

ОПТИМИЗАЦИЯ ПАРАМЕТРОВ ПОЛНОСВЯЗНОЙ НЕЙРОННОЙ СЕТИ КЛАССИФИКАЦИИ ПРИ ПОМОЩИ АЛГОРИТМА ПЧЕЛИНОЙ КОЛОНИИ

Ерыкалов А. А.

Научный руководитель – учитель информатики высшей категории

Ведешкина Н. Е.

МБОУ «Лицей №165»

alexfluorine@gmail.com

Введение

Стремительное развитие технологий искусственного интеллекта и повсеместное внедрение нейронных сетей в различные сферы экономики создают постоянно растущие требования к вычислительным ресурсам и объемам данных для обучения ИИ. Решение сложных задач классификации с помощью многослойных полносвязных нейронных сетей зачастую сопряжено с проблемой длительного и ресурсоемкого обучения [1]. Несмотря на доминирование классического метода обратного распространения ошибки [6], его эффективность может снижаться по мере усложнения архитектуры сети: сложности с вычислением градиента возникают при применении различных активационных функций [2, 3], в то же время, ведутся исследования по улучшению этого алгоритма путём применения различных методов аппроксимации [4]. Это создает предпосылки для поиска альтернативных подходов к оптимизации.

Основная часть

В данной работе будет описано применение эвристического алгоритма пчелиной колонии (Artificial Bee Colony) [5] для оптимизации параметров полносвязной нейронной сети классификации в сравнении с классическим методом обратного распространения ошибки, что позволит провести сравнение скорости сходимости на различных наборах данных, в первую очередь – на классическом в машинном обучении наборе MNIST. Для реализации архитектуры нейронной сети используется библиотека torch для ЯП Python, позволяющая как создавать нейронную сеть послойно и работать с ней на уровне объектно-ориентированного программирования, так и получать доступ к параметрам каждого нейрона отдельно и изменять их. Это позволит разработать с нуля алгоритмы пчелиной колонии разнообразной архитектуры и компоновки относительно составляющих нейросети (рассмотрены варианты, где каждая колония оптимизирует все параметры в своём нейроне, слое нейронной сети или во всей нейронной сети целиком), а также исследовать взаимодействие одновременно нескольких экземпляров алгоритмов пчелиных колоний в процессе оптимизации.

Выводы

Результат исследования - экспериментальное получение количественных оценок точности классификации и времени обучения для каждой из конфигураций. Это позволит выбрать наиболее подходящий оптимизатор (алгоритм искусственной пчелиной колонии против метода обратного распространения) в зависимости от желаемого компромисса между скоростью и точностью в проектах обучения нейронных сетей различного назначения.

Литература

1. Training Neural Networks at Any Scale // International Conference on Machine Learning URL: <https://icml.cc/virtual/2025/tutorial/40012> (дата обращения: 26.02.2026).

2. Mitigating the Vanishing Gradient Problem Using a Pseudo-Normalizing Method // Multidisciplinary Digital Publishing Institute URL: <https://www.mdpi.com/1099-4300/28/1/57> (дата обращения: 26.02.2026).
3. Mitigating Exploding Gradients in Large Language Models with Neural Architecture Search // IEEE Xplore URL: <https://ieeexplore.ieee.org/document/11050664> (дата обращения: 26.02.2026).
4. Speeding-Up Back-Propagation in DNN: Approximate Outer Product with Memory // Semantic Scholar URL: <https://www.semanticscholar.org/paper/Speeding-Up-Back-Propagation-in-DNN%3A-Approximate-Hernandez-Rini/072f788a4f3a8097003bbdeea5166ceb6afc7868> (дата обращения: 26.02.2026).
5. Используйте алгоритмы пчелиной колонии для решения нерешаемых задач // Microsoft Learn URL: <https://learn.microsoft.com/ru-ru/archive/msdn-magazine/2011/april/msdn-magazine-natural-algorithms-use-bee-colony-algorithms-to-solve-impossible-problems> (дата обращения: 26.02.2026).
6. Метод обратного распространения ошибки // Яндекс.Образование URL: <https://education.yandex.ru/handbook/ml/article/metod-obratnogo-rasprostraneniya-oshibki> (дата обращения: 26.02.2026).