

#### Введение в Машинное обучение

# Приложения на основе машинного обучения

**Business/ML Problem** 

**Description** 

Ranking

Помощь пользователям в поиске наиболее релевантной вещи

Recommendation

Предоставление пользователям то, что они могут быть наиболее заинтересованы в

Classification

Выяснение того, что что-то такое

Regression

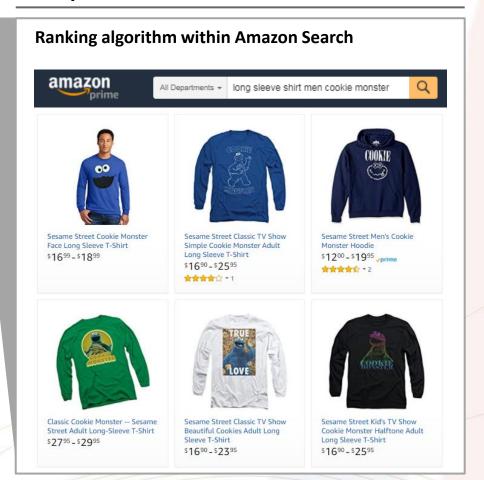
Прогнозирование численного значения

Clustering

Сгруппировав похожие объекты вместе

**Anomaly Detection** 

Поиск необычных вещей



**Business/ML Problem** 

**Description** 

Ranking

Помощь пользователям в поиске наиболее релевантной вещи

Recommendation

Предоставление пользователям того, в чем они могут быть наиболее заинтересованы

Classification

Выяснение того, что что-то такое

Regression

Прогнозирование численного значения вещи

Clustering

Сгруппировав похожие объекты вместе

**Anomaly Detection** 

Поиск необычных вещей

#### **Example**









Ends in 03:25:54

\$8.99 - \$37.49

#### **Amazon's Choice**



Panasonic RP-HJE120-PPK In-Ear Stereo Earphoi by Panasonic

\$818 prime | FREE One-Day Get it by Tomorrow, Apr 24 FREE One-Day Shipping on qualifying orders over \$35

\$7.99 (37 new offers)

See newer model of this item

**Business/ML Problem** 

Description

Ranking

Помощь пользователям в поиске наиболее релевантной вещи

Recommendation

Предоставление пользователям того, в чем они могут быть наиболее заинтересованы

Classification

Выяснение того, что что-то такое

Regression

Прогнозирование численного значения

Clustering

Сгруппировав похожие объекты вместе

**Anomaly Detection** 

Поиск необычных вещей

#### **Example**

**Product classification for our catalog** 



**High-Low Dress** 



**Straight Dress** 

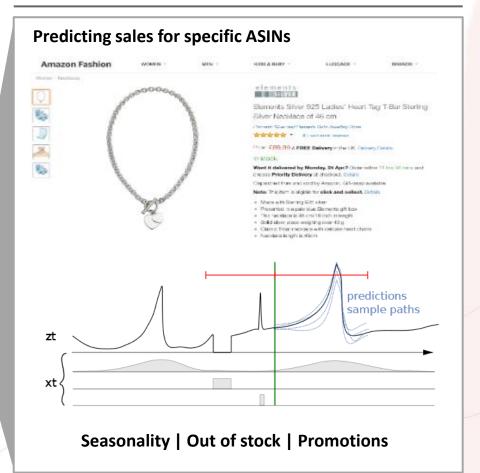


**Striped Skirt** 

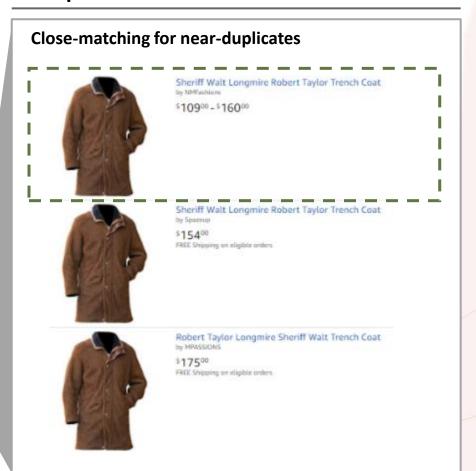


**Graphic Shirt** 

**Business/ML Problem Description** Помощь пользователям в поиске наиболее Ranking релевантной вещи Предоставление пользователям того, в чем они могут быть наиболее заинтересованы Recommendation Выяснение того, что что-то такое Classification Прогнозирование численного значения Regression Сгруппировав похожие объекты вместе Clustering Поиск необычных вещей **Anomaly Detection** 



**Business/ML Problem Description** Помощь пользователям в поиске наиболее Ranking релевантной вещи Предоставление пользователям того, в чем они могут быть наиболее заинтересованы Recommendation Выяснение того, что что-то такое Classification Прогнозирование численного значения Regression Сгруппировав похожие объекты вместе Clustering Поиск необычных вещей **Anomaly Detection** 



Business/ML Problem
Ranking

**Description** 

Помощь пользователям в поиске наиболее релевантной вещи

Recommendation

Предоставление пользователям то, что они могут быть наиболее заинтересованы в

Classification

Выяснение того, что что-то такое

Regression

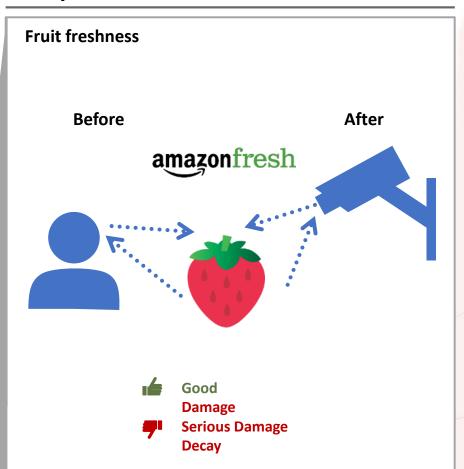
Прогнозирование численного значения вещи

