Яндекс

Яндекс

Соревнования по машинному обучению и трюки при их решении

Тренировка по машинному обучению

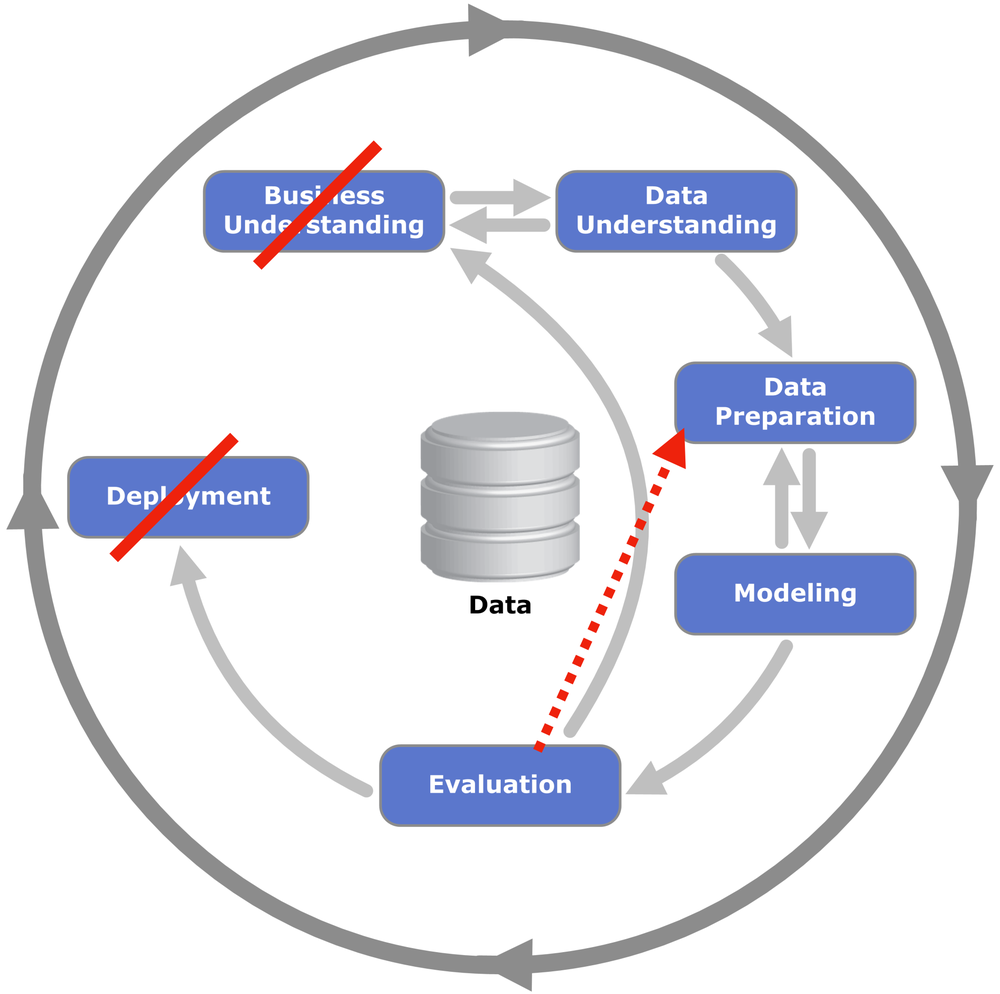
Эмиль Каюмов (@emilkayumov)

Что и зачем

ML процесс в жизни

Cross-Industry Standard Process for Data Mining

ML соревнования



Cross-Industry Standard Process for Data Mining

ML соревнования

- Не тратим время на постановку
- Не тратим время на внедрение
- ~~Можно~~ Нужно сконцентрироваться на обучении моделей и итоговом качестве

