# Занятие 12 Поиск аномалий.

Кантонистова Е.О.

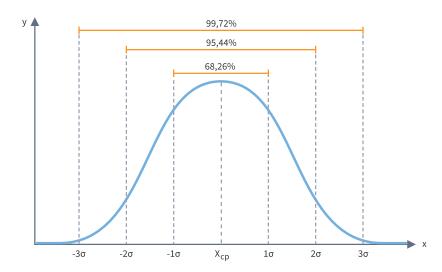


#### РАБОТА С ВЫБРОСАМИ

- 1. Статистические методы (правило трех сигм, интерквартильный размах).
- 2. Методы машинного обучения.

#### 1. ПРАВИЛО ТРЕХ СИГМ

• Для случайных величин, распределенных по нормальному закону, вероятность того, что случайная величина отклонится от своего математического ожидания более чем на три стандартных отклонения, практически равна нулю.

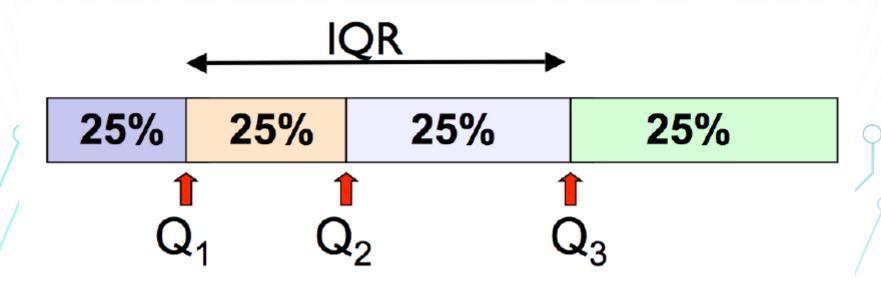


• Выбросами объявляются объекты, имеющие стандартное отклонение  $\geq 3\sigma$  от математического ожидания.

### 2. ИНТЕРКВАРТИЛЬНЫЙ РАЗМАХ

Пусть Q1 – первая (25%) квартиль распределения, Q3 – третья (75%) квартиль распределения.

• Величина IQR = Q3 – Q1 называется интерквартильным размахом.



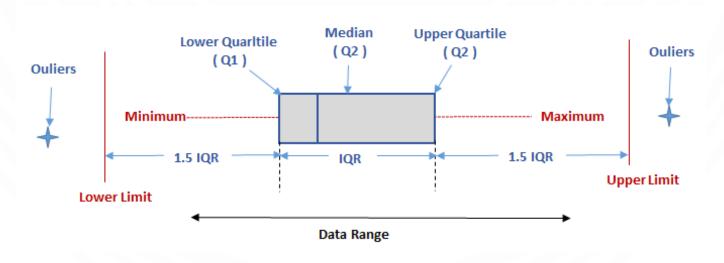
#### 2. ИНТЕРКВАРТИЛЬНЫЙ РАЗМАХ

• Слабые выбросы — это значения, которые меньше 25%-квартили минус 1,5IQR или больше 75%-квартили плюс 1,5IQR:

$$x < Q1 - 1,5 \cdot IQR$$
 или  $x > Q3 + 1,5 \cdot IQR$ 

• Сильные выбросы — это значения, которые меньше 25%-квартили минус 3IQR или больше 75%-квартили плюс 3IQR:

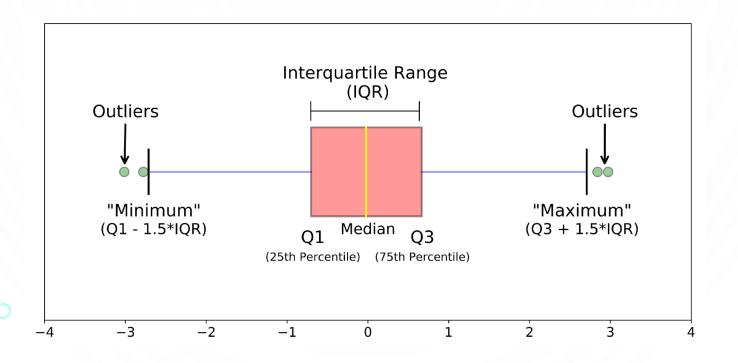
$$x < Q1 - 3 \cdot IQR$$
 или  $x > Q3 + 3 \cdot IQR$ 



#### ЯЩИК С УСАМИ

Ящик с усами – это диаграмма, которая показывает:

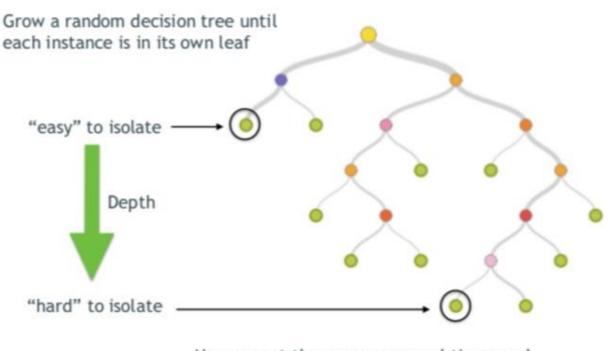
- одномерное распределение вероятностей (квартили)
- границы попадания "нормальных" точек
- выбросы



• Строим лес, состоящий из N деревьев. Каждый признак и порог выбираем случайно. Останавливаемся, когда в вершине 1 объект или когда построили дерево максимальной глубины.

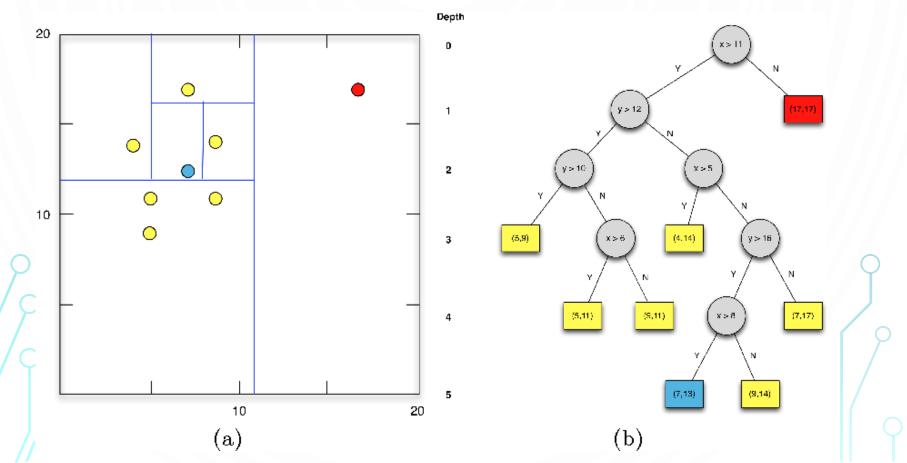
<u>Идея:</u> чем сильнее объект отличается от большинства, тем раньше он будет отделен от основной выборки случайными разбиениями => выбросы – объекты, которые оказались на небольшой глубине.

<u>Идея:</u> чем сильнее объект отличается от большинства, тем раньше он будет отделен от основной выборки случайными разбиениями => выбросы – объекты, которые оказались на небольшой глубине.



Now repeat the process several times and use average Depth to compute anomaly score: 0 (similar) -> 1 (dissimilar)

<u>Идея:</u> чем сильнее объект отличается от большинства, тем раньше он будет отделен от основной выборки случайными разбиениями => выбросы – объекты, которые оказались на небольшой глубине.



ullet Если объект единственный в листе, то его оценка аномальности в дереве — это глубина листа  $oldsymbol{h}_n(x) = oldsymbol{k}.$ 

• Оценка аномальности объекта в Isolation Forest:

$$a(x)=2^{-\frac{a}{b}},$$

где  $a = \frac{1}{N} \sum h_n(x)$  — средняя глубина, где N — число деревьев в лесе,

b=c(l) – средняя длина пути, посчитанная по всем объектам и всем деревьям в лесе, построенном по выборке размера l.

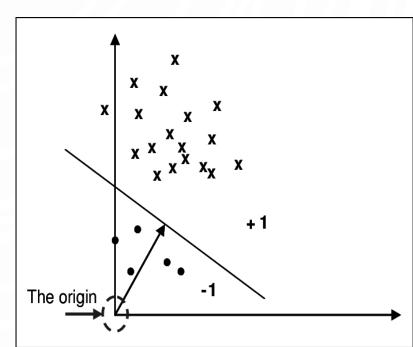
# ПОИСК АНОМАЛИЙ С ПОМОЩЬЮ МОДЕЛЕЙ ML

Идея: можно настроить модель машинного обучения так, чтобы на нормальных объектах она принимала значения, близкие к нулю (или, например, положительные значения). Тогда если прогноз на объекте сильно отличается от прогноза на обучающей выборке, то такой объект можно считать аномальным.