Clustering

Сгруппировав похожие объекты вместе

**Anomaly Detection** 

Поиск необычных вещей

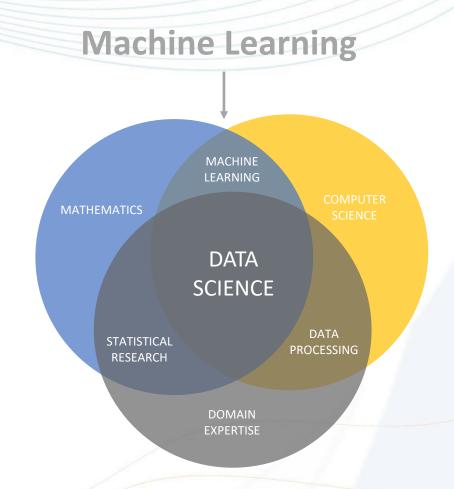


# Что такое машинное обучение?

#### What is Data Science?

Wikipedia describes Data Science as:

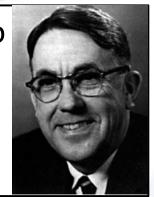
"междисциплинарная область, которая использует научные методы, процессы, алгоритмы и системы для извлечения знаний и информации из структурированных и неструктурированных данных."



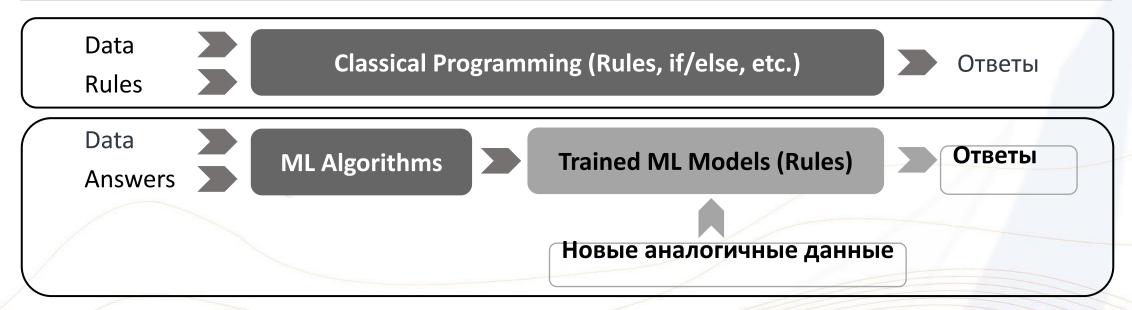
https://en.wikipedia.org/wiki/Data\_science

#### What is Machine Learning?

"Машинное обучение (ML) - это основная ветвь искусственного интеллекта, цель которой - дать компьютерам возможность учиться без явного программирования."



Arthur Samuel (1959) – Computer Scientist

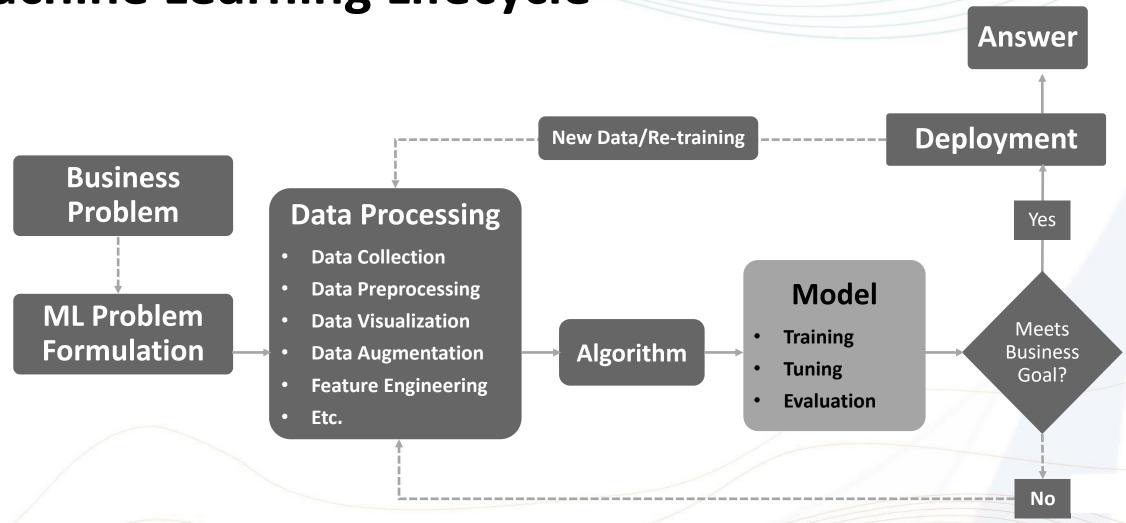


#### Why ML? Why now?

- Data
  - большие объемы данных, легко производить, собирать и хранить
- Compute
  - мощные вычислительные единицы, аппаратное ускорение, параллелизация вычислений
- Algorithms
  - Рамки ML, библиотеки, улучшенные и более эффективные методы



#### **Machine Learning Lifecycle**



#### Некоторые важные понятия ML

ML	Statistics/Math/other	Simply Put	
Label/Target/y	Dependent/Response/Output Variable	То, что вы пытаетесь предсказать	
Feature/x	Independent/Explanatory/Input Variable	Данные, которые помогут вам делать прогнозы	
Feature Engineering	Transformation	Изменение данных, чтобы получить больше значения	
1d, 2d, nd	Dimensionality	Количество функций	
Model Parameters	Weights	Набор чисел, встроенных в модель, который может предсказывать метки	
Model Training	Optimization	Поиск «лучшего» набора параметров модели	

# Контролируемое и неконтролируемое обучение

## Supervised vs. Unsupervised Learning

**Business/ML Problem Description** Помощь пользователям в поиске наиболее Ranking релевантной вещи Supervised Learning Предоставление пользователям то, что они Recommendation могут быть наиболее заинтересованы в Classification Выяснение того, что что-то такое Regression Прогнозирование численного значения вещи Unsupervised Clustering Сложив подобные вещи вместе Learning **Anomaly Detection** Поиск необычных вещей

