

інтелектуальних контракти\ів та їх потенціал для blockchain. Аналіз блокованих даних корисний для досліджень і комерційних додатків. Значне місце в аналізі займає BlockSci. Це програмне забезпечення з відкритим вихідним кодом для аналізу діапазону блоків.

1. Bitcoin: A Peer-to-Peer Electronic Cash System, <https://bitcoin.org/bitcoin.pdf>.
2. Plotnikov, V., & Kuznetsova, V. (2018). The Prospects for the Use of Digital Technology “Blockchain” in the Pharmaceutical Market. In *MATEC Web of Conferences* (Vol. 193, p. 02029). EDP Sciences.
3. Pastor, I. G., Olaso, J. R. O., & Fuente, F. S. Unveiling the Opportunities of Using Blockchain in Project Management. *Research and Education in Project Management (Bilbao, 2018)*, 22.
4. Kushch, S., & Prieto Castrillo, F. (2017). A review of the applications of the Blockchain technology in smart devices and distributed renewable energy grids.
5. Lytvyn, V., Kuchkovskiy, V., Vysotska, V., Markiv, O., & Pabyrivskyy, V. (2018, September). Architecture of System for Content Integration and Formation Based on Cryptographic Consumer Needs. In 2018 IEEE 13th International Scientific and Technical Conference on Computer Sciences and Information Technologies (CSIT) (Vol. 1, pp. 391-395). IEEE.

<http://doi.org/10.5281/zenodo.3612256>

Поступила 19.09.2019р.

УДК 004.032.26

І.Є. Ваврук, Львів
Д.В. Воловик, Львів

ВИДІЛЕННЯ ГРАНИЦЬ ЗОБРАЖЕНЬ З ВИКОРИСТАННЯМ ШТУЧНИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ

Abstract. The method of extracting edges of image using a convolutional artificial neural network is developed.

Keywords. Artificial Neural Network, Convolutional Neural Network, Smoothing, Activation Function, image edges.

Постановка проблеми

Комп'ютерний зір широко використовується для імітації ефекту людського зору шляхом електронного «сприйняття» та «розуміння» зображення. Надання комп'ютерам можливості «бачити» є нелегким завданням. Для забезпечення комп'ютерного зору важливим етапом є

виділення границь зображення. Також, цей етап є основним етапом в моделі розпізнавання зображень.

В загальному, границі зображення можна визначати як розрив в значеннях рівня сірого кольору на зображенні. Форма границь на зображеннях залежить від багатьох параметрів: наприклад, від геометричних або оптичних властивостей об'єкта, умов освітлення, рівня шуму в зображеннях тощо [1, 2]. Одержані результати з виділеними границями можуть використовуватись для подальшої сегментації зображень, ідентифікації об'єктів на зображенні, аналізі текстур та виділенні ознак [1-4]. При цьому, від якості одержаних результатів границь зображення залежить якість реалізації комп'ютерного зору.

Тому актуальною задачею для реалізації комп'ютерного зору є пошук ефективного алгоритму виділення границь зображення.

Аналіз останніх досліджень і публікацій

Виділення границь зображень часто використовується в сегментації зображень. В цьому випадку зображення розглядається як комбінація сегментів у яких зображення більш-менш однорідні. Існують дві основних альтернативи для визначення цих сегментів: [1,4,5]

1. Класифікація всіх пікселів, що задовольняють критерію однорідності;
2. Виділення всіх пікселів на границях між різними однорідними ділянками.

Границі в загальному можна охарактеризувати як швидкі зміни профілю зображення. Для їх визначення широко використовуються традиційні фільтри різниці. Також вони можуть бути визначені за допомогою методу Кенні, або Лапласа Гаусса (LOG) [4,5]. При реалізації цих класичних методів, відбувається переміщення маски вздовж зображення та обробка пікселів, які знаходяться під цими масками. Тобто зображення можна представити у вигляді набору пікселів, а фільтри – у вигляді матриці. Знайшовши добуток значень матриці пікселів зображення на значення фільтру можна робити висновок про наявність чи відсутність границі на зображенні.

