**ПРИМЕНЕНИЕ ГЕНЕТИЧЕСКОГО АЛГОРИТМА ДЛЯ АВТОМАТИЧЕСКОЙ НАСТРОЙКИ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ**

**Уәлиев Б.Ж. Сулейменова Б.Б.**

**Каспийский университет технологий и инженерии имени Ш.Есенова, г.Актау, Казахстан**

С развитием технологий глубокого обучения нейронные сети стали основой множества интеллектуальных систем: от компьютерного зрения до обработки естественного языка. Однако эффективность работы нейросети во многом зависит от правильно подобранной архитектуры и гиперпараметров: количества слоёв, числа нейронов, функции активации, скорости обучения и других.

Ручная настройка таких параметров требует экспертных знаний и большого количества вычислительных ресурсов. Автоматизация этого процесса становится особенно актуальной при проектировании сетей для новых задач и нестандартных наборов данных. В данной работе предлагается использовать генетический алгоритм — метод оптимизации, способный находить эффективные решения в сложных и высокоразмерных пространствах.

**Генетический алгоритм** — это стохастический метод поиска, имитирующий процессы естественной эволюции. В контексте нейронных сетей каждая особь (индивид) в популяции представляет собой конкретную конфигурацию сети: архитектуру и набор гиперпараметров.

Этапы работы алгоритма:

-инициализация: создание начальной популяции случайных архитектур.

-оценка приспособленности (fitness): обучение сети на подмножестве данных и вычисление точности/ошибки.

-отбор: выбор лучших особей для скрещивания (турнирный, рулеточный и др.).

-кроссовер: комбинирование параметров двух родительских сетей для создания потомков.

-мутация: случайное изменение части параметров (например, изменение количества нейронов в слое, функции активации и т.д.).

-элитизм: сохранение лучших решений для следующего поколения.

**Каждую особь** можно представить в виде вектора фиксированной длины, в котором закодированы следующие параметры:

-количество скрытых слоёв (от 1 до 5);

-количество нейронов в каждом слое (например, от 16 до 512);

-функции активации (ReLU, tanh, sigmoid);

-фетод регуляризации (dropout, L2);

-оптимизатор (SGD, Adam, RMSprop);

-значение learning rate (от 0.0001 до 0.1).

Таким образом, пространство поиска охватывает как структурные, так и обучающие параметры.

Кодирование архитектуры нейронной сети

Каждую особь можно представить в виде вектора фиксированной длины, в котором закодированы следующие параметры:

* Количество скрытых слоёв (от 1 до 5);
* Количество нейронов в каждом слое (например, от 16 до 512);
* Функции активации (ReLU, tanh, sigmoid);
* Метод регуляризации (dropout, L2);
* Оптимизатор (SGD, Adam, RMSprop);
* Значение learning rate (от 0.0001 до 0.1).

Таким образом, пространство поиска охватывает как структурные, так и обучающие параметры.

Функция приспособленности

Функция приспособленности (fitness function) определяется как обратная величина ошибки сети на валидационном наборе данных. Возможные метрики:

* Accuracy (точность классификации);
* F1-score (при несбалансированных данных);
* Log-loss или cross-entropy loss;
* Время обучения (в качестве штрафа за громоздкие архитектуры).

Возможно включение мультиобъективной оценки, например, одновременно максимизировать точность и минимизировать число параметров модели.

Результаты эксперимента

5.1 Экспериментальная установка

Для проверки эффективности ГА была использована задача классификации изображений из датасета Fashion-MNIST. Настройки:

* Начальная популяция: 20 архитектур;
* Количество поколений: 30;
* Обучение каждой сети — 5 эпох на 80% обучающей выборки;
* Фреймворк: TensorFlow + Keras.

5.2 Результаты

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| Метод | Accuracy | Кол-во параметров | Время подбора |
| Ручная настройка | 88.7% | 1.2 млн | 6 часов |
| Grid Search | 89.2% | 1.0 млн | 12 часов |
| Генетический алгоритм | 91.3% | 850 тыс. | 2.5 часа |

ГА позволил не только найти более точную модель, но и уменьшить количество параметров почти на 30%.

* Преимущества и ограничения
* Преимущества:
* Не требует производных или градиентов;
* Устойчив к застреванию в локальных минимумах;
* Позволяет оптимизировать любые типы параметров, включая категориальные;
* Легко адаптируется к различным типам задач.

Ограничения:

* Высокая вычислительная сложность при большом количестве поколений и архитектур;
* Возможность переобучения при неправильной функции приспособленности;
* Требует предварительной настройки параметров самого ГА (размер популяции, вероятности мутации и скрещивания).

Перспективы развития

Использование генетических алгоритмов для настройки нейросетей является лишь одним из направлений AutoML (автоматизированного машинного обучения). Возможные направления дальнейших исследований:

* Гибридизация с байесовской оптимизацией и сверточными архитектурами;
* Применение в задачах генеративных моделей и sequence learning;
* Параллельные и распределённые ГА, работающие на кластерах или в облаке;
* Интеграция с reinforcement learning для динамического обучения архитектур.

Генетический алгоритм представляет собой мощный метод для автоматической настройки гиперпараметров и архитектур нейронных сетей. Его способность эффективно исследовать большое пространство решений делает его особенно актуальным в условиях неопределенности и отсутствия эвристик. В сравнении с традиционными методами, ГА обеспечивает лучшее соотношение качества модели и затрат времени на её поиск, что открывает перспективы для дальнейшего применения в задачах компьютерного зрения, NLP и робототехники.

**Литература**

1 Holland, J. H. (1975). Adaptation in Natural and Artificial Systems. University of Michigan Press.

2 Stanley, K. O., & Miikkulainen, R. (2002). Evolving Neural Networks through Augmenting Topologies. Evolutionary Computation.

3 Yao, X. (1999). Evolving Artificial Neural Networks. Proceedings of the IEEE, 87(9), 1423–1447.

4 Real, E., et al. (2019). Regularized Evolution for Image Classifier Architecture Search. AAAI.

5 Suganuma, M., Shirakawa, S., & Nagao, T. (2017). A Genetic Programming Approach to Designing CNN Architectures. GECCO.

6 Miikkulainen, R., et al. (2019). Evolving Deep Neural Networks. arXiv:1703.00548.

7 Elsken, T., Metzen, J. H., & Hutter, F. (2019). Neural Architecture Search: A Survey. Journal of Machine Learning Research.

**Облачная платформа автоматизированного корпоративного документооборота: всесторонний обзор**

**Уәлиев Б.Ж. Сулейменова Б.Б.**

**НАО «Каспийский университет технологий и инженерии имени Ш. Есенова», г. Актау, Казахстан**

**Резюме:** В статье рассматривается применение генетического алгоритма (ГА) для автоматической настройки гиперпараметров нейронных сетей. Классические методы настройки, такие как перебор и градиентный спуск, часто неэффективны при работе с высокоразмерным и нелинейным пространством параметров. Генетические алгоритмы, основанные на принципах эволюционной оптимизации, способны искать оптимальные конфигурации сети, обеспечивая высокий уровень адаптивности и производительности. В статье представлены структура применяемого алгоритма, методика кодирования архитектур сети, особенности функции приспособленности, а также результаты экспериментов на примере классификации изображений.

**Ключевые слова**: генетический алгоритм, нейронные сети, оптимизация гиперпараметров, эволюционные вычисления, машинное обучение, глубокое обучение, автоматизированная настройка.