

ОСОБЛИВОСТІ ЗАСТОСУВАННЯ ЗАГОРТКОВИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ ДЛЯ КЛАСИФІКАЦІЇ ЕЛЕМЕНТІВ ОДЯГУ

Новосад А.О.¹⁾, Якобчук П.Ю.²⁾

Тернопільський національний економічний університет

^{1,2)}магістрант

I. Вступ

Сучасний світ моди дуже різноманітний і складний. Щоб постійно бути в тренді необхідно прикласти чимало зусиль. Особливо в умовах сьогодення, коли основна маса покупок здійснюється в мережі Інтернет. Розібратись в неймовірній кількості фасонів, елементів та аксесуарів досить складно. На допомогу любителям онлайн шопінгу приходять комп'ютерні технології. Значна частина пошукових систем використовує в своїй роботі штучний інтелект, основою застосування якого є машинне навчання.

II. Особливості застосування загорткових нейронних мереж

Машинне навчання – це клас методів штучного інтелекту, який дозволяє комп'ютеру працювати в режимі самонавчання без явного програмування [1]. Однією з задач, де застосовуються методи машинного навчання, є розпізнавання та класифікація зображень. Класифікація для комп'ютера це досить складна задача, але а є відносно простою для людини, при умові її обізнаності в певній сфері.

Проведення класифікації в процесі машинного навчання потребує виконання певних послідовних кроків і, як правило, розпочинається з вибору даних і їх підготовки, після чого здійснюється обробка зображення і приведення його до визначених вимог, наступним кроком є встановлення основних характеристик зображення і на завершення власне класифікація, тобто визначення категорії до якої належить зображення.

Задачі розпізнавання та класифікації зображень і об'єктів вирішуються різними способами, але як показує практика найбільш точні результати отримані при використанні загорткових нейронних мереж глибинного навчання, що отримали свою назву від операції згортки яка є часто вживаною в процесі обробки зображень. В нейронній мережі такого типу існує три види шарів: шар згортки (convolution), повнозв'язний шар (fully-connected), та шар пулінгу, або субдискретизації (subsampling, pooling). Послідовність цих шарів визначає якість роботи ЗНМ. Класична структура загорткової нейронної мережі представлена на рисунку 1.

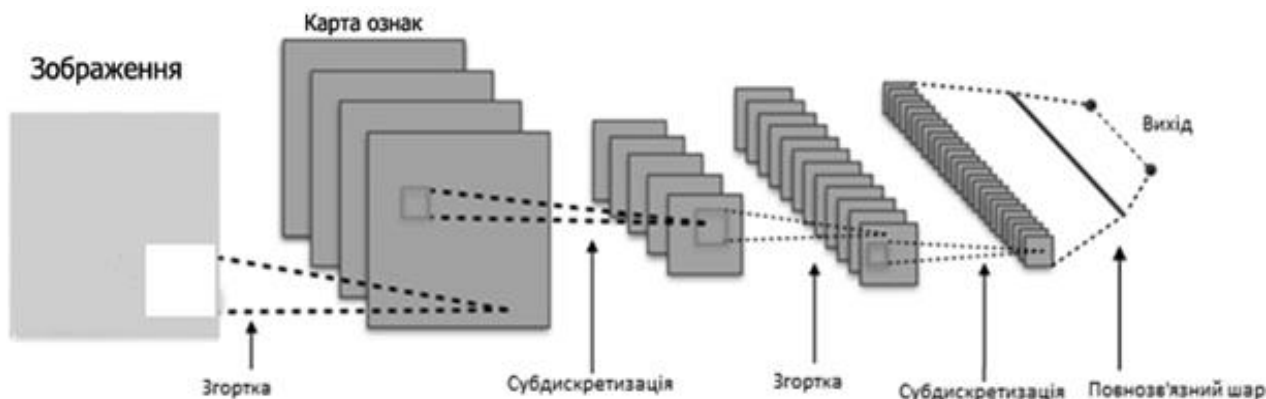


Рисунок 1 - Структура загорткової нейронної мережі

Головним шаром згорткової нейронної мережі беззаперечно можна вважати шар згортки [2], робота якого є основою даної мережі. Параметри шару згортки складаються з набору фільтрів для навчання (також можна зустріти назву - ядра Кернела).