Data is

provided

with the

correct

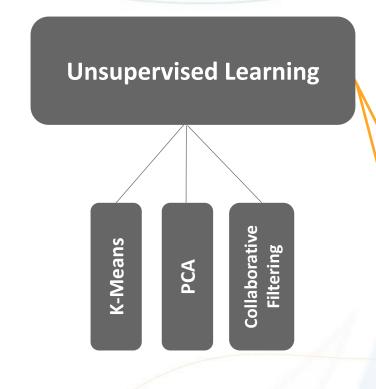
labels

Data is

provided without labels

## Supervised vs. Unsupervised Learning

**Supervised Learning** Данные предоставляют ся с правильными метками Classification Regression Модель (Quantity) (Category) учится, просматривая эти примеры **Neural Net** Logistic Linear Trees KNN

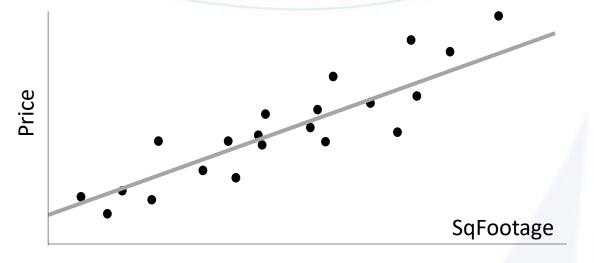


Данные предостав ляются без меток

Модель находит закономер ности в данных

## Supervised Learning: Regression

Data is **Supervised Learning** provided with the correct labels Model Classification learns by Regression (Category) looking at (Quantity) these examples **Neural Net** Logistic



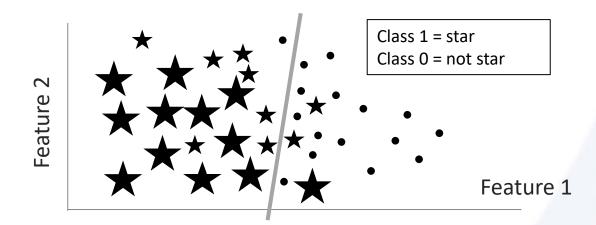
Label

Price	Bedrooms	SqFootage	Age
280.000	3	3292	14
210.030	2	2465	6
/	•••	111	

**Features** 

## **Supervised Learning: Classification**

Data is **Supervised Learning** provided with the correct labels Model learns by Classification Regression looking at (Quantity) (Category) these examples **Neural Net** Logistic Linear

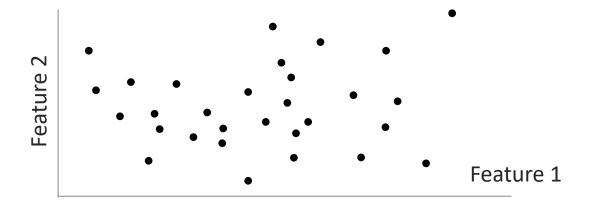


Label

Star	Points	Edges	Size
1	5	10<	750
0	0	>9	150
/	•••		•••

**Features** 

## **Unsupervised Learning: Clustering**

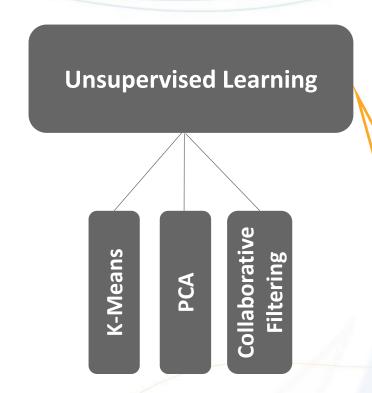


#### **Features**

Age Music Books

21 Classical Practical Magic

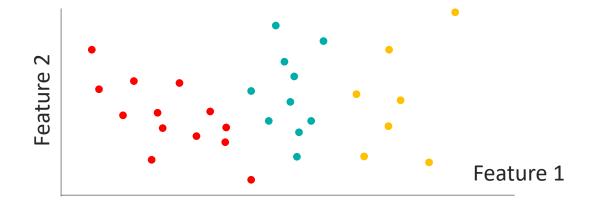
47 Jazz The Great Gatsby
... ...



Data is provided without labels

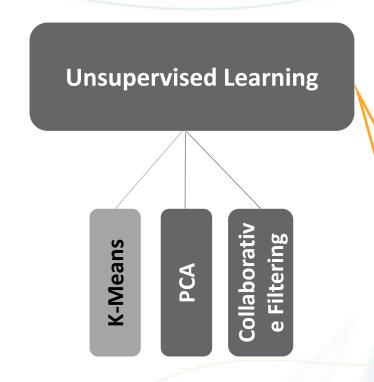
Model finds patterns in data

## **Unsupervised Learning: Clustering**



#### **Features**

AgeMusicBooks21ClassicalPractical Magic47JazzThe Great Gatsby.........



Data is provided without labels

Model finds patterns in data

# Sample ML Problem

#### **Food Delivery Problem**

- Джон любит заказывать еду онлайн для дома и работы.
- Он хочет предсказать, будет ли его заказ доставлен вовремя заранее.
- Он зарегистрировал свои предыдущие 45 заказов.

BadWeather Плохая погода	RushHour Час пик	MilesFromR estaurant Расстояние	UrbanAddress Городской адрес	Late
10	1	5	1	0
78	0	7	0	1
14	1	2	1	0
58	1	4.2	1	1
82	0	7.8	0	0
	•••	•••		

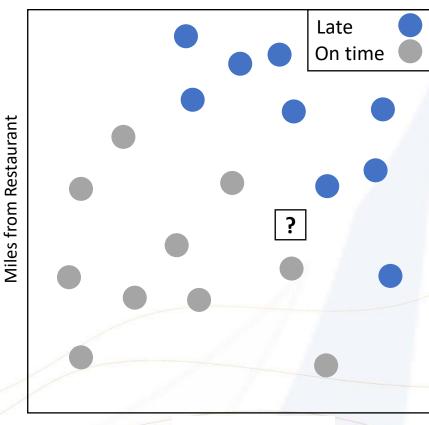
Two classes: 1/late and 0/on time

#### **Food Delivery Problem**

• Метод К ближайших соседей (KNN) прогнозирует новые точки данных на основе К аналогичных записей из набора данных.

