



НЕТОЛОГИЯ  
групп

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](https://blog.kaggle.com/-/No-Free-Hunch)

---

Занятие 1

# ПРОБЛЕМЫ КАЧЕСТВА И РАЗМЕРНОСТИ ДАННЫХ



# ЦЕЛИ ЗАНЯТИЯ

## ЦЕЛИ ЗАНЯТИЯ

# В КОНЦЕ ЗАНЯТИЯ ВЫ СМОЖЕТЕ

1

Описывать  
**основные  
проблемы  
с данными**

2

Определять  
**валидность  
и правильность  
данных**

3

Работать с  
**пропущенным  
и значениями**

4

Обрабатывать  
**категориальные  
переменные**

5

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 numpy  
для обработки  
данных

---

Часть 1

# **ДАННЫЕ И СОПУТСТВУЮЩИЕ ПРОБЛЕМЫ**



## ДАННЫЕ И СОПУТСТВУЮЩИЕ ПРОБЛЕМЫ

1 0 1  
1     0  
   0 0

**Недостаточное  
количество  
данных**

1 0 1 0  
1 0 1 0  
1 0 1 0

**Нерепрезентативные  
данные**

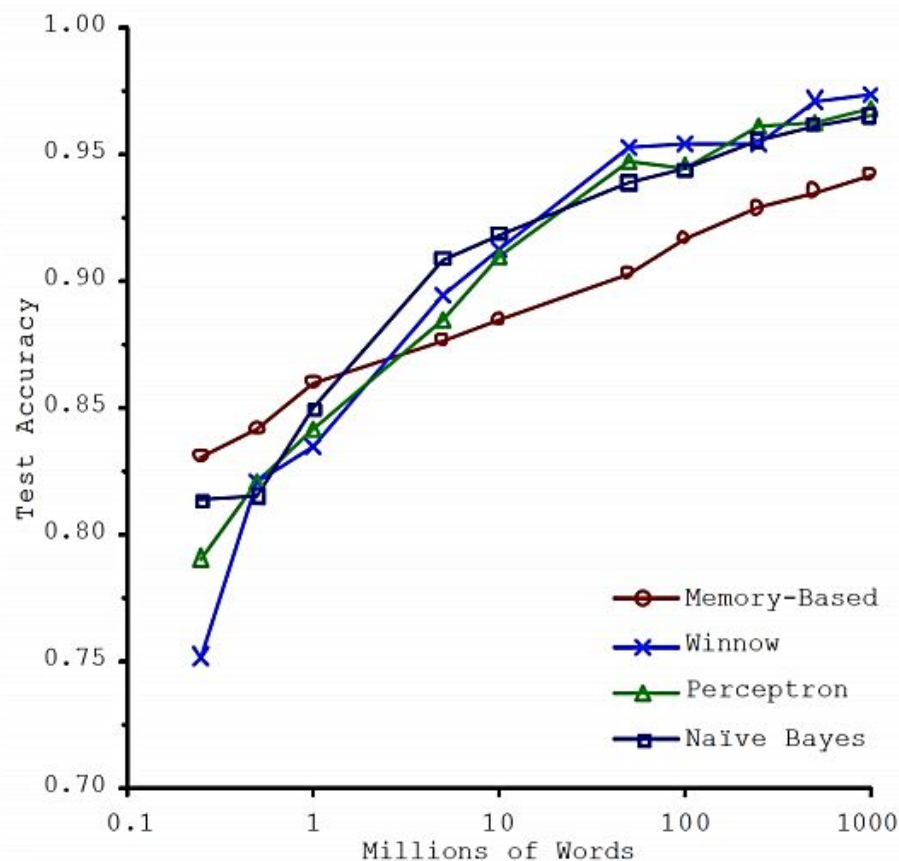
1 0 1 0  
1 0 1 0  
1 0 1 0

**Данные  
плохого качества**  
*аномалии,  
выбросы*

1010101010101010  
1010101010101010  
1010101010101010  
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

# 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

lican 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

1 0 1  
1     0  
   0 0

**Недостаточное  
количество  
данных**

1 0 1 0  
1 0 1 0  
1 0 1 0

**Нерепрезентативные  
данные**

1 0 1 0  
1 0 1 0  
1 0 1 0

**Данные  
плохого качества**  
*аномалии,  
выбросы*

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](https://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 DATASETА

# HOUSING



---

# Часть 2

# **ПЕРВИЧНЫЙ АНАЛИЗ ДАННЫХ**

# Training & Test

A

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

B

**Data  
snooping  
bias**

C

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

D

**Testing  
set —**  
оценка  
финальной  
модели

# Балансировка данных

### Перекося 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  $x' = \frac{x - \bar{x}}{\bar{\sigma}}$
- Min-Max  $x' = \frac{x - \min(x)}{\max(x) - \min(x)}$

## Нормализация

L1, L2, ...

