

ПОКООРДИНАТНИЙ СПУСК ДЛЯ НАЛАШТУВАННЯ ПАРАМЕТРІВ НЕЙРОКОМП'ЮТЕРНИХ СИСТЕМ РОЗПІЗНАВАННЯ ОБРАЗІВ

Сучасні інформаційні технології важко уявити без використання нейрокомп'ютерних систем, проте ефективність їх роботи, значно залежить від правильного налаштування параметрів нейронної мережі [1]. У зв'язку з цим, дослідження безградієнтних методів оптимізації, зокрема поєднання алгоритму покоординатного спуску та елементів методу золотого перетину для налаштування параметрів нейрокомп'ютерних систем розпізнавання образів є на сьогодні важливим напрямком дослідження, що може покращити ефективність їх використання у системах з обмеженими ресурсами.

Для обґрунтування наукових результатів проведеного дослідження було використано метод моделювання, який включав розробку програмної моделі для перевірки адекватності функціонування створеного алгоритму.

Автором запропонований прототип моделі нейромережі для розпізнавання образів, в основі якої використаний покоординатний спуск та метод золотого перетину для вирішення задачі одновимірної оптимізації.

Концепція покоординатного спуску полягає в послідовній оптимізації функції багатьох змінних, шляхом оптимізації одного напрямку в конкретний момент часу. Метод покоординатного спуску для мінімізації $F : \mathbb{R}^d \rightarrow \mathbb{R}$ задається ітерацією [2]:

$$\omega_{k+1} \leftarrow \omega_k - \alpha_k \mathbf{v}_{ik} F(\omega_k) e_{ik}, \text{ де } \mathbf{v}_{ik} F(\omega_k) = \frac{\partial F}{\partial \omega_{ik}}(\omega_k).$$

ω_{ik} представляє i_k -й елемент вектора параметрів, а e_{ik} представляє i_k -й вектор координат для деякого $i_k \in \{1, \dots, d\}$.

Ідея методу золотого перетину полягає в діленні відрізка за пропорціями так званого золотого перетину (значення якого приблизно дорівнює 1,618) та порівнянні значень функції в кінцевих точках отриманих інтервалів.

Реалізація моделі здійснена завдяки мові програмування *Python* та типових модулів: *numpy*, *random*, *time* та *matplotlib*.

Характеристика розроблюваної моделі: багатошаровий перцептрон, нейронні мережі прямого поширення, навчання з вчителем, неоднорідна структура мережі.

Для нейронів прихованого шару використана активаційна функція типу *ReLU*, для нейронів вихідного шару – типу *Softmax*.

Гіперпараметри моделі підбирались методом тестування та задовільних результатів, з точки зору точності та швидкості навчання, вдалось досягнути при наступних значеннях: к-сть прихованих шарів - 16, швидкість навчання - 0.05 с, кількість епох - 1000, розмір зміщення - 10. Для перевірки адекватності моделі використані тестові та валідаційні дані, при яких точність навчання наближається до 100%.

Для систем розпізнавання образів з обмеженими інформаційно-обчислювальними ресурсами, доцільно застосовувати методи налаштування параметрів, заснованих на безградієнтних методах оптимізації. В проведеному дослідженні пропонується модифікація алгоритму покоординатного спуску, який продемонстрував задовільні результати під час навчання моделі нейронної мережі для розпізнавання образів.

На рис. 1 наведений процес збіжності навченої моделі.

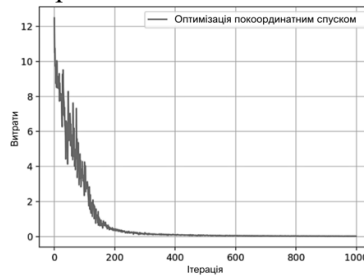


Рис.1. Ілюстрація процесу збіжності

ВИКОРИСТАНІ ДЖЕРЕЛА

1. Y. LeCun, Y. Bengio, and G. Hinton. *Deep learning*. *Nature*, 521, 436–444, 2015.
2. L. Bottou, F. E. Curtis, and J. Nocedal. *Optimization methods for large-scale machine learning*. *arXiv:1606.04838v3*, 2018.
3. G. Taylor, R. Burmeister, Z. Xu, B. Singh, A. Patel, and T. Goldstein. *Training neural networks without gradients: A scalable admm approach*. *arXiv:1605.02026v1*, 2016.