•

К какому классу относятся? [?]



**Bad Weather** 

#### **Food Delivery Problem**

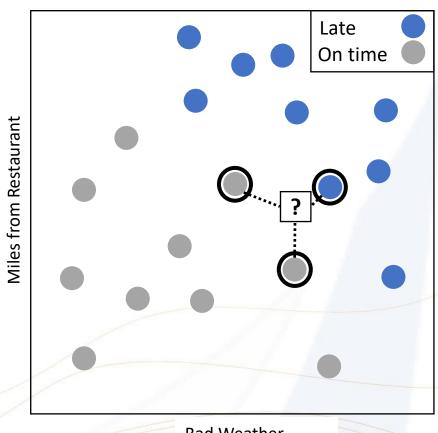
Выбрать К = 3

K Nearest Neighbors (KNN) predicts new data points based on K similar

records from a dataset.

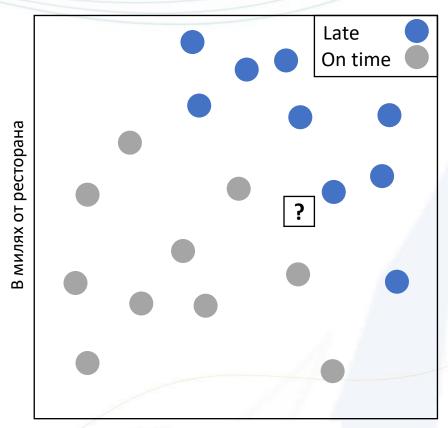
? К какому классу относятся? Посмотрите на ближайшие К точки данных:

- Рассчитать расстояния от всех точек данных 🛚 ?
- Найти ближайших соседей К
- Выберите класс большинства:



#### **Food Delivery Problem Hands-on**

• Давайте использовать пример доставки еды Джона и обучить алгоритм К ближайших соседей для прогнозирования новой точки данных.



Плохая погода

## **Model Evaluation**

### **Regression Metrics**

Metrics	Equations
Mean Squared Error (MSE)	$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=0}^{n} (y^{(i)} - \hat{y}^{(i)})^2$
Root Mean Squared Error (RMSE)	$RMS = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=0}^{n} (y^{(i)} - \hat{y}^{(i)})^2}$
Mean Absolute Error (MAE)	$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=0}^{n}  y^{(i)} - \hat{y}^{(i)} $
R Squared (R <sup>2</sup> )	$R^{2} = 1 - \frac{\sum_{i=0}^{n} (y^{(i)} - \hat{y}^{(i)})^{2}}{\sum_{i=0}^{n} (y^{(i)} - \bar{y})^{2}}$

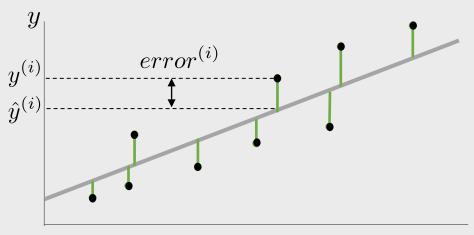
: Data values

:  $\hat{\mathfrak{P}}^{(i)}$  redicted values

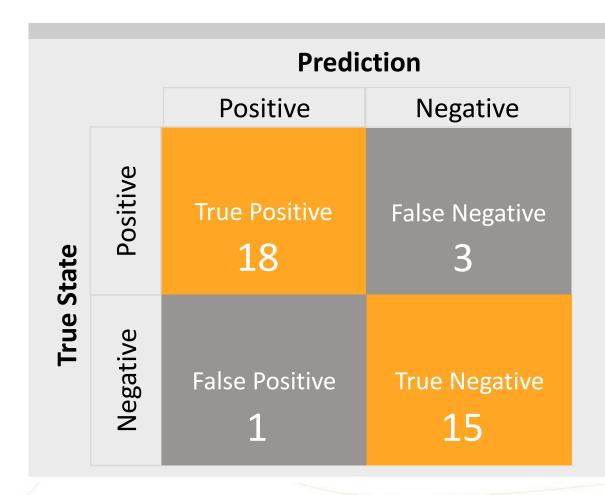
: Mean value of data values,

: Number of data records

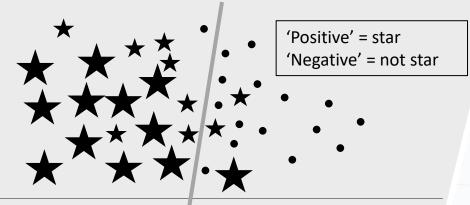
$$\bar{y} = \frac{1}{n} \sum_{i=0}^{n} y^{(i)}$$



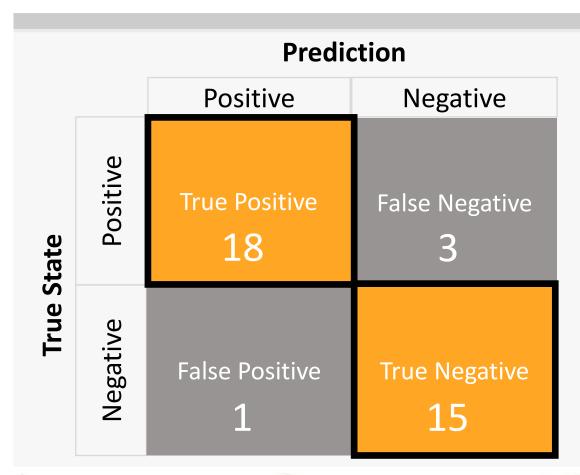
#### **Classification Metrics**



True Positive: Predicted 'Positive'
when the actual is 'Positive'
False Positive: Predicted 'Positive'
when the actual is 'Negative'
False Negative: Predicted 'Negative'
when the actual is 'Positive'
True Negative: Predicted 'Negative'
when the actual is 'Negative'



