

ДОСЛІДЖЕННЯ МОЖЛИВОСТЕЙ GOOGLE COLAB ДЛЯ НАВЧАННЯ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ

Мачоніс Т.С., науковий керівник – к.т.н., проф. Зубков О.В.
Харківський національний університет радіоелектроніки, кафедра
мікропроцесорних технологій і систем,
email: tadas.machonis@nure.ua

Abstract. The application of computer vision methods based on neural networks in robotics and drones is analyzed. 3 datasets of different lengths were created to train different YOLO models. Trained YOLO models in Google Colab and on a personal computer with a GPU. A comparison was made of training time and required hardware resources in Google Colab and on a personal computer with a GPU. Recommendations are given for choosing a hardware platform for training neural networks based on the advantages and disadvantages of Google Colab and a PC with a GPU.

Ключові слова: YOLO, згортоква нейронна мережа, розпізнавання, навчання, апаратні вимоги.

Вступ. Останні десятиліття стрімко розвивається теорія комп'ютерного зору та збільшується кількість вбудованих алгоритмів розпізнавання зображень у робототехніку, дрони, автопілоти і т.і. Ключову роль у розпізнаванні зображень грають нейронні мережі [1]. Глибоке навчання зробило прорив у розпізнаванні образів, долаючи обмеження традиційних методів, пов'язані зі зміною освітлення, неповними даними та складним фоном. Нейронні мережі дають змогу роботам не лише «бачити», а й «розуміти» навколишнє середовище, ухвалюючи рішення в реальному часі.

Ефективне навчання нейронних мереж потребує відповідних обчислювальних ресурсів. Для цього створюються набори даних (датасети), що використовуються у процесі глибокого навчання. Однак навчання вимагає значно більше ресурсів, ніж подальше розпізнавання об'єктів, що робить важливим вибір апаратного забезпечення для цієї задачі.

Сучасні алгоритми комп'ютерного зору, такі як RCNN, Fast RCNN, Faster RCNN, SSD та YOLO, базуються на згорткових нейронних мережах [2-4]. Навчання таких моделей можливе як на персональному комп'ютері з GPU, так і в хмарних сервісах, наприклад, Google Colab [5]. Тому актуальним є дослідження вимог до апаратних ресурсів при навчанні нейронних мереж.

Основна частина. Алгоритм YOLO вирізняється високою швидкістю обробки зображень і точністю розпізнавання. Найефективнішими вважаються версії починаючи з YOLOv5, кожна з яких має кілька архітектурних модифікацій (n, s, m, l, x) з різною кількістю згорткових ядер та параметрів моделі [2-4]. Дані про обсяг параметрів наведено в

таблиці 1.

Для збереження параметрів мережі необхідно до 200 МБ оперативної пам'яті, а для навчання – значно більше, оскільки потрібно обчислювати градієнти та застосовувати метод зворотного поширення помилки.

Таблиця 1 – Кількість параметрів в різних моделях архітектури YOLO

Архітектура	Кількість параметрів, 10 ⁶				
	n	s	m	l	x
YOLOv5	2.6	9.1	25.1	53.2	97.2
YOLOv8	3.2	11.2	25.9	43.7	68.2
YOLOv9	2	7.2	20.1	25.5	58.1

На персональному комп'ютері для навчання нейромереж потрібен потужний GPU з не менш ніж 4 ГБ відеопам'яті, 16 ГБ оперативної пам'яті та процесор із високою продуктивністю. Для роботи з GPU необхідна підтримка CUDA, що доступна лише для відеокарт Nvidia GeForce, Intel та Tesla. Навчання зазвичай здійснюється мовою Python.

Використання Google Colab дозволяє отримати доступ до GPU Tesla T4 із 15 ГБ відеопам'яті та 2560 CUDA-ядрами. Це дає змогу навчати навіть найскладніші архітектури нейромереж. У Google Colab наявне безкоштовне навчання (до 5 годин), а також платні підписки (Colab Pro, Colab Pro+), що пропонують більше обчислювальних ресурсів за \$12 на місяць.

Для експериментів було створено три датасети із зображеннями об'єктів розміром від 640 пікселів: 1й – 1600 зображень, 2й – 4200 зображень, 3й – 20600 зображень

Завантаження великого датасета в Google Colab може займати до 7 годин, що перевищує тривалість безкоштовного сеансу. Оптимальним рішенням є збереження файлів у Google Drive для швидшого доступу.

Час навчання в Google Colab та на ПК наведено в таблиці 2.

Таблиця 2 – Час навчання моделей YOLO на різних датасетах

Датасет N	Час навчання в Google Colab			
	YOLOv5s	YOLOv8s	YOLOv5x	YOLOv8x
1	2h45m	3h05m	88h	55h
2	6h50m	7h40m	1062h	63h50m
3	33h	36h	199h	184h
Час навчання на ПК (години)				
1	2h25m	2h40m	87h	54h
2	6h20m	7h	102h	62h40m
3	31h	34h	197h	182h

Результати досліджень показали, що безкоштовний сеанс Google

Colab не достатній для навчання складних моделей. Навіть розбиття навчання на етапи не вирішує проблему, оскільки перезапуск занять збільшує загальний час навчання у 5-6 разів.

Обсяг необхідної пам'яті GPU для навчання в Google Colab та на ПК представлено в таблиці 3.

Таблиця 3 – Вимоги до об'єму оперативної пам'яті при навчанні нейронної мережі

Об'єм пам'яті GPU в Google Colab при розмірі батча 16, GB			
YOLOv5s	YOLOv8s	YOLOv5x	YOLOv8x
4.36	4.68	11.6	12.4
Об'єм ОЗП ПК (GPU та RAM PC) при розмірі батча 2, GB			
0.85 та 25.2	0.93 та 27	4.96 та 27	3.72 та 27

Висновки. Google Colab забезпечує простий доступ до потужних GPU, але безкоштовний сеанс недостатній для повноцінного навчання великих моделей. Використання платних ресурсів може бути дорогим, тому економічно вигідніше придбати власний GPU.

Навчання на ПК потребує попередньої підготовки (встановлення драйверів, бібліотек), але не має обмежень за часом та розміром датасета. Для ефективної роботи потрібно мінімум 32 ГБ ОЗУ та потужний GPU.

Отже, вибір між Google Colab і локальним ПК залежить від ресурсів, доступного часу та масштабів проекту.

Список використаних джерел:

1. A. Goel, A.K. Goel, A. Kumar. The role of artificial neural network and machine learning in utilizing spatial information. Springer. Vol.31, No.3. 2023; pp.275–285.
2. Hassam T., Muhammad S. K., Muhammad O. T. Performance Analysis and Comparison of Faster R-CNN, Mask R-CNN and ResNet50 for the Detection and Counting of Vehicles. 2021 International Conference on Computing, Communication, and Intelligent Systems, Greater Noida, India, 19-20 February 2021. Piscataway, NJ: IEEE, 2021. P. 587–594.
3. Mukaram S., Nizar Z., Mahmoud M. An Improved YOLOv8 to Detect Moving Objects. IEEE Access. 2023. Vol. 11. P. 1–25.
4. Muhammad H. YOLO-v1 to YOLO-v8, the Rise of YOLO and Its Complementary Nature toward Digital Manufacturing and Industrial Defect Detection. Machines. 2023. Vol. 11, Issue. 7. P. 1–25.
5. T. Carneiro and others. Performance Analysis of GoogleColaboratory as a Tool for AcceleratingDeep Learning Applications. IEEE Access. Vol. 4. 2018. pp.1-9