

Структурно-Параметричний Синтез Згорткових Нейронних Мереж

Віктор Синеглазов
кафедра авіаційних комп'ютерно-інтегрованих
комплексів
Національний авіаційний університет
Київ, Україна
svm@nau.edu.ua

Олена Чумаченко
кафедра технічної кібернетики
Національний технічний університет України
«Київський політехнічний інститут ім. Ігоря
Сікорського», Київ, Україна
chumachenko@tk.kpi.ua

Structural-Parametric Synthesis of Convolution Neural Networks

Victor Sineglazov
dept. of Aviation Computer-Integrated Complexes
National Aviation University
Kyiv, Ukraine
svm@nau.edu.ua

Olena Chumachenko
dept. of Technical Cybernetic,
National Technical University of Ukraine
“Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute”, Kyiv, Ukraine
chumachenko@tk.kpi.ua

Анотація—Розглянуто структурно-параметричний синтез згорткових нейронних мереж для розв'язання задачі обробки зображень. Наведено класифікацію типів шарів, які формують згорткові нейронні мережі з визначенням їх функціонального призначення та математичних моделей, які їх описують. Детально розглянуто процедуру ініціювання вагових коефіцієнтів. Проаналізовано методи запобігання перенавантаженню згорткових нейронних мереж. Показано, що найбільшу перспективу має метод виключення. Визначення найбільш значущих з точки зору ефективності параметрів згорткової нейронної мережі проводилося в результаті експерименту над комбінованою мережею, яка складається з згорткової нейронної мережі, класифікатора та розгорткової нейронної мережі що дозволяє не тільки розпізнавати елементи зображення, а й помічати на ньому розпізнанні елементи. Для експерименту використовувалася база даних MNIST (база даних зразків рукописного написання цифр). Наведено план проведення чисельного експерименту з метою виявлення параметрів згорткових нейронних мереж, які найбільше впливають на результати розв'язання задачі їх структурно-параметричного синтезу. В якості алгоритму оптимізації запропоновано використання генетичного алгоритму, для реалізації якого визначено розмір і структуру хромосоми. Визначено вид операторів генетичного алгоритму та розмір популяції. Наведено приклад побудови оптимальної згорткової нейронної мережі за критерієм точності.

Abstract—Structural-parametric synthesis of convolutional neural networks for solving the problem of image processing is considered. Classification of types of layers that form

convolutional neural networks with the definition of their functional purpose and mathematical models that describe them are given. The procedure of weight coefficients initialization is considered in detail. Methods of overfitting avoidance of convolutional neural networks are analyzed. It has been shown that dropout has the greatest prospect. The definition of the most significant parameters of convolutional neural networks by the criterion of their effectiveness was carried out as a result of the experiment on a combined network consisting of a convolutional neural network, a classifier and a deconvolutional neural network, that allows not only to recognize the elements of the image, but also to mark the recognition elements on it. For the experiment, it was used database MNIST (database of samples of digits handwritten writing). The plan of the numerical experiment design with the purpose of convolutional neural networks parameters determination that most influence on the structural-parametric synthesis problem solution results is given. As an algorithm of optimization, it is proposed a genetic algorithm for the realization of which the chromosome size and structure is determined. The type of genetic algorithm operators and the size of the population are determined. An example of an optimal convolutional neural network constructing according to the criterion of accuracy is given.

Ключові слова—згорткова нейронна мережа; структурно-параметричний синтез; алгоритм оптимізації

Keywords—convolution neural network; structural-parametric synthesis; genetic optimization algorithm

I. ВСТУП

Згорткова нейронна мережа (ЗНМ) – це особлива архітектура штучної нейронної мережі, що імітує особливості зорової області кори головного мозку.

Згорткова нейронна мережа будується на основі операції згортки, що дозволяє навчати ЗНМ на окремих частинах зображення, ітераційно збільшуючи локальну область навчання окремого ядра згортки.

Припустимо, що $x(t)$ це деяка функція при $t \in \mathfrak{R}$.

Тоді згортка $x(t)$ з ядром $k(t)$ це функція $S(t)$, яка визначається як

$$S(t) = (x \cdot k)(t) \equiv \int_{-\infty}^{\infty} x(\tau)k(t - \tau)d\tau. \quad (1)$$

Якщо функція дискретна, тобто $t \in Z$, то

$$S(t) = (x \cdot k)(t) \equiv \sum_{\tau=-\infty}^{\infty} x(\tau)k(t - \tau). \quad (2)$$

Якщо $I(i, j)$ – зображення, то згортку зображення $I(i, j)$ з ядром $K(t, s)$ буде записано як

$$S(i, j) = (I \cdot K)(i, j) \equiv \sum_{m=0}^i \sum_{n=0}^j I(m, n)K(i - m, j - n), \quad (3)$$

де m, n – поточне положення ядра відносно зображення $I(i, j)$ з розміром $i \times j$.

