

Лекция 3

Деревья

План

- Структура дерева
- Построение дерева
 - Решающий пень
 - Энтропия
 - “Жадный” алгоритм
 - Критерий Джини
 - Дисперсия
- Регуляризация деревьев
 - Критерии остановки
 - Стрижка (Pruning)

Полезные ссылки

- Про деревья <https://towardsdatascience.com/decision-trees-d07e0f420175>
- Про деревья еще <https://medium.com/greyatom/decision-trees-a-simple-way-to-visualize-a-decision-dc506a403aeb>
- Про деревья регрессии отдельно
<https://towardsdatascience.com/tree-based-methods-regression-trees-4ee5d8db9fe9>
- Обзор по алгоритмам бустинга (доп. материал)
<https://medium.com/diogo-menezes-borges/boosting-with-adaboost-and-gradient-boosting-9cbab2a1af81>
- Подробный разбор параметров LGBM и сравнение с XGBoost (доп. материал)
<https://www.analyticsvidhya.com/blog/2017/06/which-algorithm-takes-the-crown-light-gbm-vs-xgboost/>

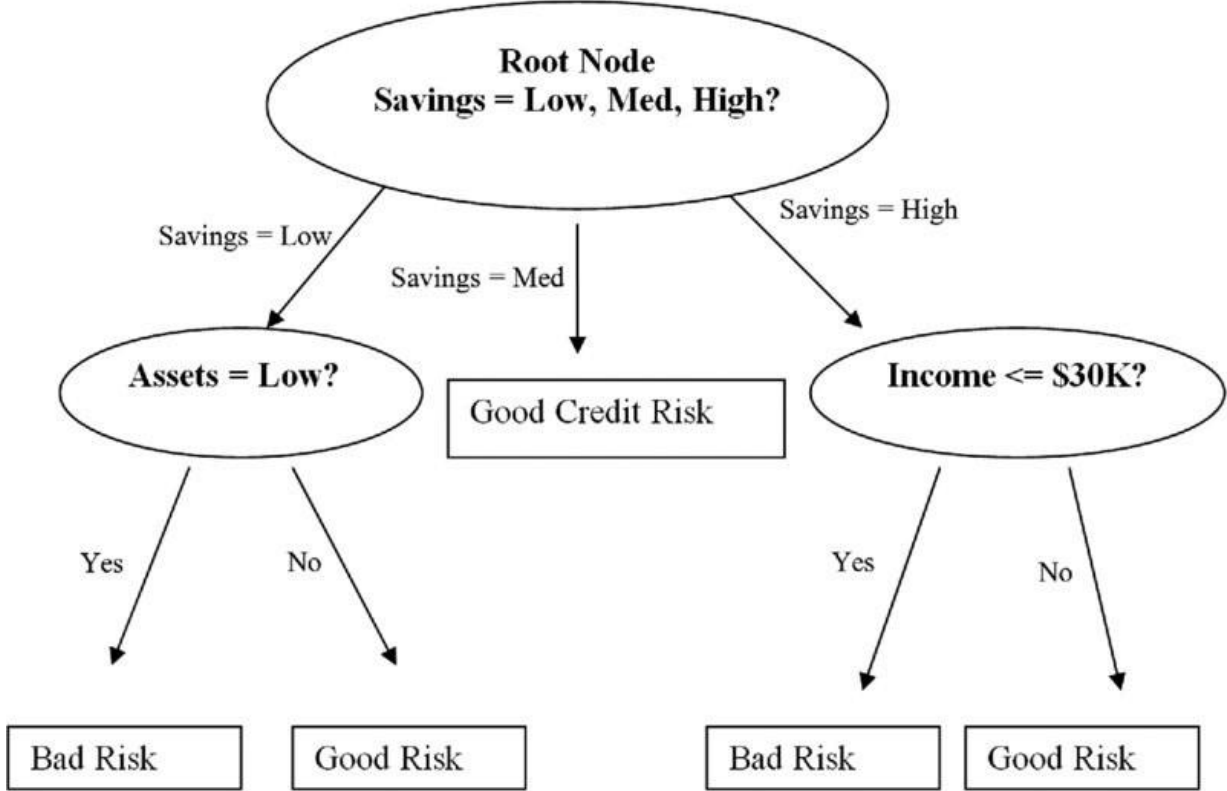
Структура дерева

Дерево решений

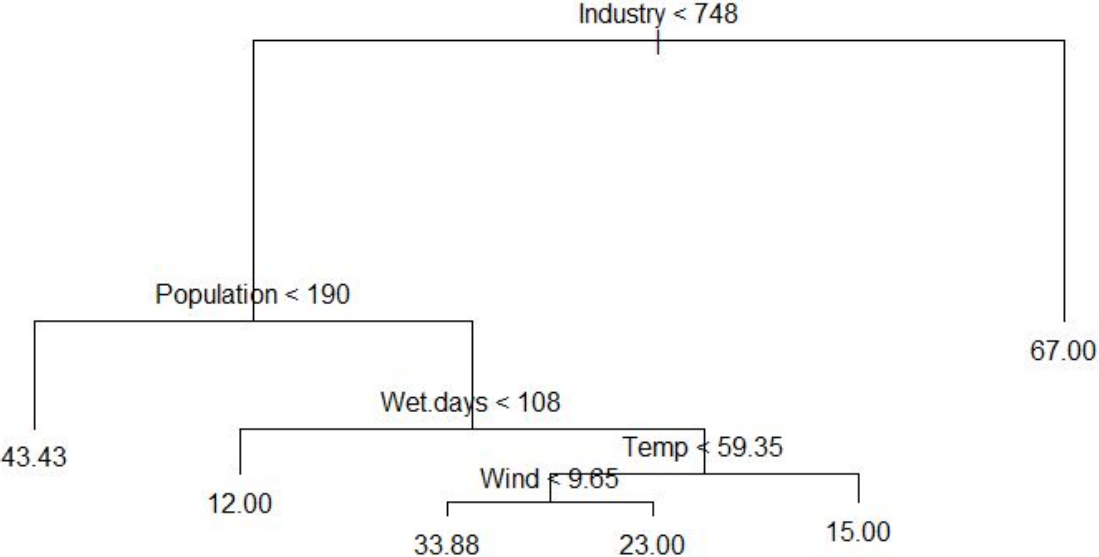
Decision Trees (деревья решений) или CART (Classification and Regression Trees)- алгоритм обучения с учителем, основанный на логических условиях **IF**.

В отличие от написания программы, построение дерева происходит автоматически с использованием тренировочной выборки.