Основними недоліками класичних методів є можливість допущення помилок за рахунок шуму при переміщенні маски навколо зображення. Крім того, багато фільтрів для визначення границь зображення виділяють границі лише в певних напрямках, тому для визначення границь зображень необхідно використовувати комбінації фільтрів.

Основною перевагою використання згорткових штучних нейронних мереж є можливість зменшення ефекту шумів, а також зменшення складності в порівнянні з комбінаціями фільтрів для обробки зображень.

Отже, в силу розглянутих вище порівнянь для визначення контурів зображення було обрано використання штучної нейронної мережі.

Виклад основного матеріалу

Розробка моделі згорткової нейронної мережі для виділення контурів зображень. Згорткові нейронні мережі (конволюційні нейронні мережі) є варіантами багатошарового перцептрона. Основними концептами загорткових нейронних мереж є max polling та шари згортки.

Max polling є важливим концептом у згорткових нейронних мережах. Його суть полягає у розбитті вхідного зображення на менші прямокутники, які не перекривають один одного, для кожного суб-регіону значення пікселя обчислюється як максимальне значення з вхідного регіону.

Max polling є ефективним з двох причин:

1. Він зменшує обчислювальну складність для верхніх шарів.
2. Він забезпечує форму інваріантності відносно розташування елемента зображення.

Шари згортки відіграють роль фільтрів для виявлення границь на зображенні.

Запропонована розроблена модель згорткової нейронної мережі складається із семи шарів:

1. Шар згортки – 32 фільтри; розмір вікна 3x3, розмірність вхідних даних – 5x5x3, функція активації - ReLU.
2. Max polling – розмір вікна 2x2, одиничний крок.
3. Згортка – 64 фільтри, розмір вікна 3x3, розмірність вхідних даних – 5x5x3, функція активації - ReLU.
4. Max polling – розмір вікна 2x2, одиничний крок.
5. Згладжування.
6. Прихований шар – 128 нейронів.
7. Вихідний шар – 5 нейронів, функція активації - softmax.

Перші чотири шари відносяться до етапу згортки, інші є повністю підключеним багатошаровим перцептроном.

Для роботи моделі необхідно розбити вхідне зображення на суб-регіони розміром 5x5 пікселів. В результаті роботи мережі ми отримуємо кортеж з п'яти значень, кожне з яких відповідає за свій тип границі (горизонтальна, вертикальна, відсутня границя та інші). Тип границі визначається максимальним значенням кортежу.

Відтворення зображення відбувається на основі масиву передбачень моделі. У випадку, коли модель передбачила границю, на регіоні, якому відповідає номер передбачення, малюється чорна точка, інакше – залишається біле тло.

Змінюючи конфігурацію моделі було виявлено що збільшення шарів згортки пришвидшує навчання мережі в метриці кількості епох, однак призводить до грімздікших обчислень та перенавчання мережі.

Для навчання мережі було написано програмний код, що вибирає випадковим чином регіон із зображення та дає можливість користувачу вибрати який саме тип границі там присутній чи границя є відсутньою. На рис.1. наведено наповнення бази даних для навчання згорткової нейронної мережі.

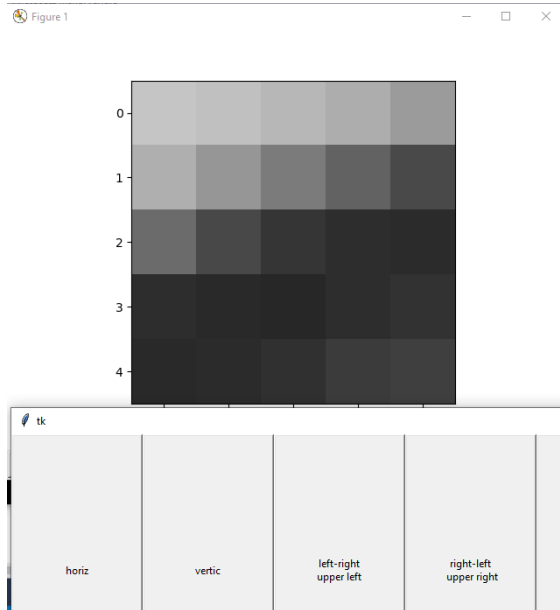


Рис. 1. Наповнення бази для навчання

Таким чином базу для навчання було наповнено 300 патернами для навчання. Оскільки більшість регіонів на природному зображенні не містить границь, більша половина тренувальних даних орієнтована на відсутність границі на зображенні. База для навчання складається з зображень розміром 5 на 5 пікселів, з глибиною кольору 24 біти на піксель.

