

Блок

FEATURE ENGINEERING



ЕГОР САЧКО

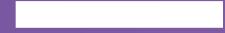
Lead Data Scientist
Сбербанк



egsachko@gmail.com



sachkoe



ЦЕЛИ БЛОКА

ЦЕЛИ БЛОКА

В КОНЦЕ БЛОКА ВЫ СМОЖЕТЕ

1

Обрабатывать
и очищать
данные

2

Осуществлять
feature
engineering

3

Оценивать
значимость
признаков

4

Feature
selection

5

Уменьшать
размерность
пространства



СТРУКТУРА БЛОКА

СТРУКТУРА БЛОКА

4

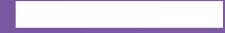
лекции,

3

домашних
задания



**самостоятельное
изучение
материалов**



ROADMAP БЛОКА

ROADMAP БЛОКА

1

Потенциальные
проблемы
с данными

2

Анализ
и подготовка
данных

3

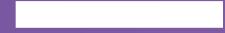
Feature
engineering

4

Feature
selection

5

Уменьшение
размерности
и методы
декомпозиции



МАТЕРИАЛЫ ПО БЛОКУ

МАТЕРИАЛЫ ПО БЛОКУ

1

“Learning scikit-learn: Machine Learning in Python”

Raul Garreta,
Guillermo Moncecchi,
2013,
Packt

2

“Hands-On Machine Learning with Scikit-Learn and Tensorflow: Concepts, Tools and Techniques to Build Intelligent Systems”

Geron, A., 2017, O'Reilly Media

3

“Feature Engineering for Machine Learning: Principles and Techniques for Data Scientists”

Zheng, A., Casari, A.,
2018,
O'Reilly Media

4

[blog.kaggle.com/-
No Free Hunch](http://blog.kaggle.com/-No_Free_Hunch)