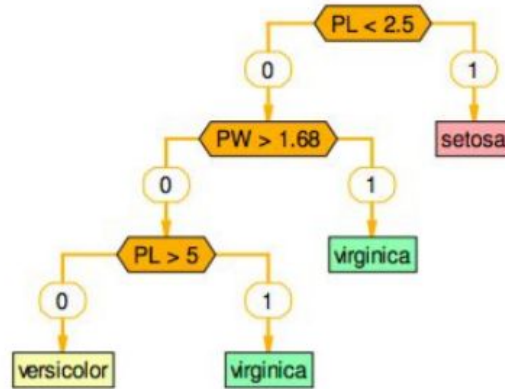
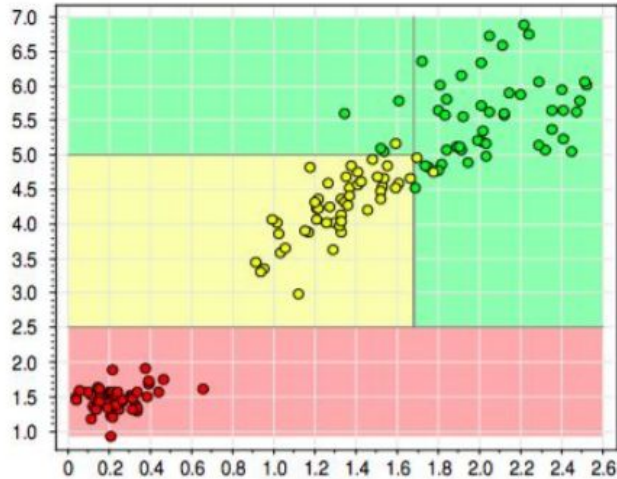
Дерево классификации: предсказать
кредитный скоринг



Дерево регрессии: предсказать уровень
загрязнения в городе

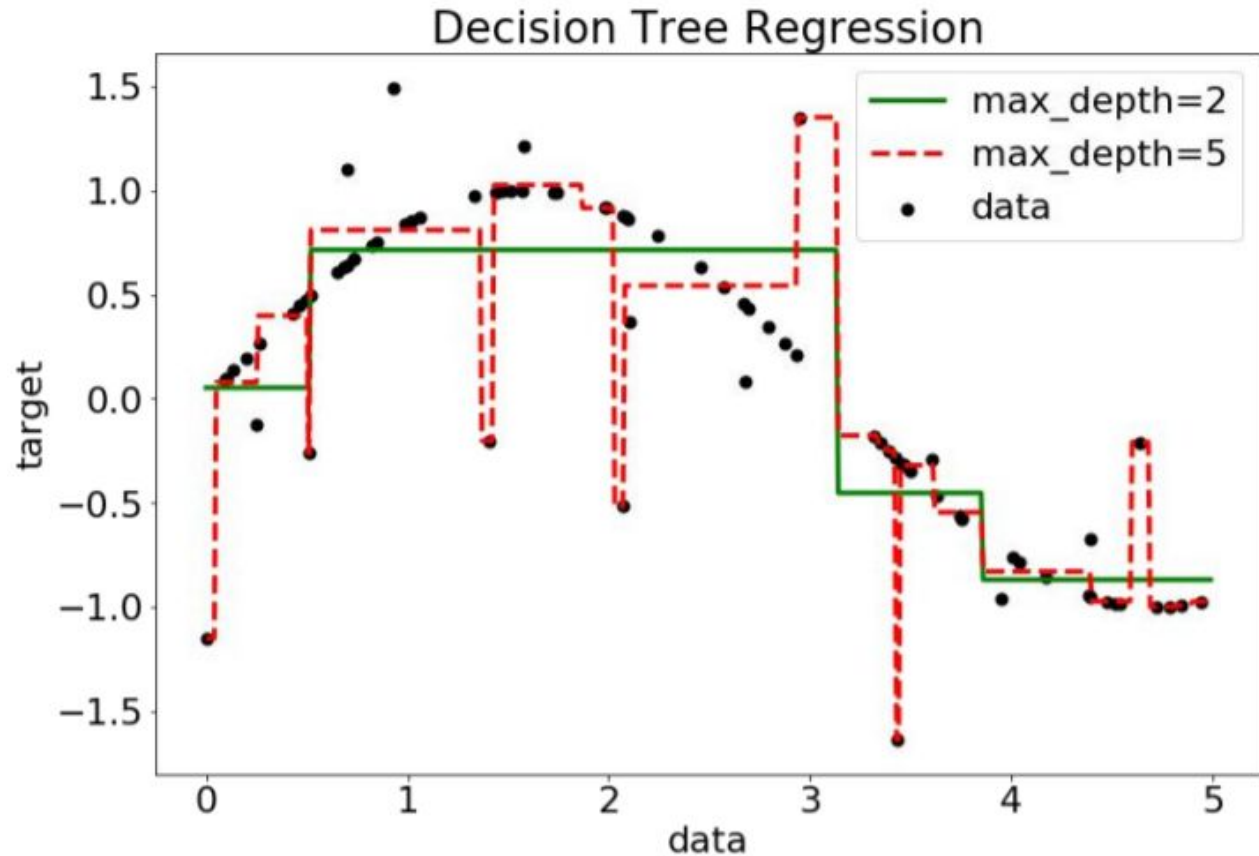


Ирисы Фишера

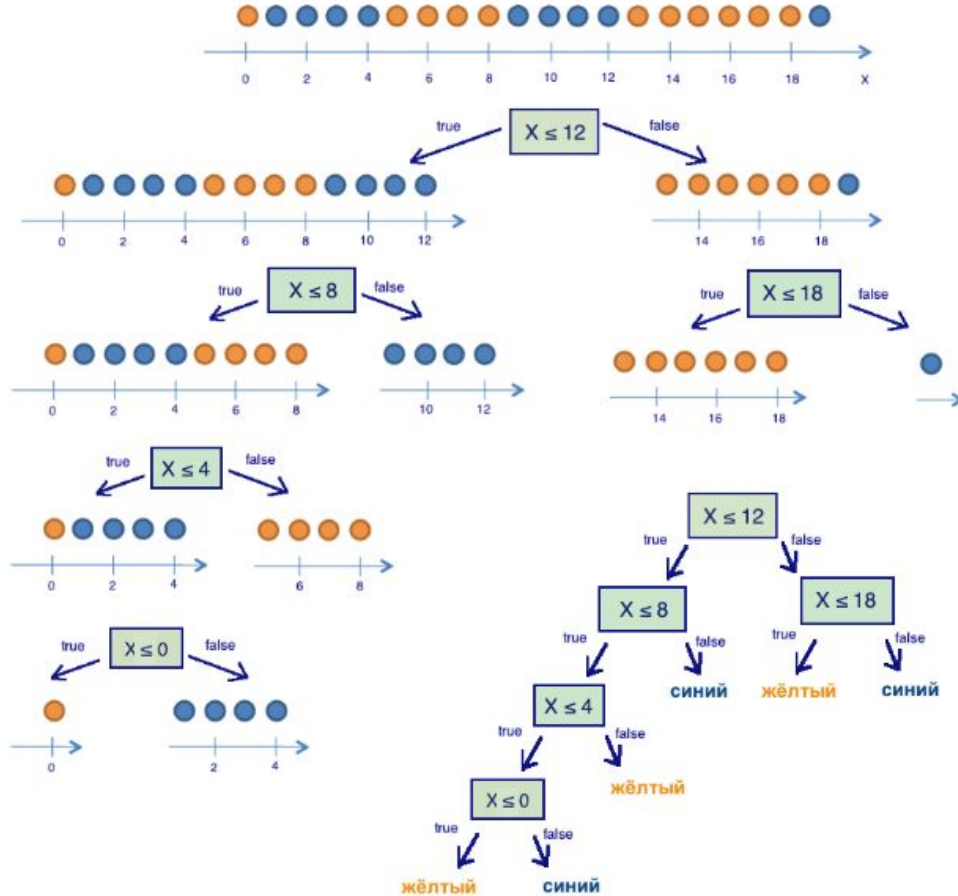


| | |
|------------|---|
| setosa | $r_1(x) = [PL \leq 2.5]$ |
| virginica | $r_2(x) = [PL > 2.5] \wedge [PW > 1.68]$ |
| virginica | $r_3(x) = [PL > 5] \wedge [PW \leq 1.68]$ |
| versicolor | $r_4(x) = [PL > 2.5] \wedge [PL \leq 5] \wedge [PW < 1.68]$ |