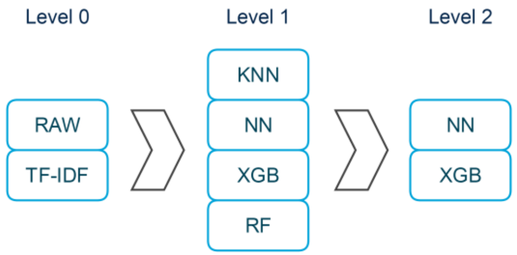
Зачем это нужно участникам

Опыт в различных областях

Шашечки, медальки и прочее для резюме

Призы

Зачем это нужно индустрии



Новые подходы к решению

dmlc XGBoost

Новые популярные инструменты и библиотеки

RecSys

Внимание сообщества и поиск идей

Где проходят соревнования

Примеры задач

- Предсказание продаж сети супермаркетов
- Предсказание кликов пользователей
- Выделение фона на изображениях автомобилей
- Обучение модели человека бегу
- Детектирование, подсчёт и измерение длин рыб на видео
- Adversarial attack изображений
- ...

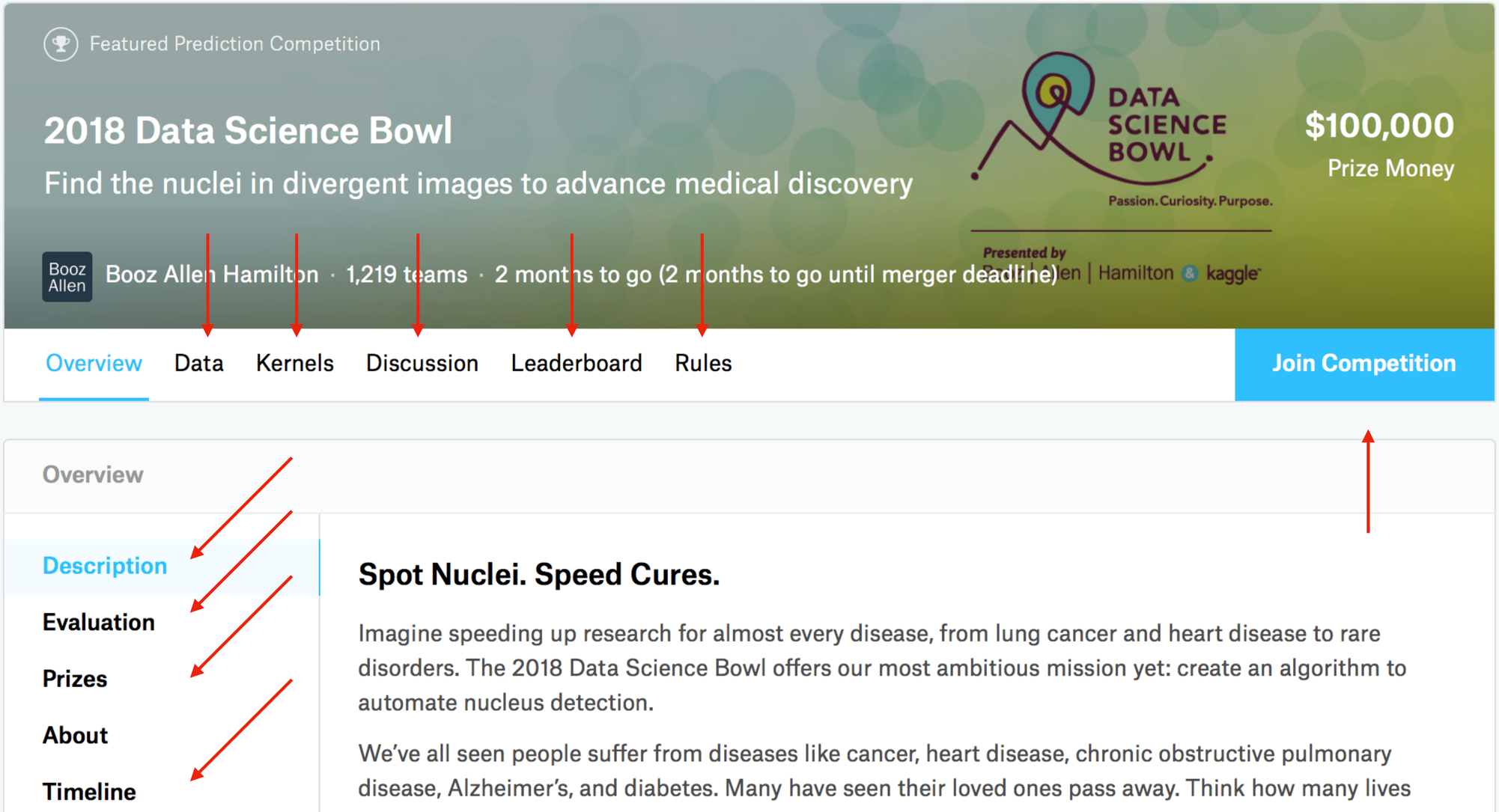
Особенности проведения

- Установлены сроки проведения с дедлайном сдачи
- Имеется небольшое предметное описание задачи
- Набор данных с описанием
- Установлена целевая переменная и метрика оценки
- Лидерборд
- Место для отправки решений
- Правила

Особенности проведения

- Опционально:
  - Форум
  - Публичные скрипты
  - Сдача кода вместо файла с предсказаниями
  - Многоэтапные соревнования

Пример


Featured Prediction Competition
2018 Data Science Bowl
Find the nuclei in divergent images to advance medical discovery
DATA SCIENCE BOWL
Passion. Curiosity. Purpose.
$100,000
Prize Money
Booz Allen
Booz Allen Hamilton · 1,219 teams · 2 months to go (2 months to go until merger deadline)
Presented by
Hamilton
kaggle
Overview
Data
Kernels
Discussion
Leaderboard
Rules
Join Competition
Overview
Description
Evaluation
Prizes
About
Timeline
Spot Nuclei. Speed Cures.
Imagine speeding up research for almost every disease, from lung cancer and heart disease to rare disorders. The 2018 Data Science Bowl offers our most ambitious mission yet: create an algorithm to automate nucleus detection.
We've all seen people suffer from diseases like cancer, heart disease, chronic obstructive pulmonary disease, Alzheimer's, and diabetes. Many have seen their loved ones pass away. Think how many lives