Ключовим моментом в розумінні ЗНМ є поняття так званих спільних ваг, тобто частина нейронів деякого шару нейронної мережі може використовувати одні і ті самі вагові коефіцієнти. Нейрони, що використовують одні й ті самі ваги, об'єднуються в карти ознак, а кожен нейрон карти ознак пов'язаний з частиною нейронів попереднього шару. При обчисленні мережі виходить, що кожен нейрон виконує згортку деякої області попереднього шару (яка визначається множиною нейронів, пов'язаних з даними нейроном). Шари нейронної мережі, побудовані описаним чином, називаються згортковими шарами. Крім згорткових шарів в згортковій нейронній мережі можуть бути шари агрегації (субдискретизації), що виконують функції зменшення розмірності карти ознак, і повнозв'язані шари (класифікатор, який знаходиться на виході мережі). Згорткові шари та шари агрегації можуть чергуватися, найчастіше шари агрегації розміщують за шарами згортки.

Загальний вигляд ЗНМ показано на рис. 1.

Комбіновану мережу, яка складається з згорткової нейронної мережі, класифікатора та розгорткової нейронної мережі наведено на рис. 2. Така архітектура дозволяє не тільки розпізнавати елементи зображення, а й помічати на ньому розпізнанні елементи. Розгорткова нейронна мережа є дзеркальним відображенням згорткової нейронної мережі.



Рис. 1. Загальний вигляд згорткової нейронної мережі.

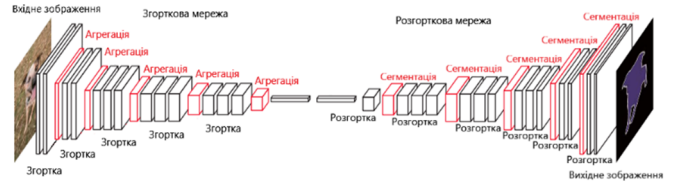


Рис. 2. Комбінована згорткова нейронна мережа.

Навчання згорткової нейронної мережі можна розподілити на чотири етапи: ініціалізація вагових коефіцієнтів, пряме проходження еталонних вхідних сигналів, розрахунок функції похибки, обернене поширення похибки та оновлення вагових коефіцієнтів.

Першим етапом навчання згорткової мережі є ініціювання вагових коефіцієнтів. В загальному випадку, якщо в згортковій нейронній мережі використовуються шари згортки, агрегуючі та повнозв'язані шари, то необхідно ініціювати лише ядра згортки згорткових шарів та повнозв'язані шари. Якщо в мережі використовуються також розгорткові шари, то необхідно також ініціювати їх вагові коефіцієнти. Для навчання згорткової нейронної мережі в даній роботі використовується нормалізовану ініціалізацію [5] – [7], яка носить назву ініціалізація Glorot

$$W \cong U \left[-\frac{\sqrt{6}}{\sqrt{n_j + n_{j+1}}}, \frac{\sqrt{6}}{\sqrt{n_j + n_{j+1}}} \right], \quad (4)$$

де U – рівномірне розподілення на відрізку; n_j – кількість нейронів на поточному шарі мережі; n_{j+1} – кількість нейронів на наступному шарі мережі. Використання нормалізованої ініціалізації приводить до зниження насичення нейронів й сигнал помилки поширюється значно краще.

Метод нормалізованої ініціалізації вагових коефіцієнтів було адаптовано для функції активації ReLU, коли початкові вагові коефіцієнти W ініціюють наступним чином:

$$W \cong U \left[-\frac{2}{n_j}, \frac{2}{n_j} \right], \quad (5)$$

де U – рівномірне розподілення на відрізку; n_j – кількість нейронів на поточному шарі мережі. Метод нормалізованої ініціалізації вагових коефіцієнтів дозволив досягати якісного навчання глибоких нейронних мереж без необхідності використовувати попереднє навчання без учителя.

Для навчання ЗНМ використовується метод зворотного поширення похибки.