Результати дослідження згорткової нейронної мережі для виділення границь зображень. Результати роботи згорткової нейронної мережі для виділення границь зображення наведено в таблиці 1. Розмір вхідного зображення 512x512 пікселів, глибина кольору 8 біт на піксель.

Розроблена модель згорткової нейронної мережі також може використовуватись для опрацювання зображень високої роздільної якості. В таблиці 2 наведено результати виділення границь зображення для зображення з розширенням 1200x800 та глибиною кольору 24 біти на піксель.

Результати виділення границь зображення 512x512 пікселів з використанням різної кількості епох

	
Виділення границь зображення з 50 епохами навчання	Виділення границь зображення з 500 епохами навчання
	
Виділення границь зображення з 200 епохами навчання	Виділення границь зображення з 2000 епохами навчання

На зображеннях із нечіткими границями модель розробленої згорткової штучної нейронної мережі може пропускати деякі границі. Цей дефект може виправити збільшення кількості патернів для навчання. В таблиці 3 наведено результати виділення границь таких зображень з нечіткими границями.

Результати виділення границь зображення з розширенням 1200x800 пікселів



Вихідне кольорове зображення розміром 1200x800 пікселів



Виділення границь зображення розміром 1200x800 пікселів



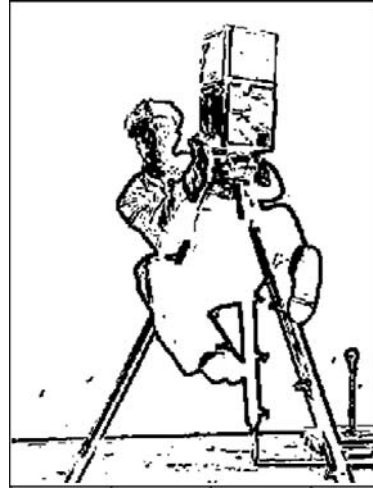
Вихідне зображення



Виділення границь зображення



Вихідне зображення



Виділення границь зображення

Висновки

Згорткова нейронна мережа може ефективно використовуватися як засіб для розпізнавання границь зображень. Для навчання розробленої штучної нейронної мережі використовувалось 350 папернів. При цьому як навчальні паперни використовувались випадки зображень з відсутніми границями. Наведені результати показали, що розроблена згорткова штучна нейронна мережа може ефективно виділяти границі на різних зображеннях. Зокрема, запропонована модель може опрацьовувати зображення з розширення більшим ніж 5 на 5 пікселів із глибиною кольору 24 біти на піксель. Також розроблена модель згорткової нейронної мережі показує хорошу ефективність при обробці зображень високої роздільної здатності та зображень з нечіткими границями.

1. *Mohamed A., Automated Edge Detection Using Convolutional Neural Network./ Mohamed A., El-Sayed Yarub A. Estaitia, Mohamed A. Khafagy. - International Journal of Advanced Computer Science and Applications, Vol. 4, No. 10, 2013., - pp.11-17*
2. *Wang, R.: Edge detection using convolutional neural network. In: International Symposium on Neural Networks. Springer, 2016. - pp. 12–20.*
3. *Бодянский Е.В. Искусственные нейронные сети: архитектура, обучение, применение/ Е.В. Бодянский, О.Г. Руденко – Харьков:ТЕЛЕТЕХ, 2004. – 369с.*
4. *Сойникова Е. С. Высокопроизводительный метод обнаружения границ на медицинских изображениях/ Сойникова Е.С., Рябых М.С., Багищев Д.С., Синюк В.Г., Михелев В.М. – Научный результат. Информационные технологии – 2016 – Том.1. Выпуск №3, 2016. - С.1-2.*
5. *Гонсалес Р. Цифровая обработка изображений. / Р. Гонсалес, Р. Вудс. – М.: Техносфера, 2005. – 1072 с.*

<http://doi.org/10.5281/zenodo.3612258>

Поступила 23.09.2019р.