

окрестностей $W1$ и $W2$. Полученные количественные значения обобщенного контраста изображений подтверждают эффективность предложенного подхода, в котором сокращено время вычислений за счет упрощения перехода из области нечеткости к пространственной области.

Список использованных источников:

1. Калініченко Ю. В. Аналіз методів фільтрації контурів зображення / Ю. В. Калініченко // Інформатика та системні науки (ІСН-2015): матеріали VI Всеукраїнської науково-практичної конференції за міжнародною участю (м. Полтава, 19–21 березня 2015 р.). – [Електронний ресурс] – Режим доступу: <http://dspace.puet.edu.ua/handle/123456789/2423>
2. Калініченко Ю. В. Нечітка логіка як метод для підвищення контрасту зображень / Ю. В. Калініченко // Інформаційне суспільство: технологічні, економічні та технічні аспекти становлення: матеріали Всеукраїнської наукової Інтернет-конференції (м. Тернопіль, 26–27 жовтня 2015 р.). – [Електронний ресурс] – Режим доступу: <https://drive.google.com/file/d/0B5zf29RiqndFQXNBdm5SUWp3enc/view>
3. Калиниченко Ю. В. Модификация алгоритма Виолы-Джонса на основе адаптивного скользящего окна. Сборник научных трудов SWorld. – Иваново: «Научный мир», 2016 – С. 21-26. – [Електронний ресурс] – Режим доступу: <http://www.sworld.com.ua/index.php/ru/technical-sciences-116/informatics-computer-science-and-automation-116/27293-116-160>

Момотюк П.В.

студент,

Хмельницький національний університет

ОПТИМІЗАЦІЯ АРХІТЕКТУРИ ЗГОРТКОВИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ ЗА РОЗТАШУВАННЯМ ВУЗЛІВ RELU

Згорткові нейронні мережі (ЗНМ) досягли значних успіхів у різних завданнях комп'ютерного зору, таких як класифікація зображень, розпізнавання та відстеження об'єктів тощо [1]. Незважаючи на свою глибину, однією з ключових характеристик сучасної системи глибокого навчання є використання ненасичених функцій активації (наприклад, ReLU) на противагу насиченим аналогам (наприклад, сигмоїда, гіперболічний тангенс). Перевага використання ненасичених функцій активації лежить у двох аспектах: по-перше, вирішити так званий «затухаючий градієнт»; по-друге, для прискорення швидкості збіжності.

Серед усіх ненасичених функцій активації найбільш ефективною виявилась ReLU (з англ. «rectified linear unit» – випрямлений лінійний вузол) [4]. ReLU є кусково лінійною функцією, що відсікає від'ємну частину до нуля, при цьому зберігаючи додатну частину. Ця функція володіє властивістю, що полягає у розсіюванні активації після проходження шару з ReLU. Прийнято вважати, що такі чудові характеристики ReLU є результатом саме її розрідженості [2].

Незважаючи на поширеність нейронних мереж із функцією активації ReLU, нещодавні удосконалення моделей і теоретичні принципи для їх навчання вкрай рідко зосереджені саме на властивостях ReLU. В той же час,

використання ReLU може призвести до певних проблем, а саме: в ході тренування мережі, великий градієнт, протікаючи через нейрон ReLU, може обнулити ваги нейронів, що призведе до невідвортної «смерті» вузлів ReLU. Наприклад, може виникнути ситуація, коли майже половина нейронної мережі є «мертвою», тобто нейрони ніколи не активуються по всьому навчальному наборі даних. Також відкритим залишається питання розташування вузлів ReLU по відношенню до згорткових шарів, оскільки саме це прямо впливає на швидкість навчання мережі та ефективність її роботи. У даній роботі розглядаються шляхи вирішення вищезгаданих проблем.

Для вирішення поставленого завдання використано пакет інструментів MatConvNet пакета прикладних програм MATLAB [3]. Архітектура пакету MatConvNet відповідає наступній схемі:

$$\text{INPUT} \rightarrow \text{CONV} \rightarrow \text{MPOOL} \rightarrow \text{CONV} \rightarrow \text{MPOOL} \rightarrow \\ \rightarrow \text{CONV} \rightarrow \text{ReLU} \rightarrow \text{CONV} \rightarrow \text{SOFTMAX},$$

де INPUT – початковий шар, що містить значення пікселів зображення;

CONV – згортковий шар, що реалізує ідею так званих локальних рецептивних полів, тобто кожен вихідний нейрон з'єднаний тільки з певною (невеликою) областю вхідної матриці (маємо чотири згорткових шари);

MPOOL – об'єднуючий шар, що розбиває вхідне зображення на безліч непересічних прямокутників, і для кожної такої підобласті, видає максимальне значення;

ReLU – являє собою поелементну функцію активації вигляду $\max(0, x)$;

SOFTMAX – завершальний шар, що перетворює вектор дійсних чисел в вектор ймовірностей (невід'ємні дійсні числа, що не перевищують 1).