Особенности решения

Pipeline решений

1. Прочитать описание задачи и области
    - Выигрывают люди той же области, а могут даже непрочитавшие про задачу
2. Изучить метрику
3. Проверить форум и лидерборд на наличие проблем в задаче
    - Иногда лучше не начинать участвовать

Pipeline решений (2)

4. Скачать и изучить данные (EDA)
5. Сделать бейзлайн-решение, определиться и проверить валидацию
6. Придумывать, пробовать, улучшать результат до окончания конкурса, возвращаться к форуму, искать особенности в данных
7. Подготовка финального сабмита (тонкая настройка параметров, стэкинг)

Основные проблемы

- Переобучение под лидерборд

#	△pub
1	▲3
2	▲848
3	▲6
4	▲1
5	▲2024

- Невоспроизводимое решение (от «забыл, что за сабмит» до «не получается тот же результат»)

Валидация

- Стандартные техники валидации (K-fold, holdout)
- Time Series Split в задачах со временем
- Важно, чтобы валидационное множество было похоже на тестовую выборку!
  - Похожее распределение признаков
  - Похожее распределение целевой переменной
  - Влияние выбросов
- Ваша локальная валидация должна коррелировать с публичным лидербордом

Кейс: распределение целевой переменной

- Задача классификации на 2 класса, метрика LogLoss

$$logloss = -\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(y_i \log(p_i) + (1 - y_i)\log(1 - p_i))$$

- Можно отправить p=const и восстановить баланс классов
- Аналогично Accuracy, F-мера за 4 сабмита

Leakage

- Особенности в проведении и ошибки организаторов могут вызывать «особую» информацию, помогающую в решении, но не в реальном применении
  - Информация в ID или порядке строк
  - Мета-данные к файлам
  - «Заглядывание» в будущее

Кейс: Kaggle Expedia

- Задача прогнозирования типа отеля, которые забронирует пользователь
- В данных нет координат отелей, но есть **города пользователей** и **расстояния до отелей**
- С некоторой точностью можно было восстановить реальное местоположение отеля