Регрессия



готовое дерево

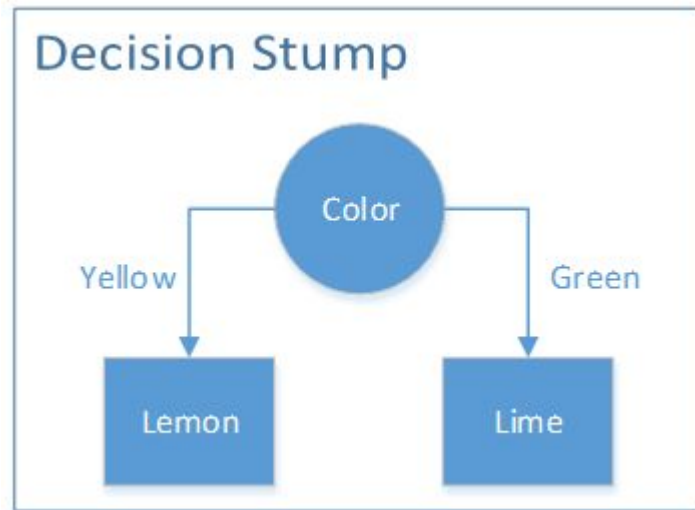
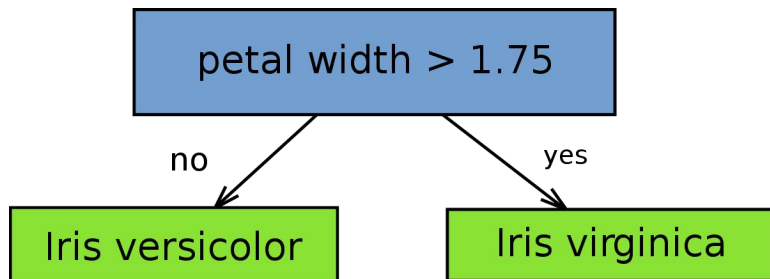


Построение деревьев

Логические условия

Логические операторы делят датасет на несколько частей

- Пороговое условие
 - применяется к числовым признакам
 - делит датасет на две части
- Деление по категориям
 - делит датасет используя один категориальный признак

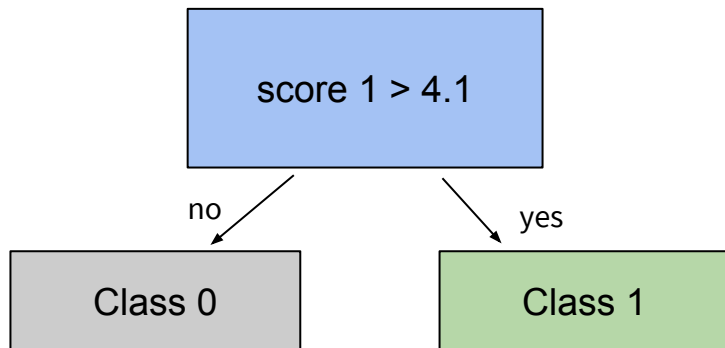


Decision stump

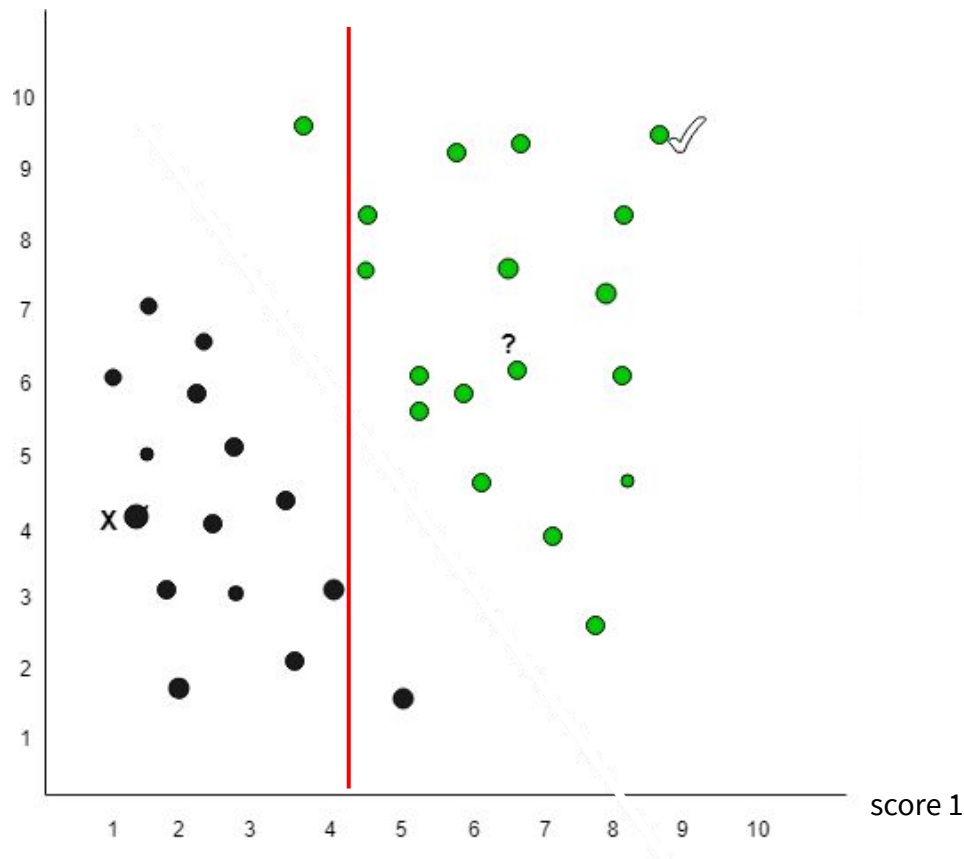
Модель, которая использует одно правило называется *решающий пень*