#### Classification Metrics: Accuracy



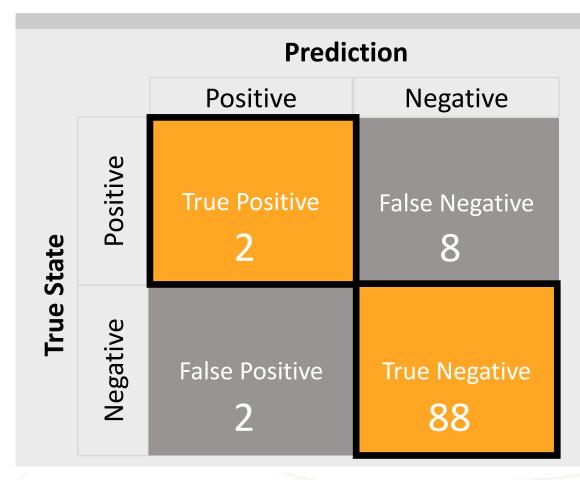
**Accuracy\***: Процент (коэффициент) случаев, классифицированных правильно

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + FP + FN + TN}$$

$$Accuracy = \frac{18+15}{18+1+3+15} = 0.89$$

 $(bad) 0 \le Accuracy \le 1 (good)$ 

#### Classification Metrics: Accuracy

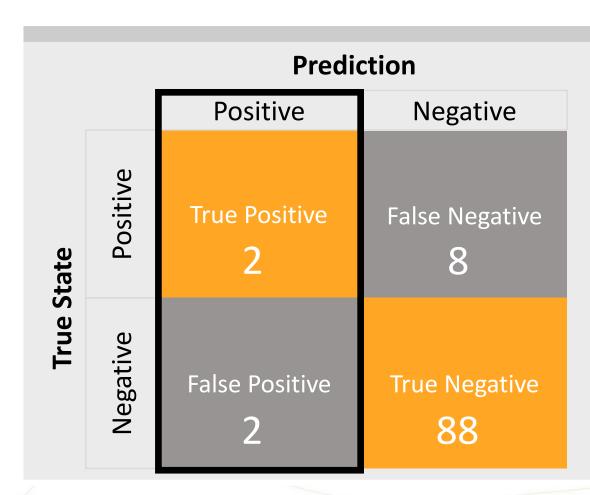


#### Парадокс высокой точности:

Точность вводит в заблуждение при работе с несбалансированными набор данных - несколько True Positives, "редкий" класс, и многие True Negatives, "доминирующий" класс. Высокая точность даже тогда, когда мало истинных срабатываний.

$$Accuracy = \frac{2+88}{2+2+8+88} = 0.90$$

#### **Classification Metrics: Precision**



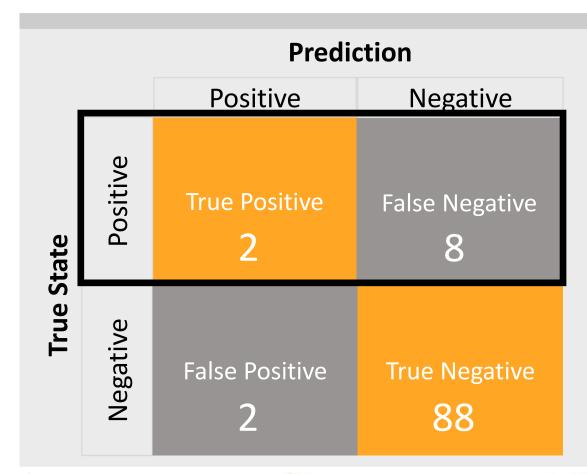
Precision\*: Точность прогнозируемого положительного результата

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP}$$

$$Precision = \frac{2}{2+2} = 0.50$$

 $*(bad) 0 \le Precision \le 1 (good)$ 

#### **Classification Metrics: Recall**



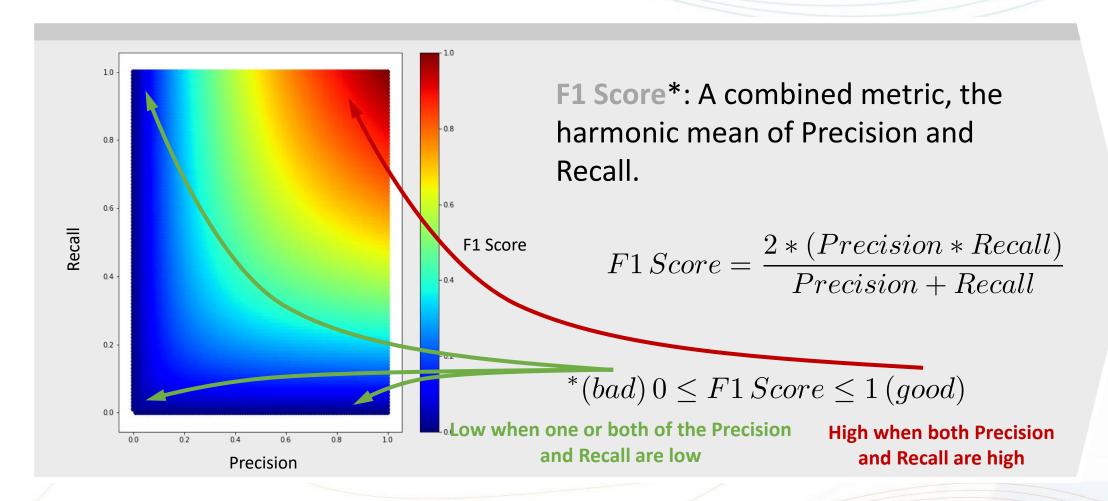
Recall\*: Измеряет способность модели прогнозировать положительный результат

