

# Structural approach to the deep learning method

---

Leonid A. Sevastianov<sup>1,3</sup> \and Anton L. Sevastianov<sup>1</sup> \and Edik A. Ayrjan<sup>2</sup> \and Anna V. Korolkova<sup>1</sup> \and Dmitry S. Kulyabov<sup>1,2</sup> \and Imrikh Pokorniy<sup>4</sup>

NEC-2019, 30 September – 4 October, 2019 Budva, Montenegro

<sup>1</sup>RUDN University, Moscow, Russian Federation \and <sup>2</sup>LIT JINR, Dubna, Russian Federation \and <sup>3</sup>BLTP JINR, Dubna, Russian Federation \and <sup>4</sup>Technical University of Košice, Košice, Slovakia

## Технологии

---

- Технологии машинного обучения и нейросетей переоценены.
- Методы машинного обучения уничтожают культуру аналитического мышления.
- Для достижения результата в проектах, подразумевающих анализ данных, важнее знание предмета, нежели глубокие знания ML.
- Профессия Data Scientist'a сильно переоценена, универсальных специалистов больше не будет.

- Большинство задач, которые сейчас пытаются решать с помощью современных методов анализа данных и нейросетей – решаются уже давно.
- Задачи не новые. Их решают аналитики, которые разбираются в предметной области.
- Зачастую алгоритмы машинного обучения в таких системах уже заложены.
- Сделать тут что-то принципиально новое и реально применимое крайне сложно.
- Яблоки, упавшие с дерева, уже собраны.

- Нужно глубоко разобраться в предметной области.
  - какие данные нужны;
  - нужны ли какие-либо предсказательные алгоритмы;
  - есть ли возможность верифицировать предсказание.
- Требуется аналитический подход.
- Требуется культура работы с данными.
- Требуется умение ставить гипотезы.

Большинство современных Data Scientist'ов = дети на спорткаре

- считают себя уникальными;
- водить не умеют;
- едут быстро только потому, что сильное железо.

Data Scientists:

- почти не задают никаких вопросов;
- данные и так обо всем расскажут;
- забирают какие-то данные;
- говорят, что построили какую-то модель.

Результат не проверяем.

## Data Scientist

- не может быть универсалом;
- должен быть экспертом в предметной области.



Хайп закончился.

## Структура проекта

---

1. Требования к проекту
2. Данные проекта
3. Разработка и внедрение проекта

- Мы ничего не знаем о том, какие у нас есть данные.
- Мы должны вникнуть в постановку задачи.
- Мы должны понять, какой результат требуется получить от проекта.
- Мы должны решить, каким методом задача будет решаться.
- Мы должны задать требования к данным.

- Поиск данных для решения задачи:
  - мы узнаем, какие источники нам доступны;
  - мы формируем выборку, с которой в дальнейшем будем работать.
- Исследование данных:
  - исследовать центральное положение и вариабельность;
  - выявить корреляции между признаками;
  - построить графики распределения.
- Подготовка данных.

- Разработка модели.
- Программная реализация модели.
- Прогонка обучающей выборки.
- Проверка на тестовой выборке.
- Верификация результата.
- Цикл (можно начинать все сначала).

## Требования

---

- Фундамент всей работы.
- Необходимо четко определить цель исследования.
- Что является проблемой?
- По каким метрикам будет оцениваться успешность?



- Выбор подхода зависит от того, какой тип ответа нужно получить в итоге:
  - если нужен ответ вида да/нет, подойдёт байесовский классификатор;
  - если нужен ответ в виде численного признака, то подойдут регрессионные модели;
  - если нужно определить вероятности определённых исходов, необходимо использовать предиктивную модель;
  - если нужно выявить связи, используется дескриптивный подход.

- Какие данные позволят дать искомый ответ?
- Требования к данным:
  - контент;
  - форматы данных;
  - источники данных.

Данные

---

- Мы выполняем сбор данных из имеющихся источников.
- Убеждаемся, что источники:
  - доступны;
  - надёжны;
  - могут быть использованы для получения искомых данных в требуемом качестве.
- Необходимо понять, получили ли мы те данные, какие хотели.
- Пересмотр требований к данным.
- Принятие решения о необходимости дополнительных данных.
- Нахождение замены недостающим данным.

- Репрезентативны ли собранные данные относительно поставленной задачи?
- Описательная статистика применяется ко всем переменным, которые будут использоваться в выбранной модели:
  - исследуется центральное положение (среднее, медиана, мода);
  - ищутся выбросы и выполняется оценка вариабельности (дисперсия, стандартное отклонение);
  - строятся гистограммы распределения переменных;
  - применяются другие инструменты визуализации (например, ящики с усами).

- Вычисляются корреляции между переменными.
- Если найдутся значительные корреляции между переменными, некоторые переменные могут быть отброшены, как избыточные.

Сбор и анализ данных + подготовка данных = 70%–90% времени проекта.

- Мы перерабатываем данные в такую форму, чтобы с ними было удобно работать:
  - удаляем дубликаты;
  - обрабатываем отсутствующие или неверные данные;
  - проверяем и исправляем ошибки форматирования.
- Мы конструируем набор факторов, с которым на следующих этапах будет работать машинное обучение:
  - извлечение признаков;
  - отбор признаков.
- Ошибки на этом этапе могут оказаться критическими.
  - Избыточное количество признаков = модель переобучена.
  - Недостаточное количество признаков = модель недообучена.



## Разработка и внедрение

---

Когда тип модели определён и имеется обучающая выборка, мы разрабатываем модель и проверяем её на наборе признаков.

- Вычисления чередуются с настройкой модели.
- Отвечает ли построенная модель исходной задаче?
- Вычисление модели имеет две фазы:
  - проводятся диагностические измерения, которые помогают понять, работает ли модель, так как задумано;
  - проводится проверка статистической значимости гипотезы. Она необходима, чтобы убедиться, что данные в модели правильно используются и интерпретируются и полученный результат выходит за пределы статистической погрешности.

- Внедрение проводится поэтапно:
  - ограниченная группа пользователей;
  - тестовое окружение.
- Система обратной связи.

Wer's nicht glaubt, bezahlt einen Taler