#  УДК 111.11

**Саморасширяющаяся нейронная сеть**

**Миронов И.Н.**(ИТМО), **Кутергин Ф.С.**(ИТМО), **Федоров Д.М.**(ИТМО),

 **Бессоницын Е.С.**(ИТМО)

# Научный руководитель – кандидат технических наук Ефимова В.А.

(ИТМО)

**Введение.** Современные исследования в области поиска архитектуры нейронных сетей (Neural Architecture Search, NAS) направлены на автоматизацию проектирования архитектур нейронных сетей и делятся на два основных типа:

1. **Алгоритмы оптимизации** уже существующих больших и обученных моделей (например, методы прунинга, квантизации и дистилляции).
2. **Генерация или подбор архитектуры** под конкретные задачи с нуля.

Традиционные подходы к NAS часто полагаются на метапризнаки датасета, однако их недостаточно для создания качественной архитектуры, адаптированной к конкретной задаче. Дополнительную информацию можно получить либо непосредственно из обучающих данных, либо в процессе классического обучения. Недавние исследования показывают, что обучаемыми могут быть не только веса на ребрах сети, но и сама архитектура графа. В данной работе предлагается новый подход — **саморасширяющаяся нейронная сеть**, которая способна адаптивно изменять свою структуру в процессе обучения, добавляя слои и нейроны там, где это необходимо. Этот метод основан на принципе "от меньшего к большему", что отличает его от традиционных подходов, использующих логику "от большего к меньшему".

**Основная часть.** Предлагаемый метод можно назвать "обратным прунингом". В отличие от классического прунинга, где удаляются неэффективные ребра, здесь сеть добавляет новые ребра и вершины в те места, где это может повысить производительность. Основная идея заключается в следующем:

* Анализируется **средний градиент** по ребрам в процессе обучения.
* На основе этого анализа определяется, где требуется больше нелинейности, и добавляются новые элементы архитектуры.
* Для реализации используются **спарс-матрицы**, которые позволяют хранить сложные структуры, выходящие за рамки полносвязных двудольных графов.

Процесс расширения сети организован следующим образом:

* Расширение происходит **только на последнем слое**, чтобы избежать необходимости переучивания весов последующих слоев.
* Рёбра, подлежащие замене, выбираются с использованием методов прунинга и эмпирически подобранного порога, основанного на среднем градиенте.
* Если заменять фиксированный процент неэффективных рёбер на каждой эпохе, это может привести к коллапсу модели и значительной потере точности. Поэтому расширение проводится с определённой периодичностью.
* На эпохах без расширения применяется слой **Dropout(0.3)** для регуляризации.

Для успешной адаптации сети расширение проводится не на каждой эпохе, а с учетом следующих факторов:

* Периодичность определяется на основе анализа **характера изменения функции потерь** (loss) на последних *n* эпохах. Если сеть перестает обучаться (loss стабилизируется), это сигнал к изменению архитектуры.
* Подход с фиксированным расширением каждые *n* эпох показал неудовлетворительные результаты.
* Расширение на последнем слое минимизирует затраты на переобучение и сохраняет стабильность модели.

**Выводы.** Предложенный метод саморасширяющейся нейронной сети позволяет адаптировать архитектуру в процессе обучения, добавляя нейроны там, где это необходимо, основываясь на анализе градиентов и функции потерь. Этот подход может быть более эффективным и менее ресурсоёмким по сравнению с традиционными методами NAS, которые используются в различных областях машинного обучения и искусственного интеллекта. NAS позволяет находить оптимальные архитектуры для конкретных задач, что часто приводит к более эффективным и производительным моделям по сравнению с ручным проектированием.

**Список использованных источников**:

1. Chen T., Goodfellow I., Shlens J. Net2Net: Accelerating Learning via Knowledge Transfer // arXiv preprint arXiv:1511.05641. – 2015. – URL: <https://doi.org/10.48550/arXiv.1511.05641> (дата обращения: 02.03.2025).
2. Evci U., van Merriënboer B., Unterthiner T., Vladymyrov M., Pedregosa F. GradMax: Growing Neural Networks using Gradient Information // International Conference on Learning Representations. – 2022. – URL: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2201.05125> (дата обращения: 02.03.2025).
3. Mitchell R., Menzenbach R., Kersting K., Mundt M. Self-Expanding Neural Networks // arXiv preprint arXiv:2307.04526. – 2023. – URL: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2307.04526> (дата обращения: 02.03.2025).