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN}$$

$$Recall = \frac{2}{2+8} = 0.20$$

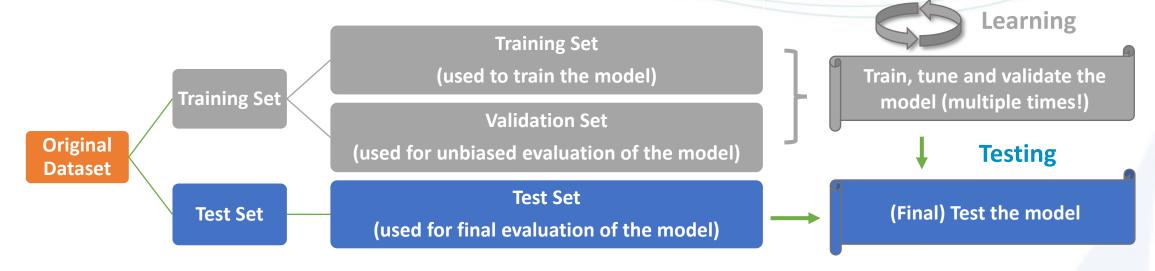
 $*(bad) 0 \le Recall \le 1 (good)$ 

#### Classification Metrics: F1 Score



# Train – Validation – Test Datasets

## **Training – Validation – Test Sets**



Тестовый набор недоступен модели для обучения, он используется только обобщения (прогноза) модель на новых данных (данных, на которых она не обучалась)".

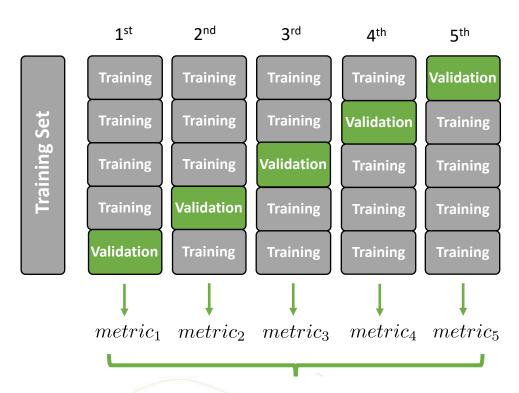
## **Training – Validation – Test Sets**



	bac	i_weather	is_rusin_inour	mile_distance	urban_address	iate
	0	0.0	1.0	5.00	1.0	0.0
	1	1.0	0.0	7.00	0.0	1.0
	2	0.0	1.0	2.00	1.0	0.0
	3	1.0	1.0	4.20	1.0	0.0
	4	0.0	0.0	7.80	0.0	1.0
L	5	1.0	0.0	3.90	1.0	0.0
	6	0.0	1.0	4.00	1.0	0.0
	7	1.0	1.0	2.00	0.0	0.0
	8	0.0	0.0	3.50	0.0	1.0
Г	9	1.0	0.0	2.60	1.0	0.0
1	0	0.0	0.0	4.10	0.0	1.0

Это хорошая практика, чтобы перетасовать набор данных до разделения, чтобы избежать смещения в результате наборов.

## K-fold Cross Validation (K = 5)



Average or combine validation performance metrics

K-fold Cross-Validation (CV) это метод проверки, чтобы увидеть, насколько хорошо обученная модель обобщается для независимого набора проверки.

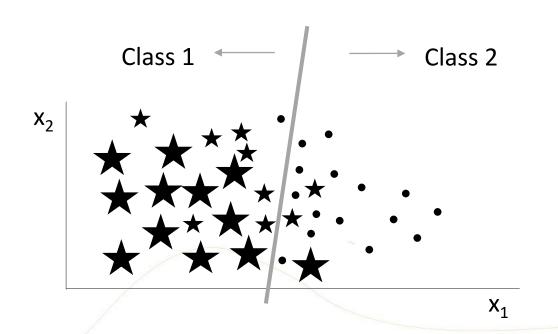
Используйте К различные набора для проверки модели, каждый раз обучая остальные образцы:

- Разделение набора учебных данных на независимые поднаборы (фолды) К.
- Повторите следующие времена К:
  - Зафиксируйте фолд Kth данных test set.
  - Тренируйте модель на других фолдах (поднаборах) train set.
  - Проверьте модель на validation set.
- Усредните или объедините метрики качества модели.

# **Underfitting & Overfitting**

## **Model Evaluation: Underfitting**

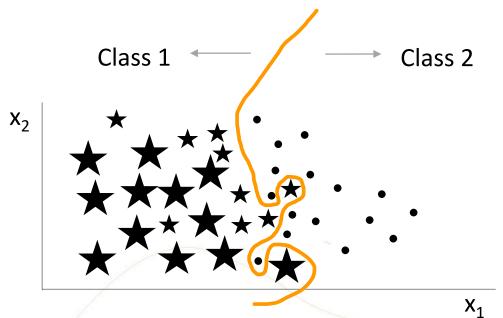
**Underfitting**: Модель недостаточно хороша для описания взаимосвязи между входным данными  $(x_1, x_2)$  и выходом у: : {Class 1, Class 2}.



- Модель **слишком проста** для определения важных закономерностях в учебных данных.
- Модель **будет плохо работать** на обучение и проверку (и / или тест).

## **Model Evaluation: Overfitting**

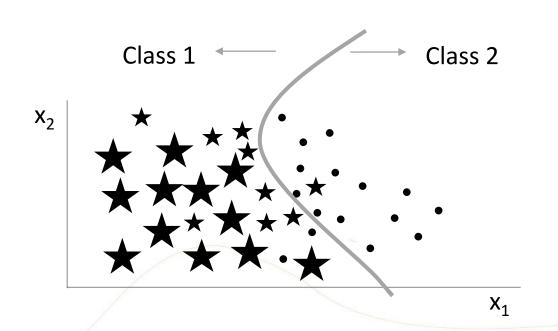
Overfitting: Модель запоминает или имитирует учебные данные и не может хорошо обобщить новые «невидимые» данные (тестовые данные).



