

УДК 004.85

## ФУНКЦИОНАЛЬНАЯ СЛОЖНОСТЬ МОДЕЛЕЙ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ

Байрамова Х.Б. (ИТМО)

Научный руководитель – кандидат технических наук, доцент Платонов А.В.  
(ИТМО)

**Введение.** Одной из ключевых проблем в машинном обучении является проблема переобучения. Основная цель в борьбе с переобучением - найти баланс между сложностью модели и ее способностью обобщения на новых данных. В свою очередь, определение сложности модели также является нетривиальной задачей, поэтому в машинном обучении вводят разные критерии оценки сложности. В частности, одними из критериев являются VC-размерность и сложность Радемахера. VC-размерность связана с понятием разбиваемости множества примеров (наблюдений) классификатором и предоставляет больше теоретическую оценку. А сложность Радемахера измеряет сложность функции, оценивая, насколько чувствительна функция к случайным шумам в данных, и уже обладает практической значимостью – применяется в качестве регуляризатора [1]. С помощью регуляризации можно влиять на функциональную сложность модели, предотвращая переобучение и улучшая способность модели к обобщению. На сегодняшний день существует множество подходов к регуляризации, но созданные регуляризаторы, стремясь упростить модель, не учитывают ее структуру, что сказывается на точности прогнозирования. Поэтому имеет смысл рассмотреть проблему обоснования функциональной сложности моделей и создания универсального регуляризатора, учитывающего особенности моделей машинного обучения.

**Основная часть.** В начале работы анализируются существующие задачи машинного обучения, успешно решаемые при применении нейронных сетей. После выделения эффективных моделей осуществляется их запуск и оценивается качество в контексте решаемых задач.

Также исследуется групповая функция потерь и ее адаптация к разным видам топологий модели с дальнейшим ее внедрением в процесс обучения ранее выбранных моделей [2]. Эксперименты проводятся с разными параметрами моделей на оригинальном датасете с последующим анализом качества и степени разреженности моделей [3]. Отдельно рассматривается регуляризация, основанная на сложности Радемахера и проводятся эксперименты на том же датасете с целью сопоставления результатов обучения моделей с результатами, полученными после применения групповой функции потерь. Третий ряд экспериментов проводится для комбинации групповой функции потерь и Радемахерова регуляризатора при обучении моделей.

Все этапы исследования направлены на более глубокое понимание влияния групповой функции потерь и регуляризатора, основанного на сложности Радемахера, на функциональную сложность и процесс обучения моделей машинного обучения.

**Выводы.** В результате работы сопоставляются результаты обучения при использовании разных регуляризаторов и предлагается новый подход к регуляризации, учитывающий внутреннее устройство моделей машинного обучения.

**Список использованных источников:**

1. Zhai K. Adaptive dropout with rademacher complexity regularization / K. Zhai, H. Wang //International conference on learning representations. – 2018.
2. Lugosi G. Complexity regularization via localized random penalties / G. Lugosi, M. Wegkamp. – 2004.
3. Bach F. Structured sparsity through convex optimization / F. Bach, R. Jenatton, J. Mairal, G Obozinski. – 2012.