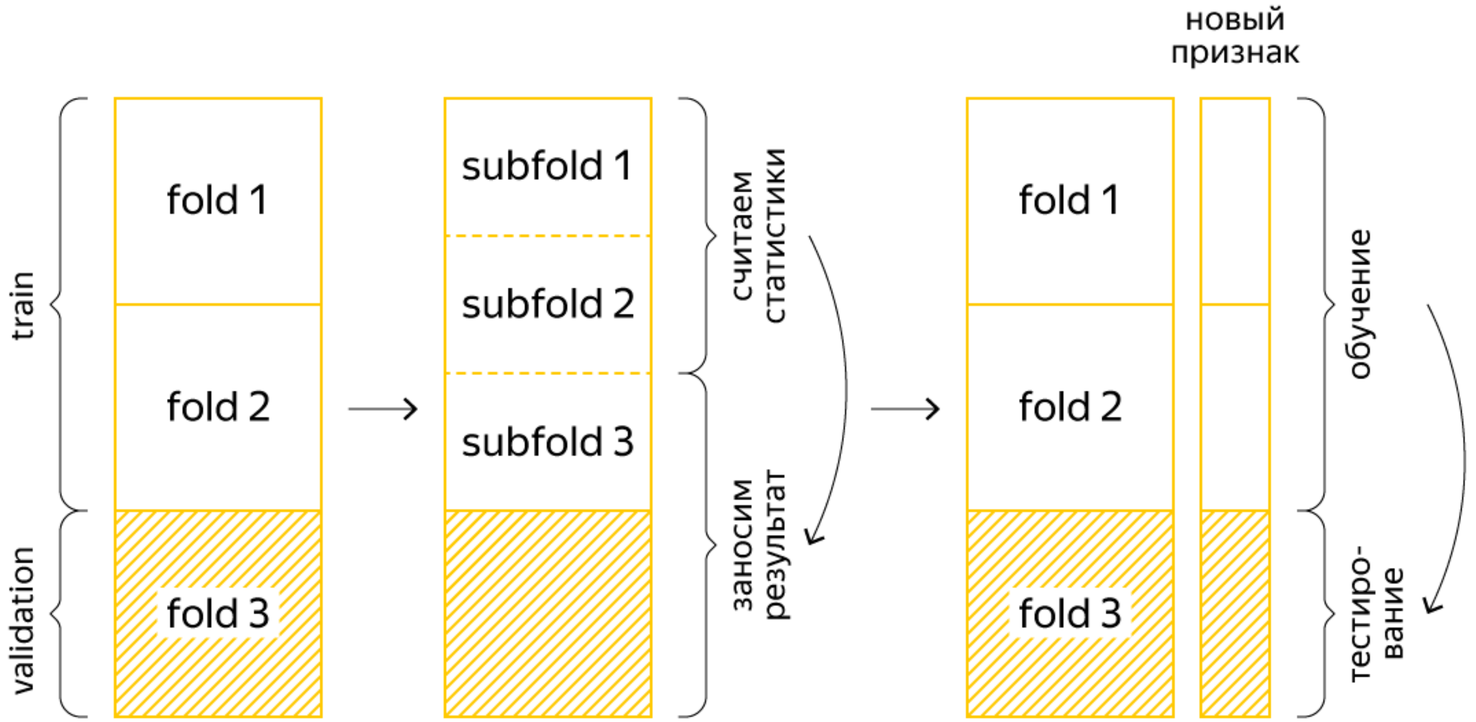
Категориальные признаки

- Обычные подходы:
  - label encoding
  - one-hot encoding
  - mean target encoding

$$Smoothed\ Likelihood = \frac{mean(target) * nrows + global\ mean * alpha}{nrows + alpha}$$

Валидация с mean target encoding

- Использование K-fold и для валидации, и для подсчёта счётчиков может вносить искажение в оценку качества. Можно сделать честнее:



Тюнинг гиперпараметров

- Погоня за долями процентов качества требует тонкой настройки алгоритмов
  - Grid search — долго
  - HyperOpt, BaeysianOpt — удобнее
  - Вручную — быстрее всего, но требует опыта
- Стоит заниматься только в конце соревнования

Кейс: ручной тюнинг градиентного бустинга

1. Зафиксировать learning rate и параметры случайности (количество итераций лучше не фиксировать)
2. Найти баланс между недообучением и переобучением через сложность (depth) и регуляризацию (min split gain)
3. Настроить параметры случайности
4. Понизить learning rate и увеличить количество итераций для финального алгоритма

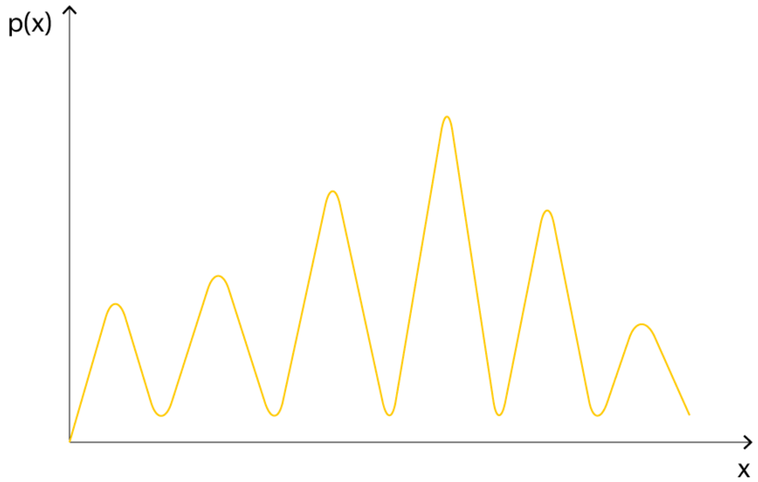
› (Не единственно верный, но рабочий способ)

Постпроцессинг

- В некоторых случаях необходимо проводить обработку предсказаний
- Простой пример: бинаризация вероятностей для задачи с F-мерой
- Можно подобрать по кросс валидации порог бинаризации для максимизации результата

Кейс: анонимизированные признаки

- В некоторых задачах компании анонимизируют и шифруют признаки.
- Пример: Kaggle BNP Paribas. Распределение многих признаков:



- Можно было избавиться от искусственного шума

Кейс: клиппинг вероятностей для LogLoss

$$logloss = -\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(y_i \log(p_i) + (1 - y_i)\log(1 - p_i))$$