- Модель слишком сложна.
- Модель подхватывает шум вместо лежащих в основе отношений.
- Модель будет хорошо работать на обучение, но плохо на проверку (и / или тест).

### **Model Evaluation: Good Fit**

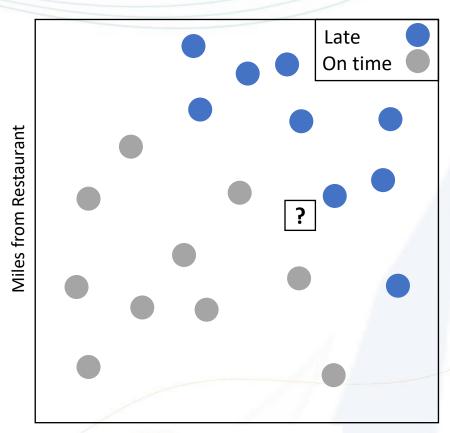
**Appropriate fitting**: Модель фиксирует общую взаимосвязь между входным данными  $(x_1, x_2)$  и выходом у: : {Class 1, Class 2}.



- Модель не слишком простая, не слишком сложная.
- Модель находит основные отношения, а не шум в обучении.
- Модель будет достаточно хорошо работать на обучение и проверку (и / или тест).

## **Overfitting Hands-on**

- Давайте еще раз возьмем пример доставки еды Джона.
- Мы обучаем модель К ближайших соседей и анализируем переобучение.



**Bad Weather** 

# **Exploratory Data Analysis (EDA)**

## **Exploratory Data Analysis**

• Exploratory Data Analysis (EDA) это подход к анализу набора данных и определении основных его характеристик.

- Сбор (Collect) или агрегирование данных
- Выполните первоначальные исследования, чтобы обнаружить закономерности, точечные аномалии, проверить гипотезу и проверить предположения
  - Краткая статистика
  - Graphical/visual представления (histograms, plots)
- Процесс данных для получения значимой информации

## **Descriptive Statistics**

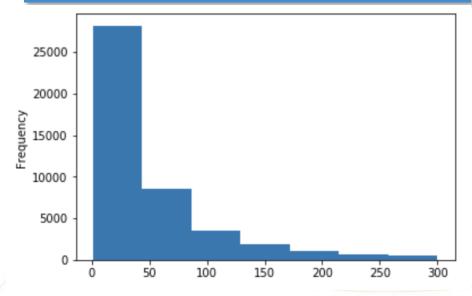
- Overall statist df.head(), df.shape, df.info()
  - Количество примеров (i.e. number of rows)
  - Количество функций (i.e. number of columns)
- Univariate statistics (single feature)
  - Статистика по численным характеристикам (mean, variance, histogram) -
  - Статистика по категоричным признакам (histograms, mode, most/least frequent values, percentage, number of unique values)
     df.describe(), hist(df[feature])
    - Histogram of value df[feature].value\_counts() or seaborn's distplot()
  - Target statistics
    - Class distributio df[target].value\_counts() or np.bincount(y)
- Multivariate statistics (more than one feature)
  - Correlation df.plot.scatter(feature1, feature2), df[[feature1, feature2]].corr()

## **Univariate Statistics: Histograms**

#### **Numerical** features:

import matplotlib.pyplot as plt

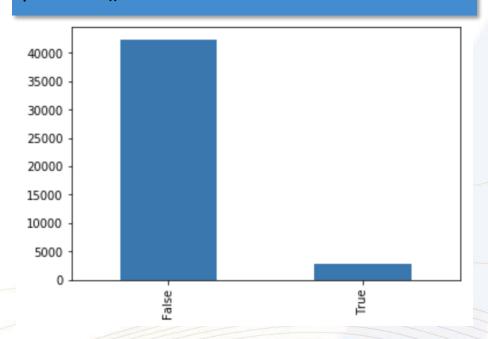
df[num\_feature].plot.hist(bins = 7)
plt.show()



### **Categorical** features:

import matplotlib.pyplot as plt

df[cat\_feature].value\_counts().plot.bar()
plt.show()

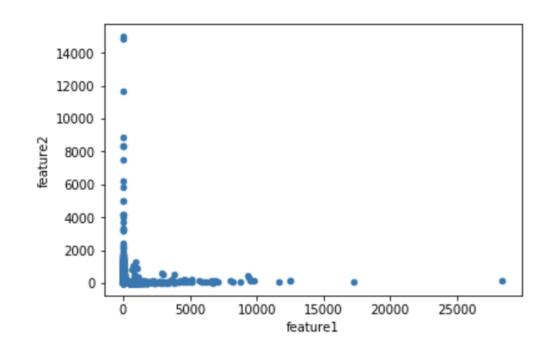


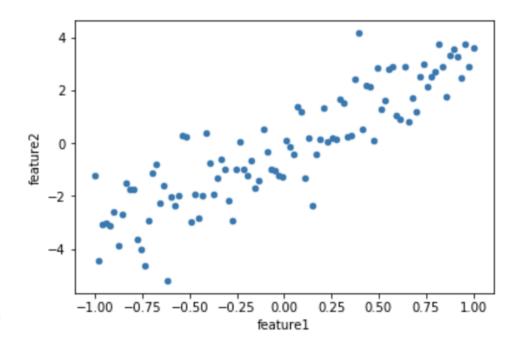
## **Correlations: Scatterplot**

• Correlations: Насколько сильно связаны пары функций.

df.plot.scatter(feature1,feature2)
plt.show()

Матрицы точечной диаграммы визуализируют взаимосвязь между признаками.





