

Дмитро Дяков, аспірант, наук. керівник Олена Коваленко, к.т.н., доц.

ВИКОРИСТАННЯ ГЛИБОКИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ ДЛЯ РОЗПІЗНАВАННЯ ЗОБРАЖЕНЬ

Покращення якості класифікації зображень – це класична проблема обробки зображень, комп'ютерного зору та полів машинного навчання, яка залишається актуальною для багатьох різноманітних інтелектуальних систем. Класифікація зображень використовується для удосконалення методів розпізнавання для зменшення розриву між комп'ютерним та людським зором шляхом навчання комп'ютера з даними.

Основне обмеження машинного навчання полягає в тому, що, відокремлюючи особливості, воно може формувати лише певний набір ознак на зображеннях і не в змозі виділити диференційовані ознаки з навчального набору даних. Цей недолік виправляється за допомогою глибокого навчання. Методи глибокого навчання дозволяють реалізовувати навчання за допомогою власного методу обчислень шляхом розбиття інформації з однорідною структурою на основі шарової структури та алгоритмів штучної нервової мережної системи (artificial neural network) [1;2]. Такі методи розпізнавання можуть бути використані в різних практичних застосуваннях, наприклад в сфері дистанційного та змішаного навчання [3]

Постановка задачі. Сформувати нейронні мережі для ідентифікації зображень на основі його особливостей в процесах с глибокого навчання.

Для вирішення задачі необхідно сформувати повну модель вилучення ознак на основі навчального набору зображень, з якого за допомогою екстрактору будуть відокремлені диференційовані ознаки.

Для здійснення експерименту були відібрані чотири зображення морської анемони, барометра, стетоскопа та радіоінтерферометр із бази даних ImageNet. У глибоких нейронних мережах кожен вузол самостійно вирішує свої основні вхідні дані і надсилає їх на наступний рівень від імені попереднього рівня.

Ми тренуємо дані в мережах, надаючи вхідне зображення та повідомляючи мережі про його вихід. Нейронні мережі формуються за допомогою визначеної кількості шарів, які задіяні для створення входів і виходів, визначаючи глибину нейронної мережі. Ми використовуємо локальну нормалізацію відповіді. У архітектурі AlexNet є два рівні нормалізації. Глибока нейронна мережа з нелінійністю ReLU може тренуватися більш швидко, ніж лінійна, що використовує однакові функціональні одиниці. ReLU вважає більш швидким та привабливим навчання за допомогою зменшення негативної оцінки до нуля та збереження позитивних оцінок. Позначення руху нейрона, фігурного застосування ядра в позиції (x, y), формують нелінійність ReLU, на основі якої нормалізована реакція руху може бути представлена як:

$$C^i(x,y)=d^i(x,y) / \left(k+a \sum_{j=\max(0,i-n/2)}^{\min(B-1,1+n/2)} d^2 \right)^B$$

Висновки. Виконані тестування та перевірка класифікації на основі визначених чотирьох тестових зображень дозволили зробити висновки щодо правильності здійснення класифікацій та розпізнавання зображень навіть за частиною ознак, що свідчить про ефективність алгоритму глибокого навчання.

Література

1. Fei-Fei Li, Justin Johnson and Serena Yeung (2017) Lecture 9: CNN Architectures. May 2017. URL: http://cs231n.stanford.edu/slides/2017/cs231n_2017_lecture9.pdf
2. H. Lee, R. Grosse, R. Ranganath, and A.Y. Ng. Convolutional deep belief networks for scalable unsupervised learning of hierarchical representations. In Proceedings of the 26th Annual International Conference on Machine Learning, pages 609–616. ACM, 2009.
3. Дяков Д. В. Задачі розпізнавання образів в системах документообігу навчальних закладів / Інтерактивний освітній простір ЗВО: матеріали всеукраїнського науково-практичного вебінару (м. Вінниця, 27 квітня 2020 р.). – Вінниця : ВТЕІ КНТЕУ, 2020. – С. 21-23. – Режим доступу: http://www.vtei.com.ua/doc/doc/27_04_2020_zb_.pdf.