# 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



# Виды трансформации категориальных переменных

1

**One hot  
encoding**

2

**Counts**  
«Каунты»

3

**Weights  
of evidence**  
WOE

# 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

# 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

# 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

# Information value

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

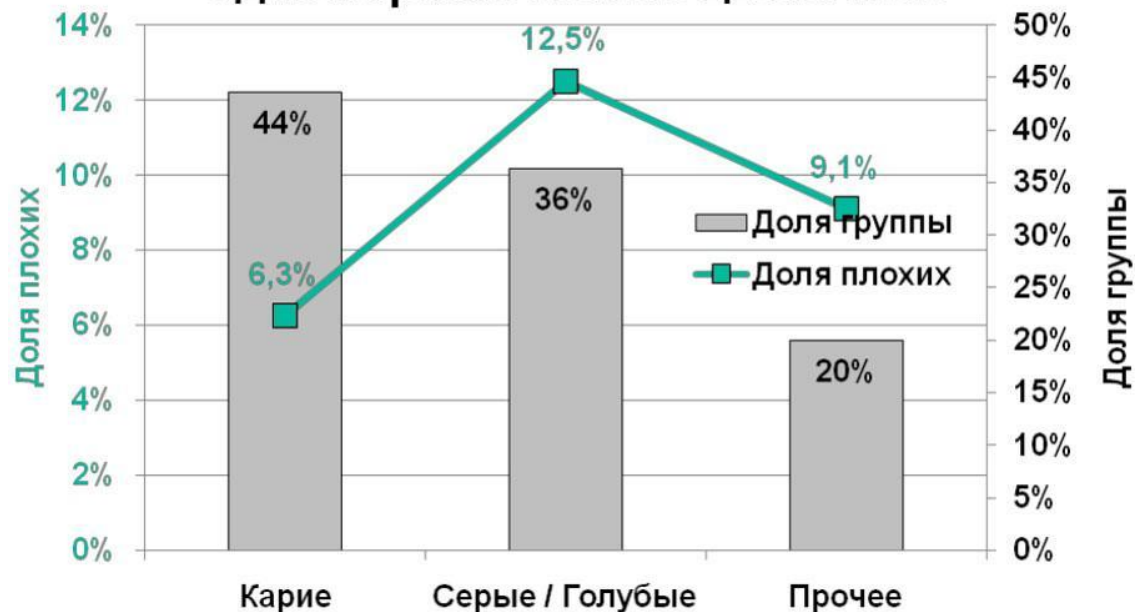
$$IV = \sum (DistributionGood_i - DistributionBad_i) \times \ln\left(\frac{DistributionGood_i}{DistributionBad_i}\right)$$

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

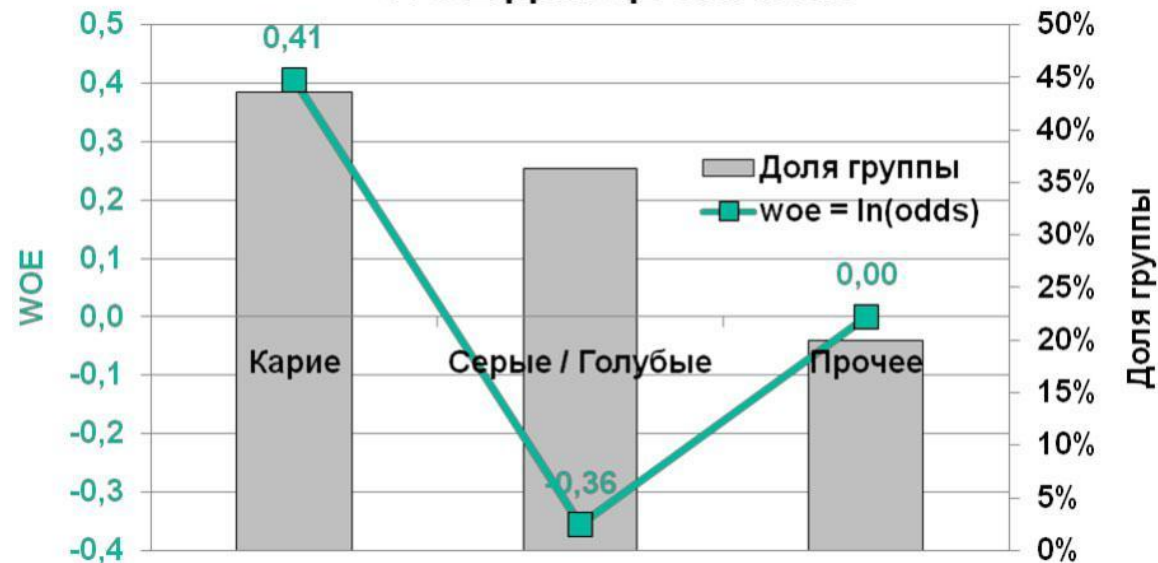
- Мера прогностической силы переменной
- Оценка качества группировки переменной
- Оценка информативности переменной

# Weights of Evidence *WOE*

Одномерный анализ цвета глаз



WOE для цвета глаз



---

Практика

**РАБОТА С ДАННЫМИ ТАКСИ**

---

**ЧТО МЫ СЕГОДНЯ УЗНАЛИ**



## ИТОГИ

1

Какие  
существуют  
**основные  
проблемы  
с данными**

2

Как  
осуществить  
**первичный  
анализ  
данных**

3

Как  
обрабатывать  
**пропущенные  
значения**

4

Как  
преобразовывать  
**категориальные  
признаки**

---

**СПАСИБО ЗА ВНИМАНИЕ**