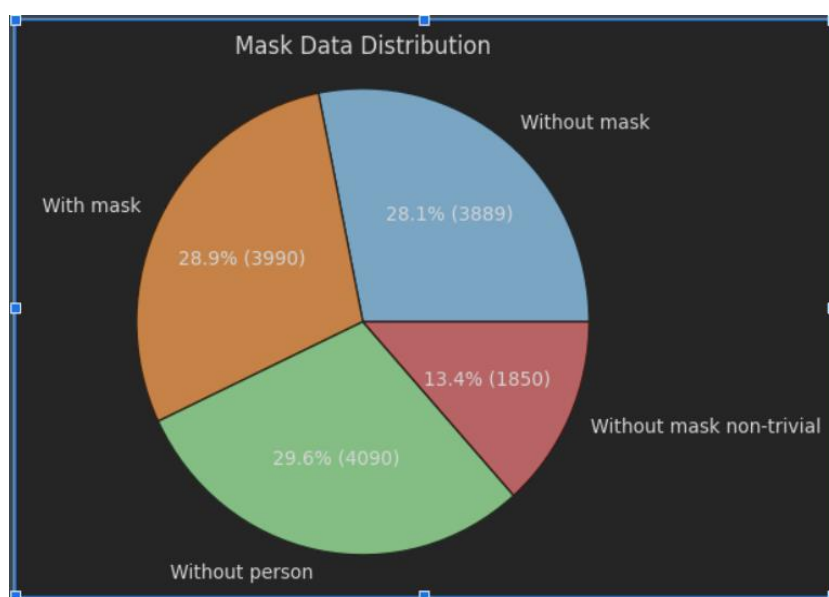


Рисунок 3 – Вигляд даних після розщеплення класу «Without Mask»

Модель була перетренована зі зміненим критерієм оцінки. Отримано чотири категорії замість початкових трьох. Результати зображені в таблиці (рис. 4) залежно від кількості класів у вхідному наборі даних.

	Етап 1	Етап 2
Час тренування Етап 1	1866 с.	1673 с.
Оптимальна кількість епох	21	34
Точність на тренувальній виборці	95.2%	94.3%
Точність на валідаційній виборці	94.3%	96.6%
Точність на тестовій виборці	94.3%	
Швидкість роботи моделі	"min": 0.0217 с. "max": 0.3313 с. "median": 0.0225 с. "mean": 0.02402 с.	
3 класи		

	Етап 1	Етап 2
Час тренування Етап 1	1866 с.	1673 с.
Оптимальна кількість епох	21	34
Точність на тренувальній виборці	95.2%	94.3%
Точність на валідаційній виборці	94.3%	96.6%
Точність на тестовій виборці	94.3%	
Швидкість роботи моделі	"min": 0.0217 с. "max": 0.3313 с. "median": 0.0225 с. "mean": 0.02402 с.	
4 класи		

Рисунок 4 – Порівняння результатів моделей залежно від кількості класів вхідних даних

Модель набрала доволі хороші результати на тестовій вибірці та показала чудову швидкість передбачення, що підтвердило початкову гіпотезу результативності навчання. Створена модель показала 94,3 % на тестових даних. Були створені власні «кастомні» метрики та коллбеки для навчання нейронної мережі [4, 5].

Висновки

Дослідження впливу зміни розподілу вхідного набору даних нейронної мережі на її результативність показало, що створений власний експериментальний підхід на основі розщеплення класів дав змогу збільшити результативність моделі навчання на 1,3 % в порівняно з початковими параметрами.

Список використаних джерел

1. Parfenovich D. Нейронні мережі від теорії до практики. URL: <https://www.mql5.com/ru/articles/497>
2. Поняття нейромережі. URL: <https://termin.in.ua/neuromerezha/>
3. Practical statistics for Data Scientists / П. Брюс, Э. Брюс. O'Really Media Inc., 1005 Gravenstein Highway North, 2018. 304 p.
4. Джеймс Г. An Introduction to Statistical Learning: with Applications in R. Springer New York Heidelberg Dordrecht London. 2017.