До вхідного зображення застосовується набір фільтрів, що має певний розмір вікна. В результаті фільтрації отримуються декілька карт ознак, як правило стільки ж як і фільтрів. Кожен фільтр ініціалізується довільними значеннями, в результаті на зображенні кожним фільтром виділяється певна властивість.

Основою побудови нейронної мережі є процес навчання, тому побудова системи класифікації зображень не можлива без бази даних, що містить шаблони, для порівняння з об'єктом, який необхідно

віднести до певної категорії. тобто використовуються набори даних (датасети) з відповідним наповненням. При побудові алгоритмів було використано розмічені зображення з DeepFashion [3] датасету для навчання класифікатора елементів одягу. DeepFashion датасет містить зображення і розмічені класифікатори категорій одягу, що містяться у відповідних теках. На рисунку 2 зображено декілька випадкових зображень з цього датасету.



Рисунок 2 - DeepFashion датасет

Як правило, для отримання хороших результатів нейронні мережі повинні пройти процес навчання на датасетах, що містять тільки зображень на протязі тривалого часу і крім того потребують для цього значні обчислювальні ресурси. Коли немає достатньої кількості даних (тобто обсяг датасету не значний), обмежені обчислювальні ресурси або час для навчання можна скористатись методом “Fine-tuning”[4], тобто тонким налаштуванням нейронної мережі. “Fine-tuning”– це підхід, який досить часто використовують для навчання нейронних мереж на картинках при обмеженому наборі навчальної вибірки. Цей підхід базується на використанні заздалегідь навченої моделі на подібній класифікаційній задачі (в нашому випадку – класифікаторі зображень), як основи для побудови нової класифікаційної моделі, при цьому зберігаються ваги і ядра перших шарів навченої нейронної мережі, в яких проводиться визначення базових характеристик зображення. А останні шари, в яких власне і здійснюється класифікація, перенавчати на відповідному датасеті.

На практиці в навченій нейронній мережі проводиться видалення останнього шару і натомість розміщується softmax-шар, що відповідає поставленій задачі. Після цього проводиться навчання нейронної мережі з новими даними для визначення характеристик, специфічних для певного датасету.

Висновки

На основі проведених досліджень можна зробити висновки, що класифікація елементів одягу звичними методами є досить трудомістким процесом, найкращі результати при цьому отримуються при використанні загорткових нейронних мереж. Але і в цьому випадку специфіка задачі не дозволяє в повній мірі скористатись цими перевагами в основному через обмеження обсягів набору даних для навчання, тому найкращих результатів можна досягти з використанням “Fine-tuning”– підходу, що дозволяє використати вже навчену моделі на подібній класифікаційній задачі.

Список використаних джерел

1. В. Штенювич. Вступ до машинного навчання. [Електронний ресурс]. – Режим доступу до ресурсу: <https://dou.ua/lenta/articles/introduction-machine-learning-1>.
2. Y. LeCun, B. Boser, J. S. Denker, D. Henderson, R. E. Howard, W. Hubbard and L. D. Jackel: Back propagation Applied to Handwritten ZipCode Recognition, Neural Computation, 1(4):541-551, Winter, 1989.
3. Large-scale Fashion (DeepFashion) Database [Електронний ресурс]. – Режим доступу до ресурсу: <http://mmlab.ie.cuhk.edu.hk/projects/DeepFashion.html>
4. EcLin, Z.; Ji, K.; Kang, M.; Leng, X.; Zou, H. Deep Convolutional Highway Unit Network for SAR Target Classification with Limited Labeled Training Data. IEEE Geosci. Remote Sens. Lett. 2017, 14, 1091–1095pp.