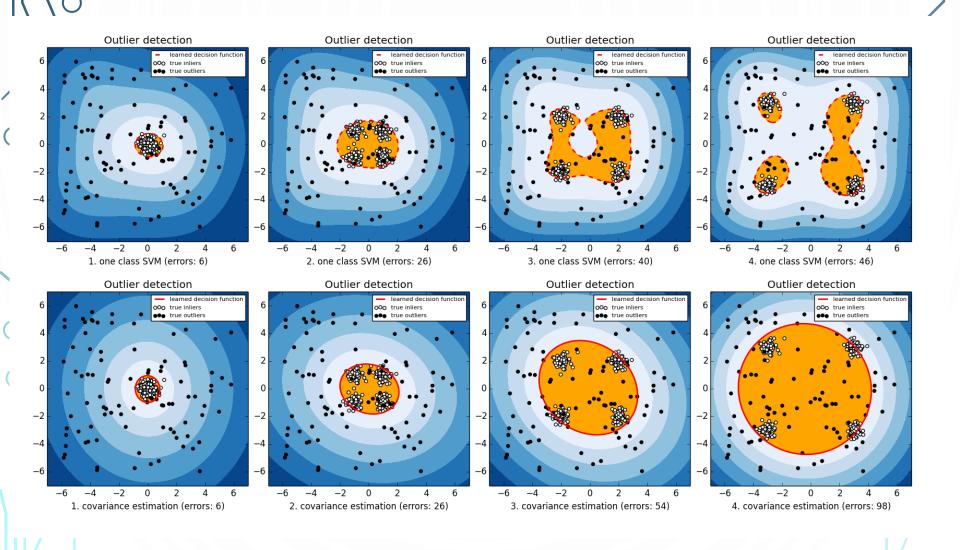
#### ONE-CLASS SVM

Метод строит линейную функцию a(x) = sign(w, x) так, чтобы она отделяла выборку от начала координат с максимальным отступом, а именно:

- a(x) отделяет как можно больше объектов выборки от нуля: a(x) = +1 на области как можно меньшего объема, содержащей как можно больше объектов выборки
- имеет большой отступ от 0. Тогда объекты с a(x) = -1 это аномалии.

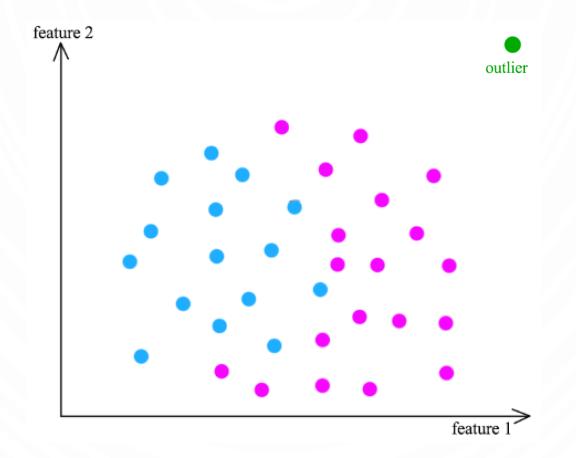


## ONE-CLASS SVM C RBF-ЯДРОМ



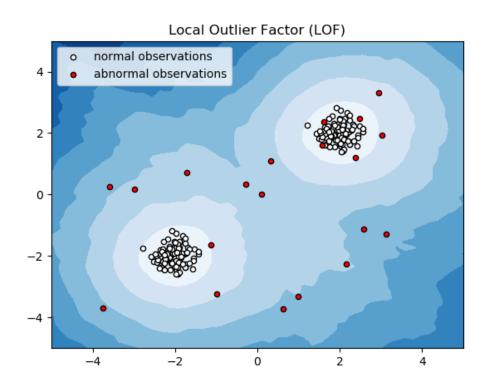
#### ПОИСК ВЫБРОСОВ С ПОМОЩЬЮ KNN

- Вычисляем среднее расстояние от каждой точки до её ближайших k соседей
- Точки с наибольшим средним расстоянием выбросы



#### LOCAL OUTLIER FACTOR

- Задаем плотность распределения в точке, используя k ближайших соседей
- Точки, плотность распределения в которых значительно меньше, чем у соседей выбросы.



# ССЫЛКИ

- https://dyakonov.org/2017/04/19/поиск-аномалийanomaly-detection/
- https://scikitlearn.org/stable/modules/outlier\_detection.html
- https://github.com/yzhao062/pyod