Пень - это дерево с *глубиной 1*

Зам. Пороговое правило не может разделить датасет по наклонной линии



score 2



Выводим критерий качества

Всего: 15 черных точек и 18 зеленых

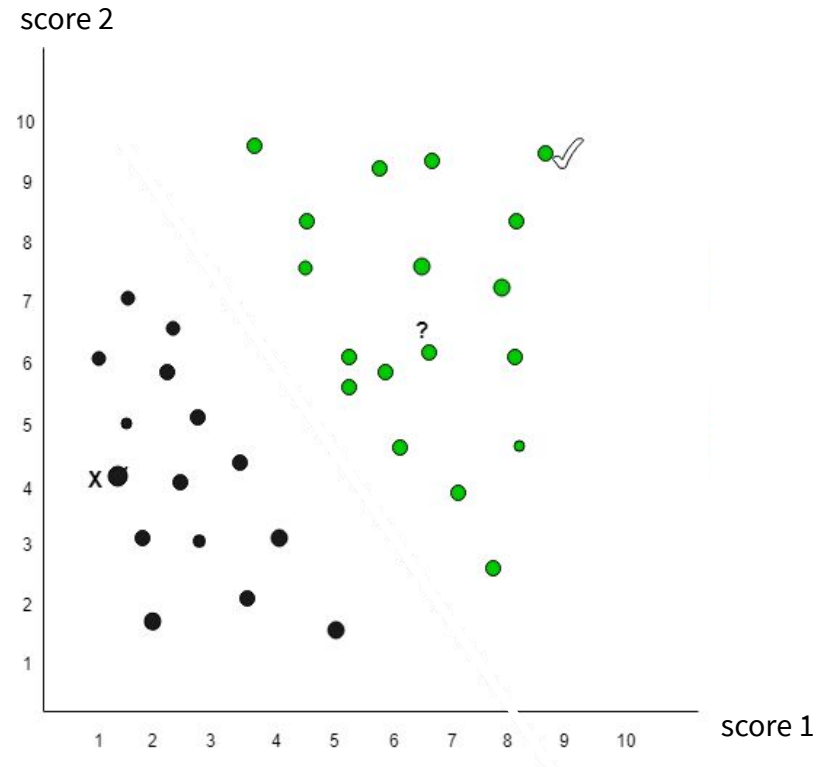
Это описывается частотой (frequency):

$$f = (14, 18)$$

Или вероятностью:

$$P = (0.44, 0.56)$$

В таком распределении большая неопределенность



Выводим критерий качества

Слева от прямой: 14 черных точек и 1 зеленая
Справа: 1 черная и 17 зеленых

Это описывается частотой (frequency):

$$f_L = (1, 14)$$

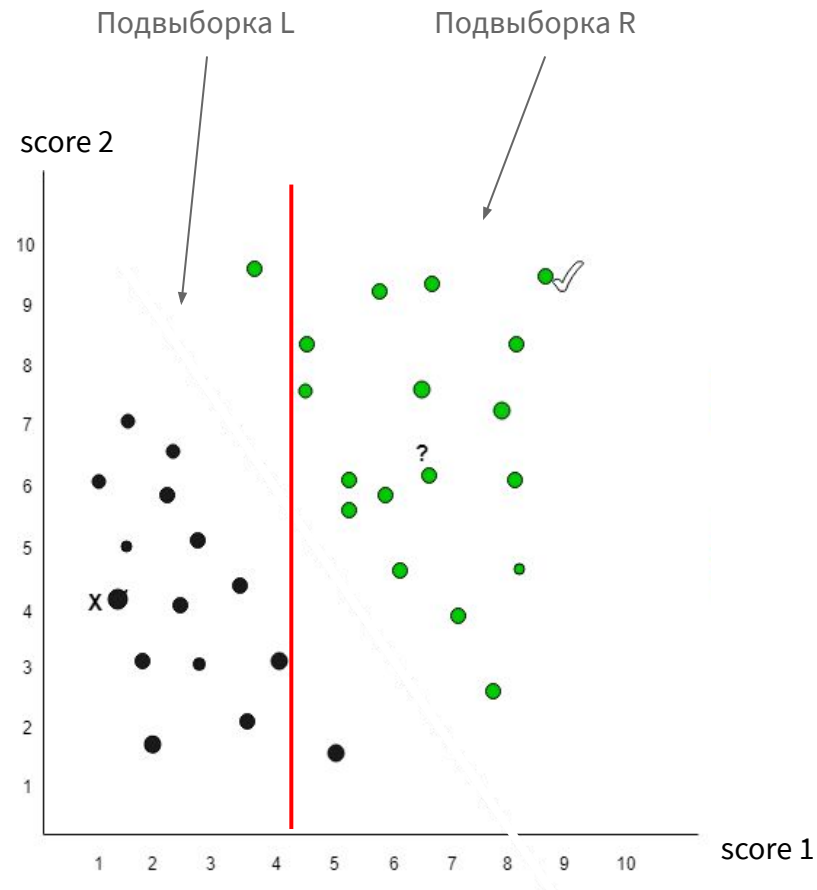
$$f_R = (17, 1)$$

Или вероятностью:

$$P_L = (0.07, 0.93)$$

$$P_R = (0.95, 0.05)$$

А какие вероятности мы хотим видеть?



Энтропия

Энтропия - это мера неопределенности.

$$H(P) = - \sum_i p_i \log(p_i)$$

Энтропия также показывает, сколько информации содержится в послании.

Например: есть 8 равновероятных исходов некоторого эксперимента. Сколько бит нужно, чтобы их закодировать?

$$2^3 = 8$$

Ответ: 3 бита дают 8 комбинаций.

$$3 = \log_2(8)$$

3 бита - количество информации, которое содержится в послании с восемью возможными исходами.

$$3 = -\log_2\left(\frac{1}{8}\right)$$

$$3 = -8 \cdot \frac{1}{8} \log_2\left(\frac{1}{8}\right)$$

$$3 = -\sum_{i=1}^8 \frac{1}{8} \log_2\left(\frac{1}{8}\right)$$

$$H = -\sum_{i=1}^N p_i \log_2(p_i)$$

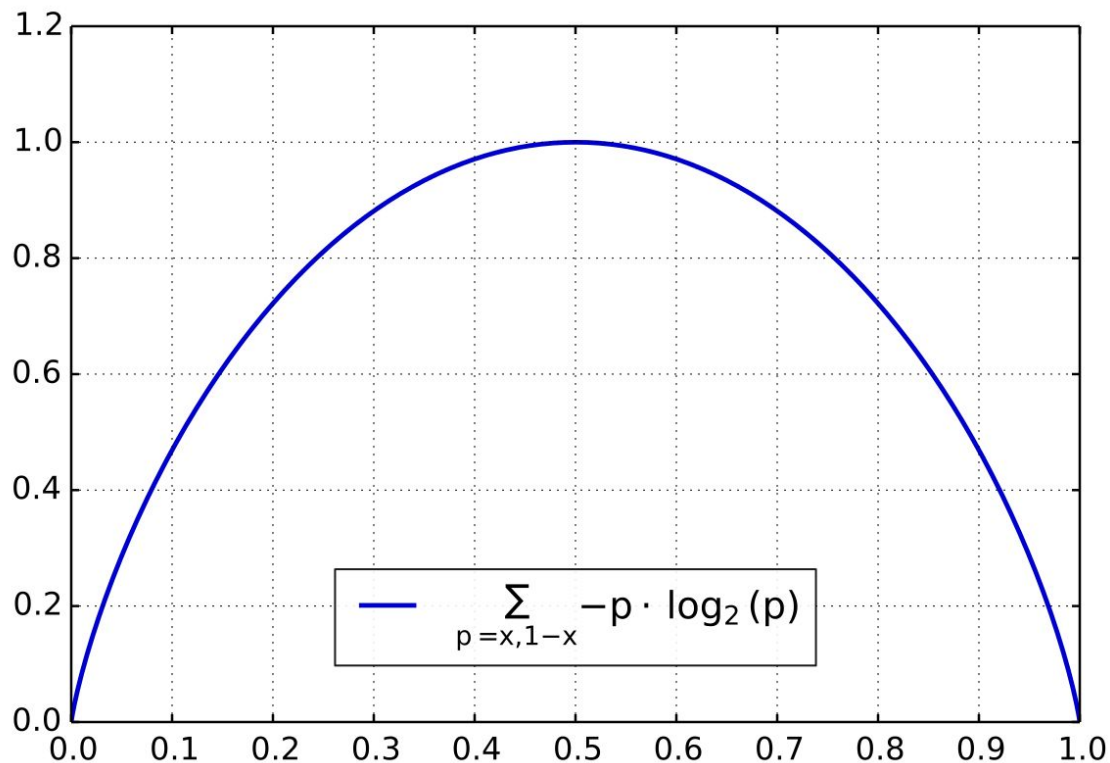
Оно уже не совсем в битах. Энтропия - это общее понятие *информации*