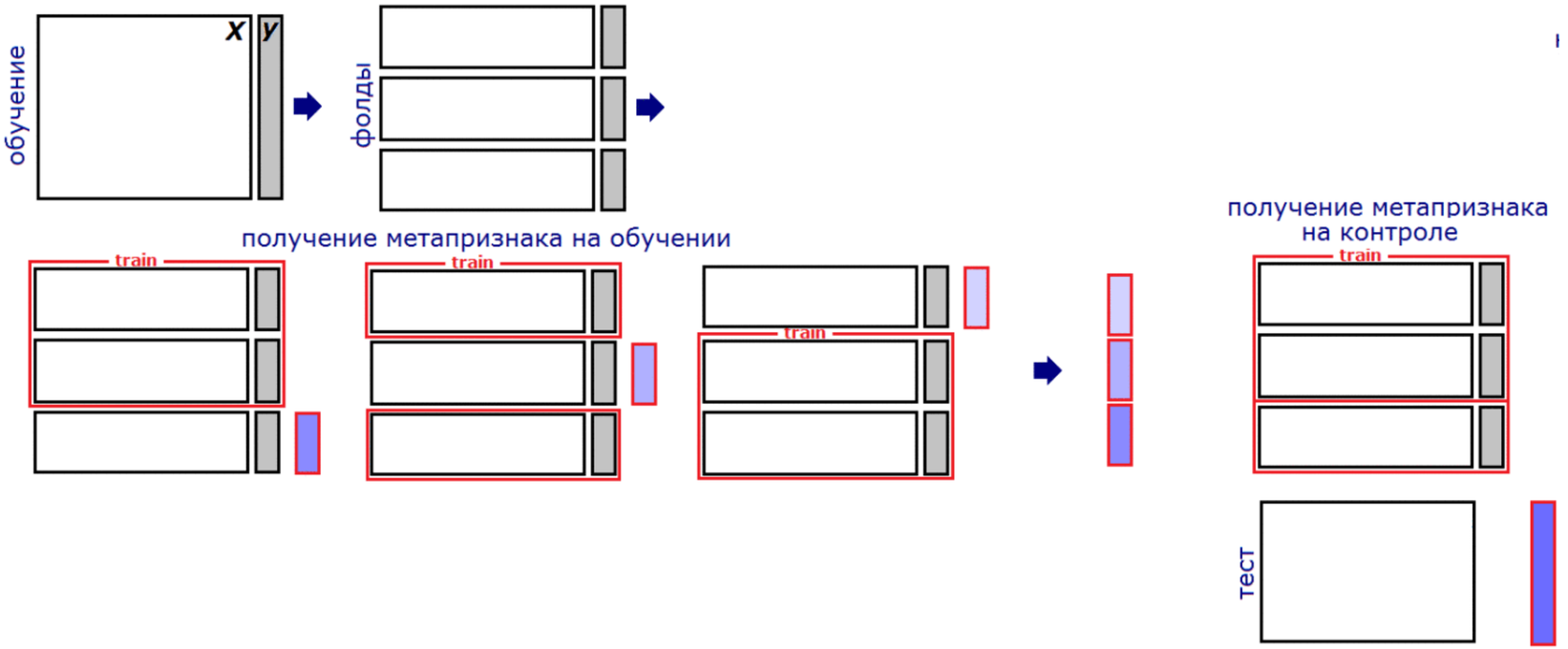
- Логарифм чувствителен к малым числам
- Даже если алгоритм работает хорошо, может встретиться объект с неправильной разметкой
- Если на 1 из 100 объектов предсказать p=1e-15 (у объекта положительного класса), то ухудшим ошибку на 0.345 (для сравнения в Kaggle Quora Question Pairs у победителя 0.116)
- Если ограничим с каждой стороны вероятности на 1e-5, то ошибка на таких объектов уменьшится в 3 раза, а на правильных объектах потеряем лишь по 1e-7 качества.

Blending

- Разные алгоритмы ведут себя по-разному, хочется компенсировать ошибки одного другим
- Простой способ: усреднить предсказания всех алгоритмов
- Сложнее: подобрать веса для смешивания алгоритмов
- Основной эффект достигается от мало скоррелированных алгоритмов
- Слабый относительно остальных алгоритм может как испортить, так и заметно улучшить результат