Однією із серйозних проблем навчання ЗНМ є проблема перенавчання, коли модель добре пояснює тільки приклади з навчальної вибірки, адаптуючись до навчальних прикладів, замість того щоб вчитися класифікувати приклади, які не брали участі в навчанні (втрачаючи здатність до узагальнення). Існують наступні підходи для уникнення такої ситуації: штучні дані, рання зупинка, обмеження кількості параметрів, методи проріджування або виключення, виключення з'єднань, ослаблення ваг, ієрархічних координатних сіток.

Метод Dropout також значно покращує швидкість тренування, що робить поєднання моделей практичним, навіть для глибоких нейронних, і послаблює взаємодії між вузлами, ведучи їх до навчання надійніших ознак, що краще узагальнюються на нові дані.

II. ВИЗНАЧЕННЯ НАЙБІЛЬШ ЗНАЧУЩИХ З ТОЧКИ ЗОРУ ЕФЕКТИВНОСТІ ПАРАМЕТРІВ ЗГОРТКОВОЇ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ

Визначення найбільш значущих з точки зору ефективності параметрів згорткової нейронної мережі проводилося в результаті експерименту над комбінованою мережею, яка складається з згорткової нейронної мережі, класифікатора та розгорткової нейронної мережі.

Для експерименту використовувалася база даних MNIST (база даних зразків рукописного написання цифр).

В якості функції активації використовується функція ReLU, а класифікатора – автоенкодер.

На основі аналізу результатів перевірки комбінованої ЗНМ на перевіірочній вибірці, представлений у табл. 1 – 4 можна визначити значущі параметри для ЗНМ:

- 1) Кількість шарів згортки.
- 2) Кількість шарів агрегації.
- 3) Взаємне розміщення шарів згортки та агрегуючих шарів.

- 4) Шари згортки (на кожному шарі окремо):
 - розмір ядра згортки(на кожному шарі окремо);
 - кількість карт ознак(на кожному шарі окремо);
 - величина зміщення (на кожному шарі окремо);
 - параметр крайового ефекту.
- 5) Шари агрегації (на кожному шарі окремо):
 - розмір ядра агрегації;
 - функція ядра агрегації.
- 6) Повноз'єднані шари (на кожному шарі окремо):
 - кількість повноз'єднаних шарів;
 - розмір кожного шару;
 - тип класифікатора: повнозв'язний шар або щось інше.
- 7) Наявність операції вилучення для кожного шару: – процент вилучення та випадкова функція.

III. ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ

Змінні, які визначено у пункті II відображають структуру та параметри згорткової нейронної мережі.

Ставиться задача структурно-параметричного синтезу ЗНМ, що передбачає визначення оптимальних значень вищенаведених змінних.

IV. РОЗВ'ЯЗОК ЗАДАЧІ

Для оптимізації структури та параметрів ЗНМ використано генетичний алгоритм [1] – [4].

У першу чергу опишемо структуру та розмір хромосоми.

Схематичне зображення одної хромосоми показано у табл. 1.

ТАБЛИЦЯ I. МАСШТАБОВАНЕ ПРЕДСТАВЛЕННЯ ХРОМОСОМИ, УСЬОГО 30 ГЕНІВ

Наявність 1 біт	Наявність 1 біт	Наявність 1 біт	Наявність	Наявність	Наявність
Кількість карт ознак 7 біт – від 4 до 256	Кількість карт ознак 7 біт – від 4 до 256	Кількість карт ознак 7 біт – від 4 до 256	Розмір повнозв'язного шару 11 біт – шар має розмір від 0 до 1024 включно.	Розмір повнозв'язного шару 11 біт – шар має розмір від 0 до 1024 включно.	Розмір повнозв'язного шару 11 біт – шар має розмір від 0 до 1024 включно.
Розмір ядра 3 біта – від 3 до 8 включно	Розмір ядра 3 біта – від 3 до 8 включно	Розмір ядра 3 біта – від 3 до 8 включно			
Зміщення, 2 біта	Зміщення, 2 біта	Зміщення, 2 біта	Dropout, 5 бітів, можливі значення виключення від 0% до 30%.	Dropout, 5 бітів, можливі значення виключення від 0% до 30%.	Dropout, 5 бітів, можливі значення виключення від 0% до 30%.
Dropout, 5 бітів, можливі значення виключення від 0% до 30%.	Dropout, 5 бітів, можливі значення виключення від 0% до 30%.	Dropout, 5 бітів, можливі значення виключення від 0% до 30%.			
Крайові ефекти	Крайові ефекти	Крайові ефекти	Dropout, 5 бітів, можливі значення виключення від 0% до 30%.	Dropout, 5 бітів, можливі значення виключення від 0% до 30%.	Dropout, 5 бітів, можливі значення виключення від 0% до 30%.
Шар агрегації (пулінгу), 3 біта.	Шар агрегації (пулінгу), 3 біта.	Шар агрегації (пулінгу), 3 біта.			