Энтропия

Энтропия максимальна когда вероятности исходов равны, и равна нулю, когда вероятность одного из исходов 1, а остальных - 0.

$$H(P) = - \sum_i p_i \log(p_i)$$

На картинке - случай с двумя исходами



Энтропия

$$P = (0.44, 0.56) \begin{cases} P_L = (0.07, 0.93) \\ P_R = (0.95, 0.05) \end{cases}$$

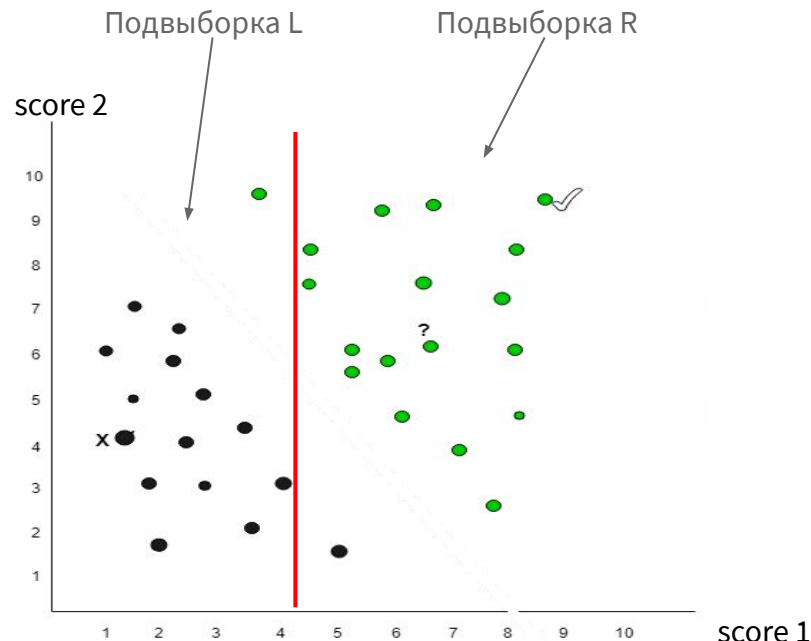
$$H(P) = - \sum_i p_i \log(p_i)$$

$$H(P) = -0.44 \log(0.44) - 0.56 \log(0.56) \approx 0.3$$



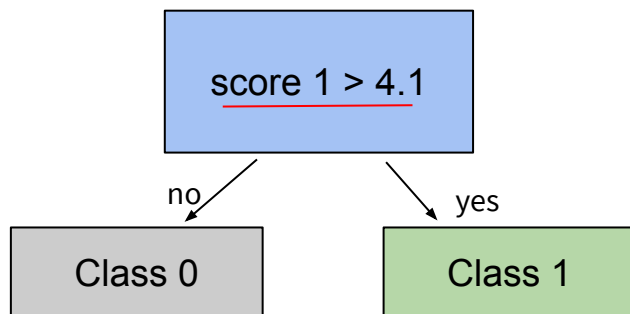
$$H(P_L) = -0.07 \log(0.07) - 0.93 \log(0.93) \approx 0.094$$

$$H(P_R) = -0.05 \log(0.05) - 0.95 \log(0.95) \approx 0.086$$

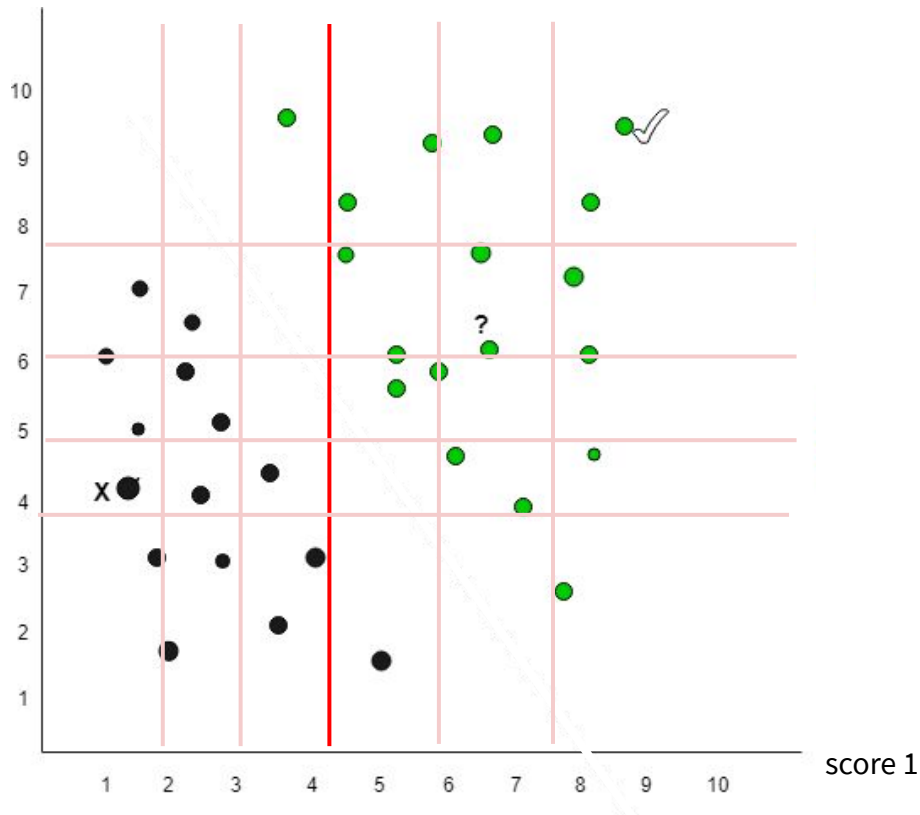


Энтропия

Среди всех возможных разбиений находят такое, которое сильнее всего понижает энтропию



score 2



$$Gain(S, A) = Entropy(S) - \sum_{v \in Values(A)} \frac{|S_v|}{|S|} Entropy(S_v)$$

Энтропия

А помните, была кросс-энтропия?

$$H(\hat{p}, p) = - \sum_i p_i \log(\hat{p}_i) \quad \text{- для одного сэмпла}$$

Как она связана с этой энтропией?

$$H(P) = - \sum_i p_i \log(p_i)$$

В этих формулах p означает не одно и то же!

$$Loss = - \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \sum_{k=1}^K [y_k = k] \log(\hat{p}_k)$$

$$Loss = - \sum_{k=1}^K \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N [y_k = k] \log(\hat{p}_k)$$

$$Loss = - \sum_{k=1}^K p_k \log(\hat{p}_k) \quad \text{- для всех сэмплов}$$

$$p_k = \hat{p}_k$$

Критерий Джини

Помимо энтропии есть еще критерий Джини, который выводится из функции потерь Бриера.