### **Correlations: Correlation Matrix**

Correlations: How strongly pairs of features are related.

cols = [feature1, feature2]
df[cols].corr()

Матрицы корреляции измеряют **линейную** зависимость между признаками; легче читать; могут использовать тепловые карты.

	feature1	feature2
feature1	1	0.0128493
feature2	0.0128493	1

	feature1	feature2
feature1	1	0.882106
feature2	0.882106	1

Значения корреляции между -1 и 1: -1 означает идеальную отрицательную корреляцию, 1 означает идеальную положительную корреляцию, а 0 означает отсутствие связи между двумя переменными.

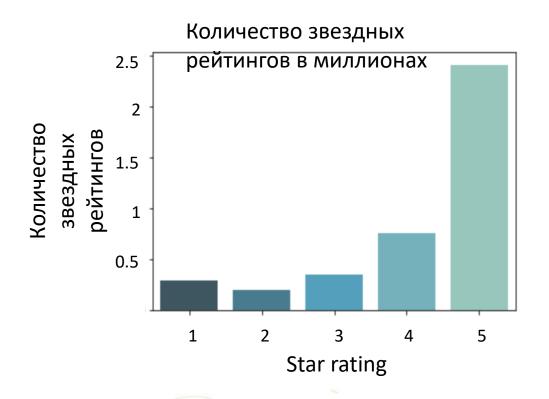
## **Correlations**

- Высоко коррелированные (положительные или отрицательные) функции могут ухудшить производительность некоторых моделей ML, таких как линейные и логистические модели регрессии.
  - Выберите одну из коррелированных функций и отбросьте другую (ие).
  - Другие модели ML, такие как деревья решений, в основном невосприимчивы к этой проблеме.
- В то время как высоко target-correlated (положительные или отрицательные) функции могут повысить производительность линейных и логистических регрессионных моделей.

•

# **Imbalanced Datasets**

## Классовый дисбаланс



- Количество образцов в классе распределяется неравномерно.
- Модель ML может плохо работать для редких классов.
- Examples:
  - Обнаружение мошенничества
  - Обнаружение аномалий
  - Медицинская диагностика

Amazon review dataset: Количество 5 звездных отзывов почти равно сумме 4 других типов звездных отзывов вместе взятых.

### **Class Imbalance**

• Как решить проблемы классового дисбаланса?

#### Down-sampling

Уменьшите размер доминирующего или частого класса

#### **Up-sampling**

Увеличьте размер редкого или малого класса

#### Data generation

Создавайте новые записи (примеры), похожие, но не идентичные.

#### Sample weights

Для модели, в которой используется функция стоимости (Loss), присвойте более высокие веса редким классам и более низкие веса доминирующим классам.

# Missing Data

## Обработка Missing Data

- Удалить (Drop) строки и / или столбцы с пропущенными значениями: удалите эти строки и / или столбцы из набора данных.
  - Меньшее количество примеров обучающих данных и / или меньшее количество функций может привести к переобучению / недообучению
  - Внести (заполнить) недостающие значения:
  - **Среднее значение** отсутствующих числовых значений: замените средним значением в столбце df['col'].fillna((df['col'].mean())) df['col'].fillna((df['col'].mode()))
  - Расчет по общей точке для отсутствующих категориальных значений: замените наиболее распространенным значением для этого столбца
  - **Placeholder**: назначьте общее значение для местоположения отсутствующих данных
  - Advanced imputation: Прогнозируйте недостающие значения из полных выборок с помощью методов машинного обучения. Например, AWS Datawig использует нейронные сети для прогнозирования отсутствующих значений табличных данных https://github.com/awslabs/datawig

## SimpleImputer in sklearn

• SimpleImputer: в sklearn для заполнения пропущенных значений-

.fit(), .transform()

- •SimpleImputer(missing\_values=nan, strategy='mean', fill\_value=None)
  - numerical data:
    - Strategy = "mean", заменить отсутствующие значения, используя среднее значение по каждому столбцу
    - Strategy = "median", заменить отсутствующие значения с помощью медианы по каждому столбцу
  - numerical or categorical data:
    - Strategy = "most\_frequent", заменить отсутствующее, используя наиболее частое значение в каждом столбце
    - Strategy = "constant", заменить отсутствующие значения на fill\_value

# **Feature Scaling**

# Feature Scaling

- Motivation: Многие алгоритмы чувствительны к функциям, находящимся в разных масштабах, например, алгоритмы на основе метрик (KNN, K Means) и алгоритмы на основе градиентного спуска (регрессия, нейронные сети).
- Примечание: древовидные алгоритмы (деревья решений, случайные леса) не имеют этой проблемы.
- Solution: Привести функции к одному масштабу
  - Общие варианты (оба линейные):
    - Mean/variance стандартизация
    - MinMax масштабирование

### Standardization in sklearn

• StandardScaler: sklearn масштабирование, значения масштабирования должны быть сосредоточены вокруг среднего 0 со стандартным отклонением 1

Transform: 
$$x_{scaled} = \frac{x - x_{mean}}{x_{std}}$$

.fit(), .transform()

```
from sklearn.preprocessing import StandardScaler stdsc = StandardScaler()

raw_data = np.array([[-3.4], [4.5], [50], [24], [3.4], [1.6]]) scaled_data = stdsc.fit_transform(raw_data) print(scaled_data.reshape(1,-1))
```

[[-0.90560498 - 0.47848383 1.98151777 0.57580257 - 0.53795639 - 0.63527514]]

## MinMax Scaling in sklearn

0.14794007 1.

• MinMaxScaler: sklearn масштабирование, значения масштабирования должны быть сосредоточены вокруг среднего 0 со стандартным отклонением 1 -

0.51310861 0.12734082 0.09363296]]

.fit(), .transform()

Transform:  $x_{scaled} = \frac{x - x_{min}}{x_{max} - x_{min}}$ 

```
from sklearn.preprocessing import MinMaxScaler
minmaxsc = MinMaxScaler()

raw_data = np.array([[-3.4], [4.5], [50], [24], [3.4], [1.6]])
scaled_data = minmaxsc.fit_transform(raw_data)
print(scaled_data.reshape(1,-1))
```

редактор: Діагоу

[[0.