

# Выбор интерпретируемых сверточных моделей глубокого обучения

Тимур Русланович Мурадов

Московский физико-технический институт

*Курс:* Моя первая научная статья  
(В. В. Стрижов)/Группа Б05-9076

*Консультанты:* О. Бахтеев, К. Яковлев

2022

# Цель исследования

## Задача

Выбор интерпретируемой сверточной нейронной сети.

## Проблема

Высокая сложность интерпретации сверточных нейронных сетей.

## Решение

Адаптация метода OpenBox для работы со сверточными нейронными сетями.

# Интерпретируемость изображений



Выделение наиболее важных признаков для изображений подразумевает собой подсветку формы объекта соответствующего класса.

1. Marco Tulio Ribeiro, Sameer Singh, and Carlos Guestrin. Why should i trust you?: Explaining the predictions of any classifier, 2016.
2. Scott Lundberg and Su-In Lee. A unified approach to interpreting model predictions, 2017.
3. Lingyang Chu, Xia Hu, Juhua Hu, Lanjun Wang, and Jian Pei. Exact and consistent interpretation for piecewise linear neural networks: A closed form solution, 2019.
4. Han Xiao, Kashif Rasul, and Roland Vollgraf. Fashion-mnist: a novel image dataset for benchmarking machine learning algorithms, 2017.

## Постановка задачи: модель и задача оптимизации

Задана выборка  $x \in X$ , где  $X \in \mathbb{R}^m$ .  $y \in \{1, 2, \dots, k\}$  — заданное конечное множество классов.

Модель  $f(X, w)$  — сверточная нейронная сеть, это суперпозиция подмоделей  $f_1 \circ f_2 \dots f_n$ .

Функции  $f_i$  — слои нейронной сети, это одни из функций: линейные, свертки, операции побатчевой нормализации или пулинги.

В модели  $f(X, w)$  оптимизируется функция кросс-энтропии  $\mathcal{L}(g, p)$ ,  $g$  — функция softmax,  $g: \mathbb{R}^m \rightarrow \{1, \dots, k\}$ , на выходе предсказанное распределение вероятности соответствия объектов классам.

$$g(x)_i = \frac{\exp(x_i)}{\sum_j \exp(x_j)},$$

$$\mathcal{L} = -\sum_i y_i \log g(x)_i \rightarrow \max.$$

## Постановка задачи: требования к модели

Модель должна удовлетворять двум требованиям к интерпретируемости: **точность** и **консистентность**.

1. Точность: Математическая эквивалентность.

$$f(X, w) = f_{method}(X, w),$$

Где  $f$  - исходная модель,  $f_{method}$  - построенная модель.

2. Консистентность: Близкие интерпретации для близких объектов выборки.

$$x_i \in U_{\epsilon}(x_j) \implies f_{method}(x_i, w) \in U_{f_{method}(\epsilon, w)} f_{method}(x_j, w).$$

## Постановка задачи: критерий качества

Критерием качества рассматривается точность предсказания класса объектов. Отличие оценок предсказаний для метода от истинных предсказаний, полученных из классификатора.

# Решение задачи интерпретации CNN

Предлагается адаптация метода **OpenBox** работающего с кусочно-линейными нейронными сетями. В нём модель представляется в виде набора интерпретируемых линейных классификаторов. Каждый из них определен на выпуклом многограннике. Метод обобщается на работу с более широким классом нейронных сетей: сверточными нейронными сетями.



# Линейность сверточных нейронных сетей

## Теорема

*Слои сверточной нейронной сети: линейные, свертки, операции побатчевой нормализации, пулинги — это линейные операции.*

# Базовый эксперимент

На графике представлена работа базового метода **LIME** по предсказанию класса объекта.

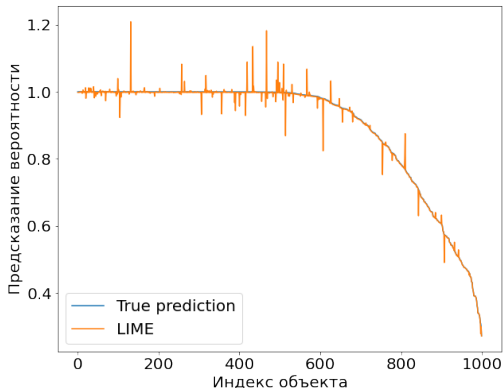
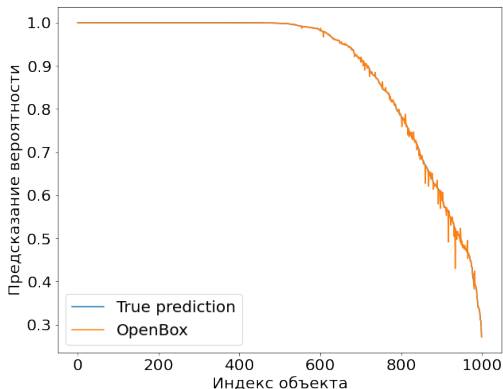


График говорит о наличии значимых отклонений в работе базового пакета.

# Эксперимент по адаптации метода OpenBox

На графике представлена работа метода **OpenBox** по предсказанию класса на близких объектах.



Заметим отсутствие больших скачков в предсказаниях на графике.

## Результаты

- ▶ Предложена адаптация метода OpenBox в применении к работе со сверточными нейронными сетями.
- ▶ Доказана теорема о линейности слоев сверточных нейронных сетей.
- ▶ Проведен вычислительный эксперимент, по результатам которого показана более высокая точность полученного метода OpenBox по сравнению с базовым методом LIME