Критерий Джини, также, как и энтропия, показывает неопределенность вероятностного распределения.

Критерий Джини вычисляется быстрее, так как не содержит логарифмов.

$$H(R) = \min_{\sum_k c_k = 1} \frac{1}{|R|} \sum_{(x_i, y_i) \in R} \sum_{k=1}^K (c_k - [y_i = k])^2.$$

$$H(R) = \sum_{k=1}^K p_k(1 - p_k).$$

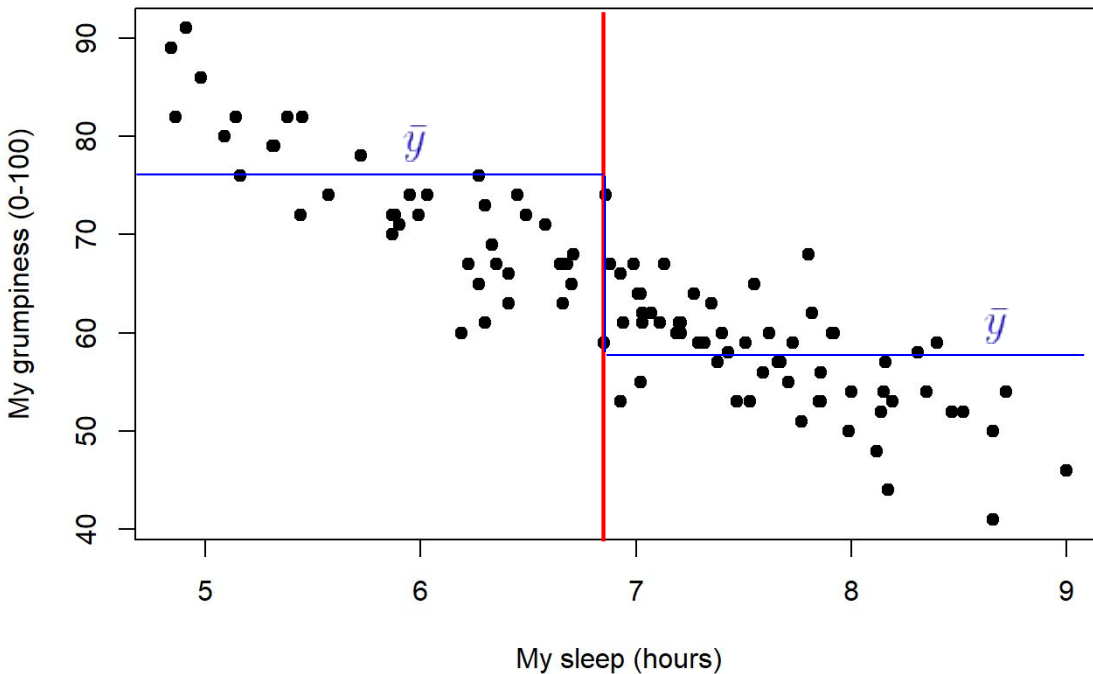
Дисперсия

А если целевая переменная - число?
Какая тогда мера неопределенности?

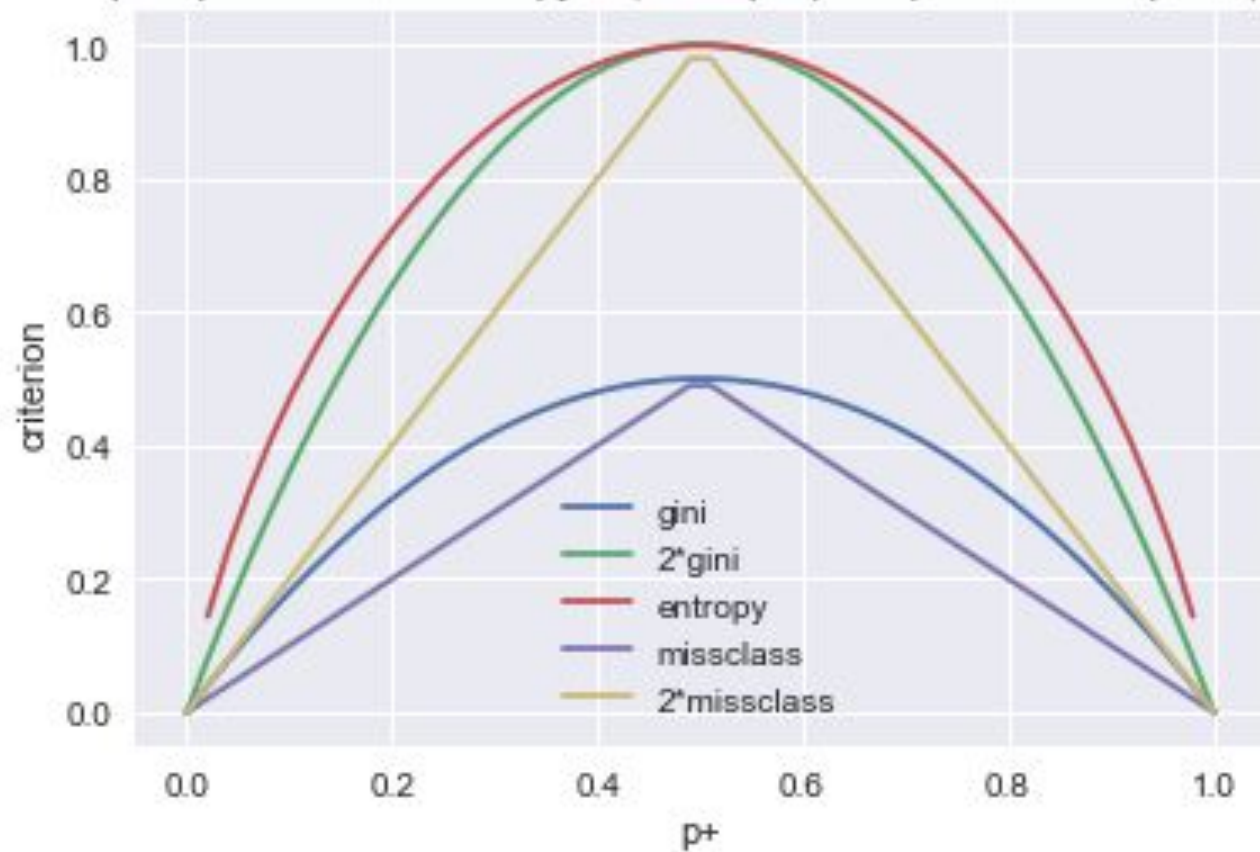
Дисперсия:

$$H(R) = \sum_i (y_i - \bar{y})^2$$

А как дисперсия связана со
среднеквадратичным отклонением
предсказания от реального значения?