Занятие 1

ПРОБЛЕМЫ КАЧЕСТВА И РАЗМЕРНОСТИ ДАННЫХ



ЦЕЛИ ЗАНЯТИЯ

ЦЕЛИ ЗАНЯТИЯ

В КОНЦЕ ЗАНЯТИЯ ВЫ СМОЖЕТЕ

- 1 2 3 4 5

Описывать
**основные
проблемы
с данными**

Определять
**валидность
и правильность
данных**

Работать с
**пропущенным
и значениями**

Обрабатывать
**категориальные
переменные**

Использовать
**pandas
и numpy
для очистки
данных**



ЧТО БУДЕМ ОБСУЖДАТЬ

ПЛАН ЗАНЯТИЯ

1

Данные, фичи,
пространства
данных

2

Сопутствующие
проблемы
с данными

3

Обработка ошибочных
и пропущенных
значений

4

Обработка
категориальных
переменных

5

Pandas и нумпир
для обработки
данных



Часть 1

ДАННЫЕ И СОПУТСТВУЮЩИЕ ПРОБЛЕМЫ

ДАННЫЕ И СОПУТСТВУЮЩИЕ ПРОБЛЕМЫ

101
1 0 0

Недостаточное количество данных

1010
1010
1010

Данные плохого качества
аномалии, выбросы

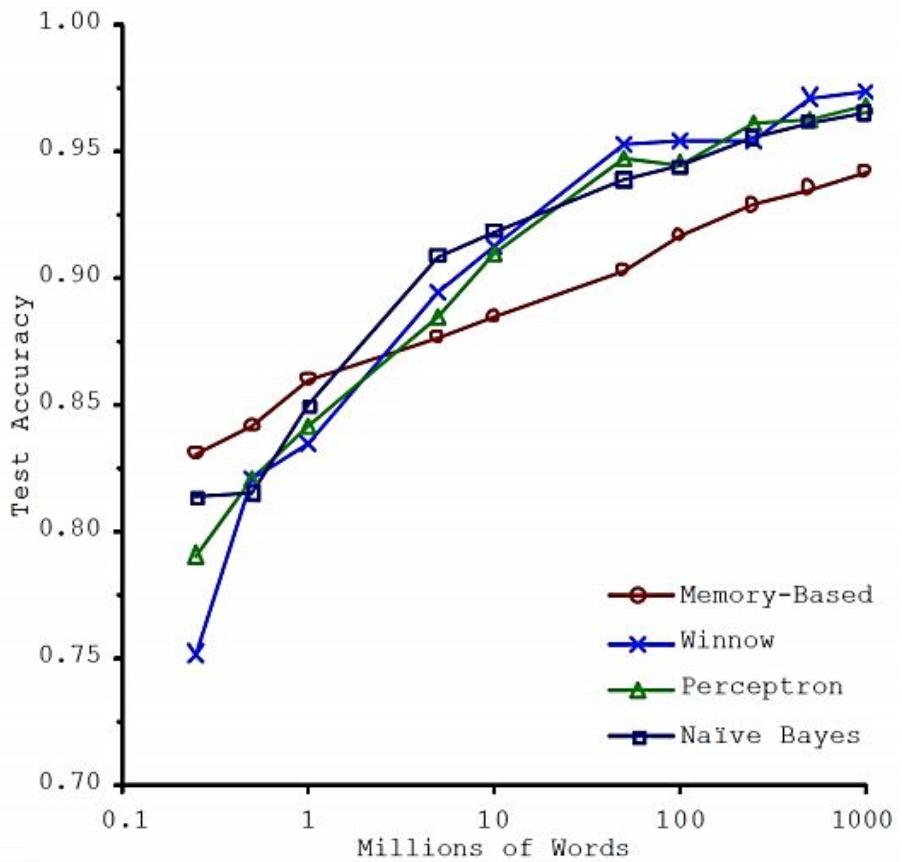
1010
1010
1010

Нерепрезентативные данные

1010101010101010
1010101010101010
1010101010101010
1010101010101010
1010101010101010
1010101010101010
1010101010101010
1010101010101010
1010101010101010
1010101010101010
1010101010101010
1010101010101010

Большая размерность пространства данных

Чем больше данных, тем лучше



**“Scaling to Very Very Large Corpora
for Natural Language Disambiguation”**

Michele Banko and Eric Brill
2001, Microsoft Research

ДАННЫЕ И СОПУТСТВУЮЩИЕ ПРОБЛЕМЫ

The Literary Digest poll 1936

The Literary Digest

NEW YORK

OCTOBER 31, 1936

Topics of the day

LANDON, 1,293,669; ROOSEVELT, 972,897

Final Returns in The Digest's Poll of Ten Million Voters

Well, the great battle of the ballots in the Poll of ten million voters, scattered throughout the forty-eight States of the

American National Committee purchased THE LITERARY DIGEST?" And all types and varieties, including: "Have the Jews purchased

returned and let the people of the Nation draw their conclusions as to our accuracy. So far, we have been right in every Poll. Will we be right in the current Poll? That, as Mrs. Roosevelt said concerning the President's reelection, is in the 'lap of the gods.'

"We never make any claims before election but we respectfully refer you to the opinion of one of the most quoted citizens

ДАННЫЕ И СОПУТСТВУЮЩИЕ ПРОБЛЕМЫ

101
1 0 0

Недостаточное количество данных

1010
1010
1010

Данные плохого качества
аномалии, выбросы

1010
1010
1010

Нерепрезентативные данные

1010101010101010
1010101010101010
1010101010101010
1010101010101010
1010101010101010
1010101010101010
1010101010101010
1010101010101010
1010101010101010
1010101010101010
1010101010101010
1010101010101010

Большая размерность пространства данных

Типы входных признаков

1

Количественные
признаки

2

Бинарные
признаки

3

Категориальные
признаки

- Номинальные
*нельзя
отранжировать*
- Порядковые
*можно
отранжировать*

Датасет

- Датасет из бюро переписи населения США
- Каждая строка описывает географическую единицу (район) Калифорнии
- Стоимость жилья данные ~ о районе

github.com/ageron/handson-ml/tree/master/datasets/housing

Датасет

- Какие атрибуты?
- Какие типы у атрибутов?
- Есть ли NULL значения?
- Какие масштабы значений у атрибутов?
- Есть в данных аномалии/ограничения?
- Визуализация данных



Практика **АНАЛИЗ ДАТАСЕТА HOUSING**

Часть 2

ПЕРВИЧНЫЙ АНАЛИЗ ДАННЫХ

Training & Test

A

Разбиваем
на **Training**
и **Test** сети
как можно
раньше

B

**Data
snooping
bias**

C

**Training
set** —
выбор,
тренировка
и тюнинг
моделей

D

**Testing
set** —
оценка
финальной
модели

Балансировка данных

Перекос данных

- 90 % данных — класс А,
10 % данных — класс В
- Модель всегда отвечает
А — accuracy 90 %

Как бороться? **Часть методов**

- Oversampling and undersampling
- Синтетические данные
- Другие метрики *AUC, F1-score*
- Другие способы
[machinelearningmastery.com/
tactics-to-combat-imbalanced-classes-
in-your-machine-learning-dataset](https://machinelearningmastery.com/tactics-to-combat-imbalanced-classes-in-your-machine-learning-dataset)

Масштабирование и нормализация

Масштабирование

- Standard $x' = \frac{x - \bar{x}}{\bar{o}}$
- Min-Max $x' = \frac{x - \min(x)}{\max(x) - \min(x)}$

Нормализация

L1, L2, ...