Результати роботи генетичного алгоритму з оптимізації згорткової мережі наведено у табл. 2 [8], [9].

ТАБЛИЦЯ II. ДЕСЯТЬ КРАЩИХ РЕЗУЛЬТАТІВ

0	Перший шар згортки	Другий шар згортки	№	Пра- щури	Точ- ність	Час нав- чан- ня	Параметри мережі
1	12 карт ознак з розміром ядра 3x3 та зміщенням 1. Шар максупулінгу з розміром ядра 2x2.	72 карт ознак з розміром ядра 3x3 та зміщенням 1. Шар максупулінгу з розміром ядра 2x2.	46	М=10, Б=5	0,000814 6313731	788,4 2384 6	{ПЗШ': [256], 'Зм': [1, 1], 'КЕ': ['0', '0'], 'Пр': 'М=10 , Б=5', 'Ід': 46, 'РП': [2, 2], 'ВПЗШ': [0], 'ВЗ': [0, 0], 'РЯ': [3, 3], 'КЯЗ': [12, 72]}

*ПЗШ – повноз’язаний шар; Зм – зміщення; КЕ – крайові ефекти; Пр – пращури; М – мати; Б – батько; Ід – ідентифікатор; РП – розмір пулінгу (агрегації); ВПЗШ – виключення повноз’єданого шару (дропаут); ВЗ – виключення згорткового шару; РЯ – розмір ядра згортки; КЯЗ – кількість ядер згортки.

Усі найкращі результати мають 2 шари згортки, тому в табл. 2 не наведені мережі з 3 або 4 згортковими шарами. В кожній мережі за згортковим шаром слідує агрегуючий.

ВИСНОВКИ

На основі аналізу експериментальних даних визначено найбільш значущі з точки зору ефективності параметри згорткових нейронних мереж. Обґрунтовано використання генетичного алгоритму для розв’язання задачі структурно-параметричного синтезу згорткових нейронних мереж. Наведено приклад визначення оптимальної структури та параметрів згорткових нейронних мереж, використовувалася база даних MNIST.

ЛІТЕРАТУРА REFERENCES

- [1] J. Horn, N. Nafpliotis, and D. E. Goldberg, “A niched Pareto genetic algorithm for multiobjective optimization,” *In Proceedings of the First IEEE Conference on Evolutionary Computation*, Piscataway, vol. 1, pp. 82-87, 1994.
- [2] S. Watanabe, T. Hiroyasu, and M. Miki, “NCGA: Neighborhood Cultivation Genetic Algorithm for Multi-Objective Optimization

- Problems,” *Proceedings of the Genetic and Evolutionary Computation Conference*, 2002, pp. 458-465.
- [3] E. Zitzler, K. Deb, and L. Thiele, “Comparison of multiobjective evolutionary algorithms: Empirical results,” *Evolutionary Computation*, vol. 8, pp. 173-195, 2000.
- [4] E. Zitzler and L. Thiele, “Multiobjective evolutionary algorithms: A comparative case study and the strength Pareto approach,” *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, vol. 3, no. 4, pp. 257-271, 1999.
- [5] Y. LeCun, B. Boser, J. S. Denker, D. Henderson, R. E. Howard, W. Hubbard and L. D. Jackel, “Backpropagation Applied to Handwritten Zip Code Recognition,” *Neural Computation*, Winter, 1989, pp. 541-551.
- [6] H. Lee, R. Grosse, R. Ranganath, and A. Y. Ng, (2009a). Convolutional deep belief networks for scalable unsupervised learning of hierarchical representations. In *ICML’2009*.
- [7] В. Т. Фисенко, Т. Ю. Фисенко, Компьютерная обработка и распознавание изображений: учеб. пособ. Санкт-Петербург, СПбГУ ИТМО, 2008, 192 с.
- [8] Е. И. Чумаченко, О. Ю. Левицкий, «Разработка алгоритма обработки изображений для задач диагностики.» *Электроника та системи управління*, Київ, НАУ, 2011, №1(27), С.57-65.
- [9] О. І. Чумаченко, Д. Ю. Коваль, «Гібридний еволюційний алгоритм формування топології глибокої нейромережі.» *Матеріали міжнародної науково-практичної конференції «Інформаційні технології та комп’ютерне моделювання»*. Івано-Франківськ, Яремче, Україна (23 – 28 травня 2016 р.), С. 20-22.