Критерии качества как функции от p_+ (бинарная классификация)

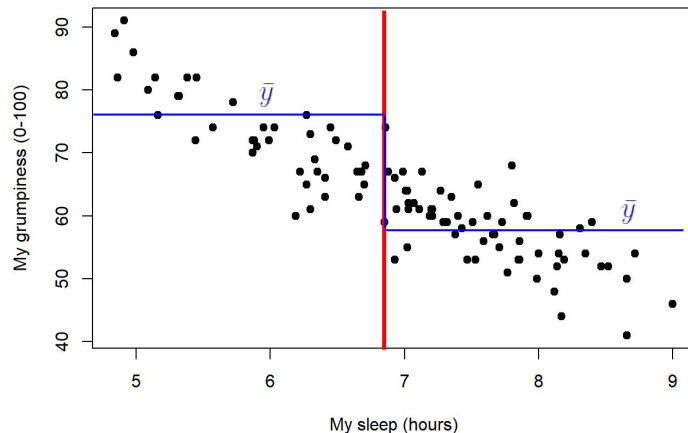
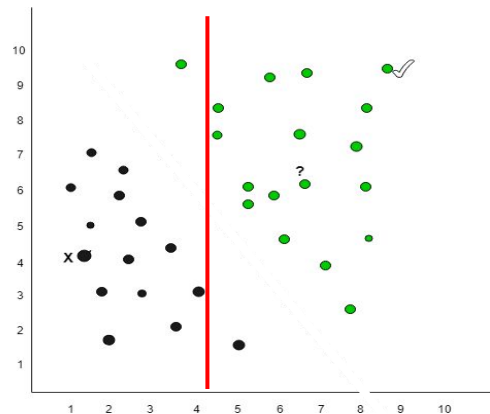


Резюме

Чтобы выбрать наилучшее логическое условие для разделения тренировочной на несколько подвыборок, используют следующие критерии:

- Для классификации:
 - Энтропия
 - Критерий Джини
- Для регрессии:
 - Стандартное отклонение

Все эти критерии говорят о том, насколько **уменьшилась неопределенность** при разделении тренировочного набора на подвыборки с помощью данного правила

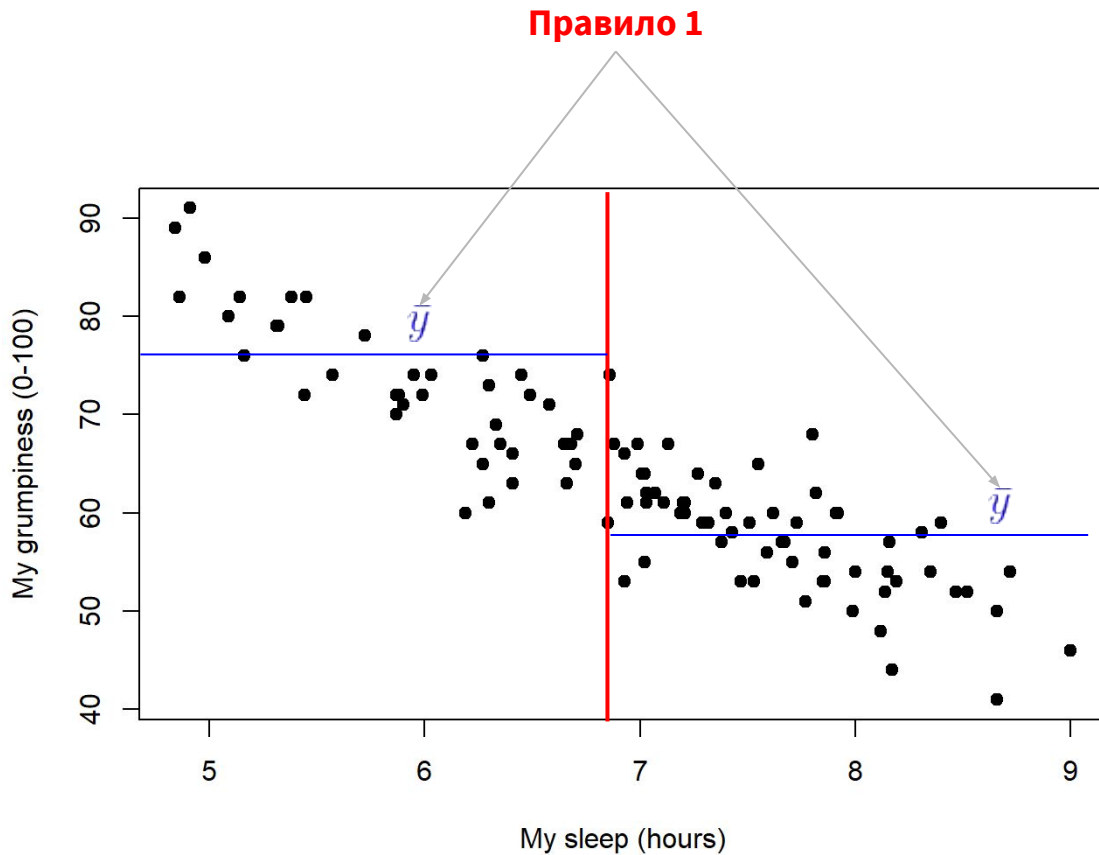


Дерево решений

Дерево

Итак, мы разбили датасет на две подвыборки, в каждой из которых уменьшилась (допустим) энтропия.

Что дальше?