АНАЛИЗ ДАННЫХ

Трансформация данных

**Feature
SELECTION**

**Feature
ENGINEERING**

Заключение

1

Подготовка
данных ≈
тренировка
моделей

2

Поиск
аномалий
и способы
их решений —
только training
set

3

Полученные
решения
применяются
к данным
в обучающую
модель

- Test set
- Новые данные



Практика АНАЛИЗ БАНКОВСКИХ ТРАНЗАКЦИЙ

Часть 3

ОБРАБОТКА КАТЕГОРИАЛЬНЫХ ПЕРЕМЕННЫХ

ОБРАБОТКА КАТЕГОРИАЛЬНЫХ ПЕРЕМЕННЫХ

Виды трансформации категориальных переменных

1

**One hot
encoding**

2

Counts
«Каунты»

3

**Weights
of evidence**
WOE

ОБРАБОТКА КАТЕГОРИАЛЬНЫХ ПЕРЕМЕННЫХ

One Hot Encoding

Company Name	Categorical value	Price
VW	1	20.000
Acura	2	10.011
Honda	3	50.000
Honda	3	10.000

VW	Acura	Honda	Price
1	0	0	20.000
0	1	0	10.011
0	0	1	50.000
0	0	1	10.000

ОБРАБОТКА КАТЕГОРИАЛЬНЫХ ПЕРЕМЕННЫХ

Counts *Likelihood encoding*

- Для каждой категории считаем среднюю долю целевого события
- С математической точки зрения — условная вероятность целевого события при известной категории соответствующей фичи
- Получается в какой-то степени смещенный результат
- В идеале делать KFold, исключая возможность переобучения

ОБРАБОТКА КАТЕГОРИАЛЬНЫХ ПЕРЕМЕННЫХ

Weights of Evidence WOE

$$Weight\ of\ Evidence = \ln\left(\frac{DistributionGood_i}{DistributionBad_i}\right)$$

$$IV = \sum(DistributionGood_i - DistributionBad_i) \times \ln\left(\frac{DistributionGood_i}{DistributionBad_i}\right)$$

$$IV = \sum(DistributionGood_i - DistributionBad_i) \times WOE_i$$

DistributionGood (p_good) —
отношение количества хороших
в категории к числу всех хороших

DistributionBad (p_bad) —
отношение количества плохих
в категории к числу всех плохих

ОБРАБОТКА КАТЕГОРИАЛЬНЫХ ПЕРЕМЕННЫХ

Information value

$$Weight of Evidence = \ln\left(\frac{DistributionGood_i}{DistributionBad_i}\right)$$