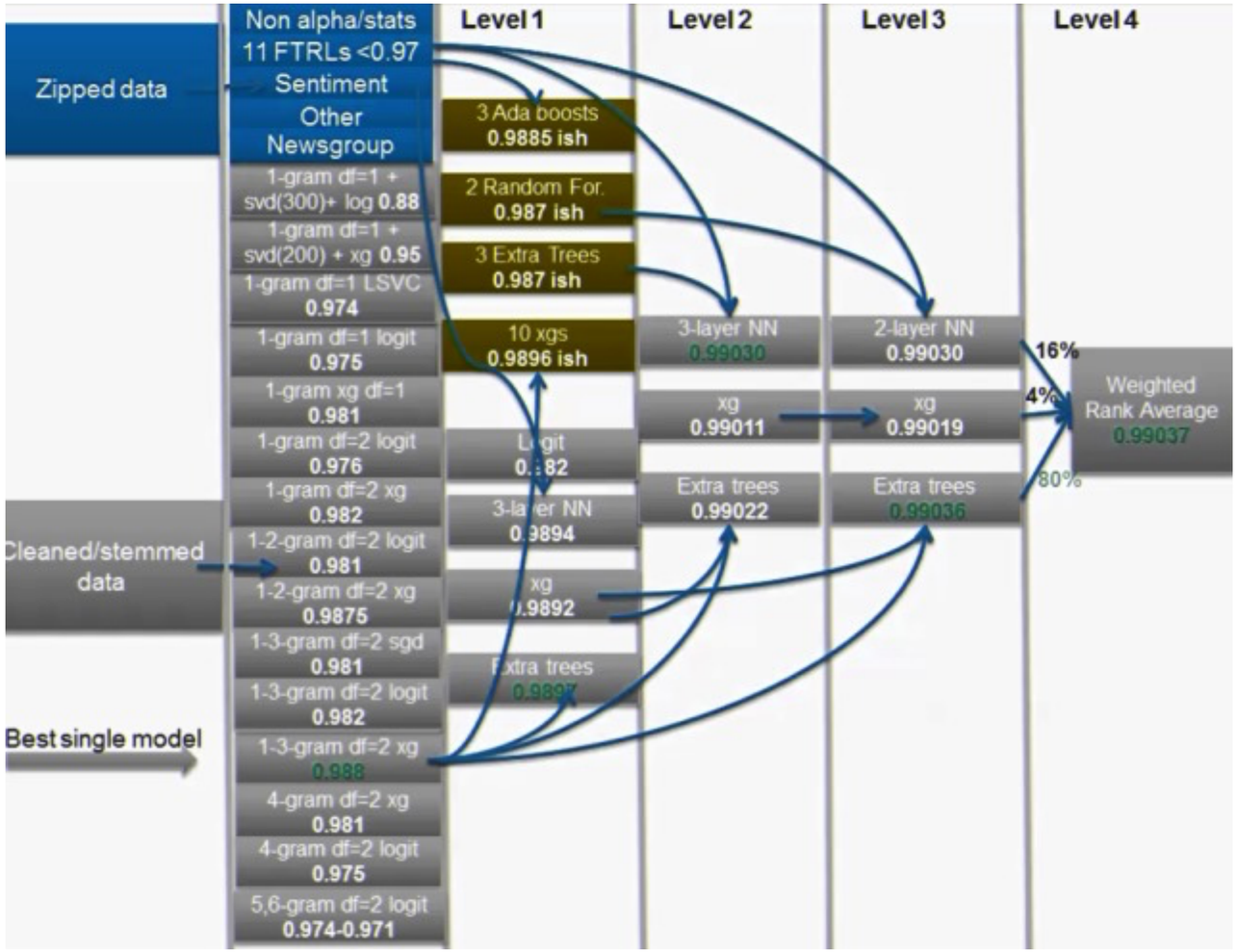
Stacking

- Идея: подавать предсказания алгоритмов как новые признаки для других алгоритмов



Статья «Стекинг (Stacking) и блендинг (Blending)» из блога Александра Дьяконова

Кейс: многоуровневый stacking



Silent mode

- В некоторых случаях можно скрывать свой результат на лидерборде, чтобы лидеры чувствовали себя спокойно
- Если в задаче с AUC отправить все вероятности как 1-p, то получим результат 1-AUC<0.5, который никто не увидит, если будет более высокий результат с AUC>0.5
- Для некоторых метрик можно попробовать проверять результат в 2 сабмита по половине выборки

Материалы

- Coursera: «How to Win a Data Science Competition: Learn from Top Kagglers»
- Сообщество Open Data Science (каналы #mltrainings_beginners, #mltrainings_live, #kaggle_crackers)
- Youtube: канал ML тренировок
- Актуальные конкурсы: mltrainings.ru

С чего начать / что порешать

- Kaggle PLAsTiCC Astronomical Classification
  - Классифицировать объект на небе по его перемещениям и параметрам
- Kaggle Google Analytics Customer Revenue Prediction
  - Прогнозировать выручку с покупателя в магазине мерча Google
- Data Souls ЦФТ contest
  - Определить корректность ФИО и исправить опечатки
- Sberbank Data Science Journey Auto ML
  - Построить универсальный решатель ML-задач

Эмиль Каюмов

Разработчик ML в Яндекс.Такси

 ekayumov@yandex-team.ru

 emil.kayumov@gmail.com

 @emilkayumov