Для встановлення оптимальної архітектури ЗНМ використано метод обмеженого перебору [6, с. 55]: після кожного з чотирьох згорткових шарів методом перебору пропонується покласти шар ReLU. Таким чином, отримали шістнадцять типів архітектур ЗНМ наступного вигляду (до розгляду не приймаються шари INPUT, MPOOL та SOFTMAX):

$$\begin{aligned} & [\text{CONV} - \text{CONV} - \text{CONV} - \text{CONV}], \\ & [\text{CONV} - \text{CONV} - \text{CONV} - \text{CONV} - \text{RELU}], \\ & [\text{CONV} - \text{CONV} - \text{CONV} - \text{RELU} - \text{CONV}], \\ & [\text{CONV} - \text{CONV} - \text{CONV} - \text{RELU} - \text{CONV} - \text{RELU}], \\ & \dots \\ & [\text{CONV} - \text{RELU} - \text{CONV} - \text{RELU} - \text{CONV} - \text{RELU} - \text{CONV} - \text{RELU}]. \end{aligned}$$

В результаті проведеного аналізу побудовано математичну модель для визначення оптимальної архітектури ЗНМ за розташуванням вузлів ReLU:

$$C = C(N, [p_1 \ p_2 \ p_3 \ p_4]),$$

де C – функція обмеженого перебору;

N – значення пікселів вхідного зображення, $N \in \{28, 32, 36, 40, 44, 48, 52, 56, 60, 64\}$;

$p_i, i = \overline{1,4}$ – комбінація вузлів ReLU.

Тестування моделі проводилось з використанням пакету MatConvNet на основі бази даних MNIST. Результати тестування розміщено до репозиторію GitHub [5].

Попередні результати показали, що найнижчий коефіцієнт помилок демонструє комбінація ReLU [C CR C CR]. У майбутньому планується провести тестування моделі з більшою кількістю вхідних даних.

Список використаних джерел:

1. Girshick R. Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation / R. Girshick, J. Donahue, T. Darrell, J. Malik // In CVPR. – US Berkeley, 2014. – Vol. 6. – P. 580-587.
2. Glorot X. Deep sparse rectifier networks / X. Glorot, A. Bordes, Y. Bengio // In Proceedings of the 14th International Conference on Artificial Intelligence and Statistics. – JMLR W&CP, 2011. – Vol. 15. – P. 315-323.
3. MatConvNet: CNNs for MATLAB [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <http://www.vlfeat.org/matconvnet/> (дата звернення: 17.10.16).
4. Nair V. Rectified linear units improve restricted Boltzmann machines / V. Nair, G. E. Hinton // In ICML. – Toronto, 2010. – P. 807-814.
5. The results of CNN training with different ReLU combination [Електронний ресурс]. – Режим доступу: https://github.com/soolstafir/ReLU_Data/tree/master (дата звернення 01.12.16).
6. Колодчак О. М. Інтелектуальний аналіз даних / О. М. Колодчак; Нац. ун-т «Львів. політехніка». – Львів: Вид-во Нац. ун-ту «Львів. політехніка», 2013. – С. 55-56.

Оката Я.Г.

магістр;

Хлопицький О.О.

кандидат технічних наук, доцент,

Український державний хіміко-технологічний університет

СТАН ТА ПЕРСПЕКТИВИ РОЗВИТКУ УТИЛІЗАЦІЇ ВІДХОДІВ ЗБАГАЧЕННЯ ЗАЛІЗНОЇ РУДИ

Підприємства гірничо-металургійного комплексу (ГМК), враховуючи сировинну базу залізних руд, розвинуту мережу промислових підприємств з їх видобутку та збагачення, металургійних підприємств, заводів по виготовленню різноманітної металевої продукції, безумовно, є і будуть залишатися стратегічним промисловим потенціалом України, що забезпечує основну долю фінансових надходжень до бюджету країни.

Але добування, переробка та використання сполук заліза, нажаль наносить велике екологічне навантаження на подальший розвиток міст, районів та областей в місцях концентрації підприємств [1, с. 151].

Останнім часом актуальним методом для зменшення екологічного навантаження є розроблення та поступове впровадження екологічно привабливих технологій використання відходів ГМК, особливо твердих, як вторинної сировини при виробництві різного роду функціональних матеріалів.