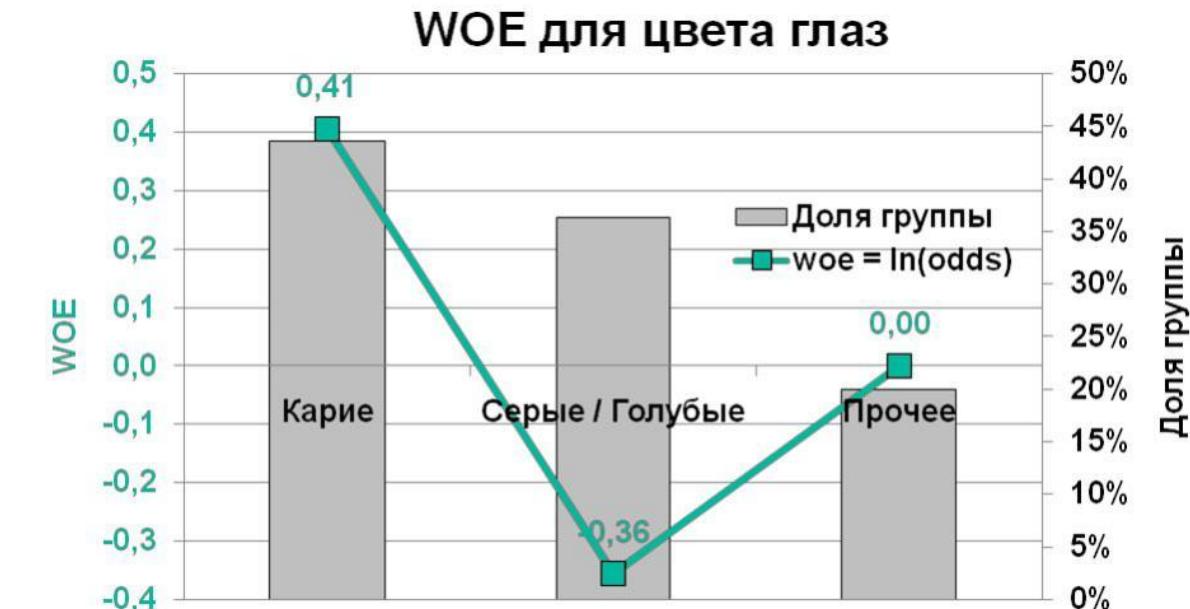
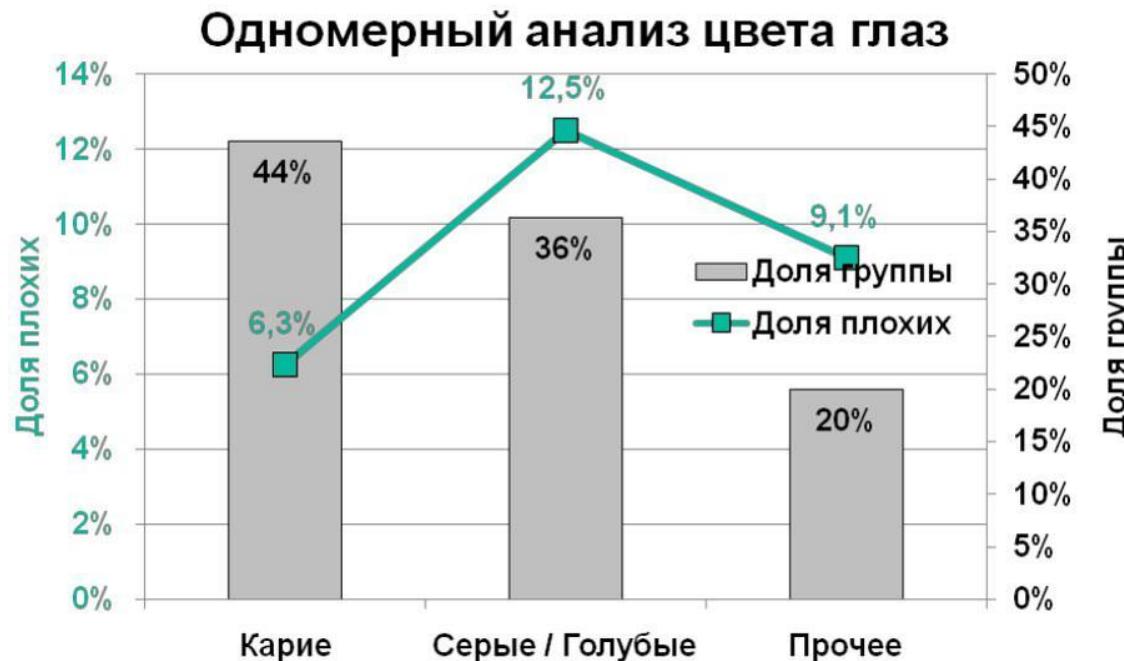
$$IV = \sum(DistributionGood_i - DistributionBad_i) \times \ln\left(\frac{DistributionGood_i}{DistributionBad_i}\right)$$

$$IV = \sum(DistributionGood_i - DistributionBad_i) \times WOE_i$$

- Мера прогностической силы переменной
- Оценка качества группировки переменной
- Оценка информативности переменной

ОБРАБОТКА КАТЕГОРИАЛЬНЫХ ПЕРЕМЕННЫХ

Weights of Evidence WOE





Практика **РАБОТА С ДАННЫМИ ТАКСИ**



ЧТО МЫ СЕГОДНЯ УЗНАЛИ

ИТОГИ

1

Какие существуют **основные проблемы с данными**

3

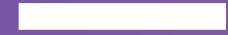
Как обрабатывать **пропущенные значения**

2

Как осуществить **первичный анализ данных**

4

Как преобразовывать **категориальные признаки**



СПАСИБО ЗА ВНИМАНИЕ