

**НЕЙРОСЕТЕВЫЕ МОДЕЛИ РАНЖИРОВАНИЯ ДЛЯ ЗАДАЧ МЕТА-АВТОМАТИЧЕСКОГО МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ****Мардышкин Р. Р. (ИТМО)****Научный руководитель – кандидат технических наук, доцент Шиков Е. Н. (ИТМО)**

**Введение.** AutoML — это процесс создания конвейерной системы машинного обучения, который включает в себя подготовку данных, конструирование признаков, генерацию моделей и их оценку. Однако, большинство подходов AutoML требуют большого количества вычислительных ресурсов и не подходят для больших наборов данных. Мета-обучение решает эту проблему, позволяя найти оптимальный ML-пайплайн за счет использования суррогатных моделей на мета-признаках.

**Основная часть.** Методами мета-автоматического машинного обучения решить задачу ранжирования конвейерных систем машинного обучения для данного набора данных. В нашей задаче мы используем информацию о ранее обученных моделях на аналогичных данных с помощью фреймворка FEDOT, тем самым повышая точность и время выполнения алгоритмов. Основная задача этой работы - исследование и анализ различных методов ранжирования для задачи подбора наиболее подходящего алгоритма из набора алгоритмов. Существует несколько методов ранжирования: поточечный подход, бинарная классификация, попарный подход, нейронная сортировка.

В поточечном подходе игнорируется тот факт, что целевая переменная задается на паре объектов и соответственно оценка релевантности считается только для одного объекта. Благодаря такому допущению можно использовать известные методы решения, такие как линейная регрессия, выходом которой является оценка.

Подход, представляющий бинарную классификацию, можно свести к ответу на вопрос «попадает ли наш алгоритм в ТОПк алгоритмов для данного набора данных?» для каждого экземпляра нашего набора. Если да – «1», если нет – «0». Соответственно задача сводится к задаче бинарной классификации.

В попарном подходе модель обучается минимизировать количество таких пар объектов, порядок которых был неверно предсказан. Можно задать функцию на разнице между парами объектов. Например, используя функцию как в логистической регрессии  $L(M) = \log(1 + e^{-M})$ , где M-отступ, можно решить задачу методом градиентного спуска [1]. Такой подход имеет название RankNet.

В нейронной сортировке используется архитектура, объединяющая две сети: сверточная нейронная и нечетно-четная сортирующая сеть [2]. Первая переводит последовательность в скалярную величину, а вторая сортирует последовательность и ее результатом является матрица перестановок. Обучить такую сеть можно с помощью кросс-энтропии между полученной матрицей перестановок и истинной матрицей перестановок.

Предложенная модель ранжирования, основанная на нейронной сортировке, должна быть способной учитывать все алгоритмы из заданного набора алгоритмов для достижения улучшения значений метрик ранжирования (MRR, NDCG@k, HitRate).

**Выводы.** Проведен анализ подходов к обучению нейронных сетей задачи ранжирования. Проведено исследование эффективности нейросетевых моделей ранжирования для задач мета-автоматического машинного обучения.

**Список использованных источников:**

1. C. Burges, T. Shaked, et al. Learning to rank using gradient descent // ACM, 2005.

2. F.Petersen, C.Borgelt, H. Kuehe, O.Deussen Monotonic Differentiable Sorting Networks // ICLR 2022.