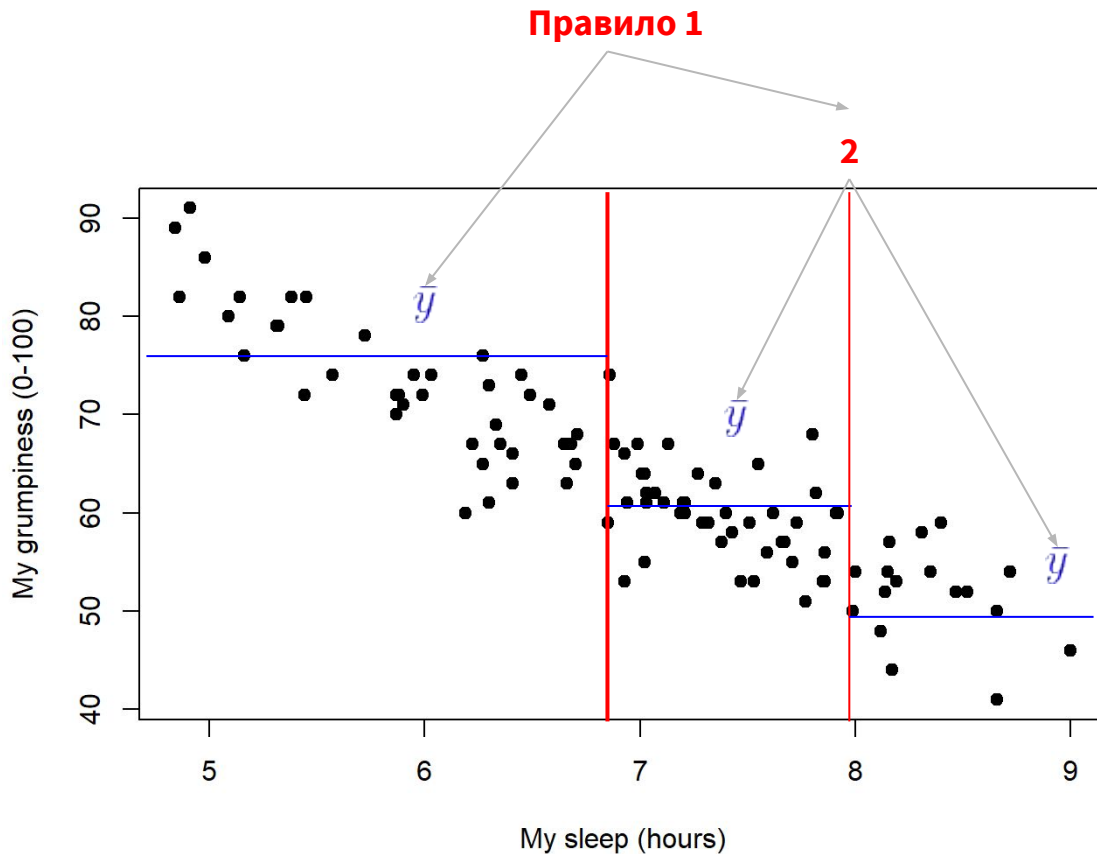


Дерево

Итак, мы разбили датасет на две подвыборки, в каждой из которых уменьшилась (допустим) энтропия.

Что дальше?

Делим еще раз!



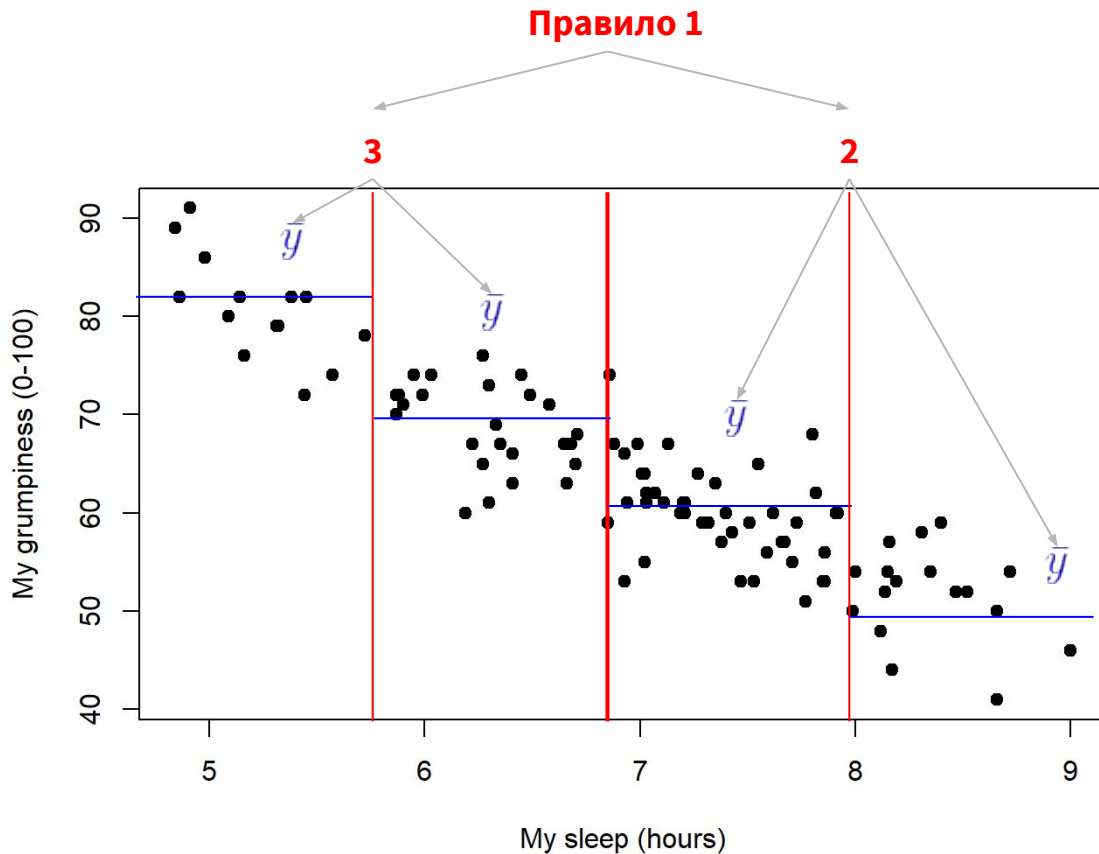
Дерево

Итак, мы разбили датасет на две подвыборки, в каждой из которых уменьшилась (допустим) энтропия.

Что дальше?

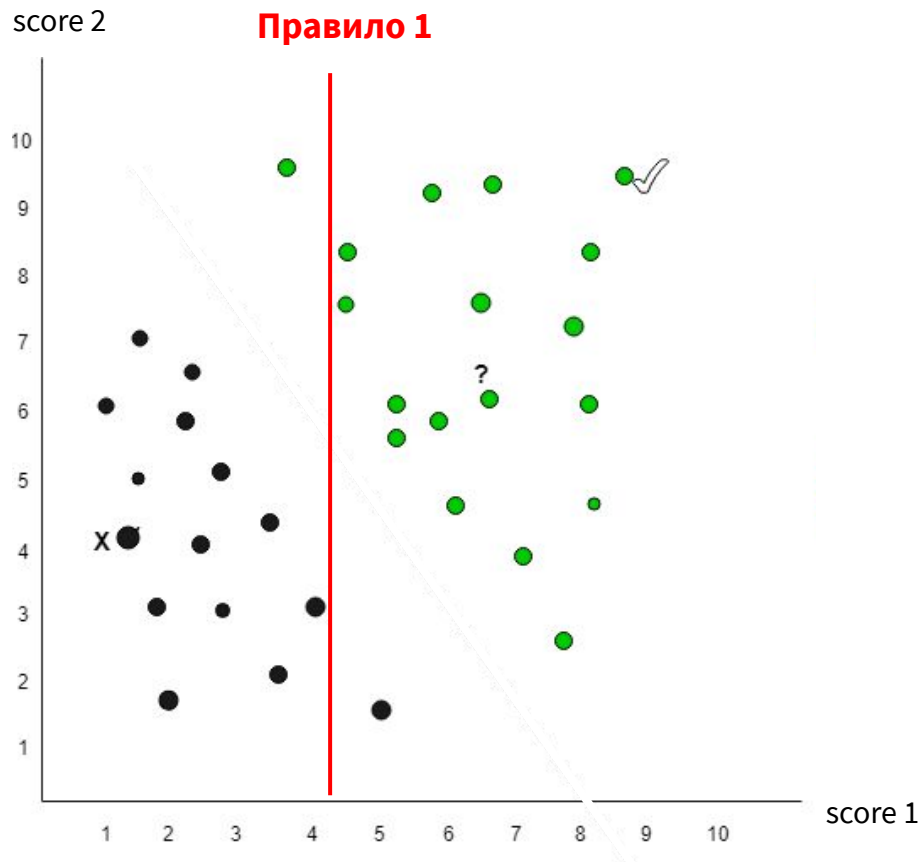
Делим еще раз!

Делим еще раз!



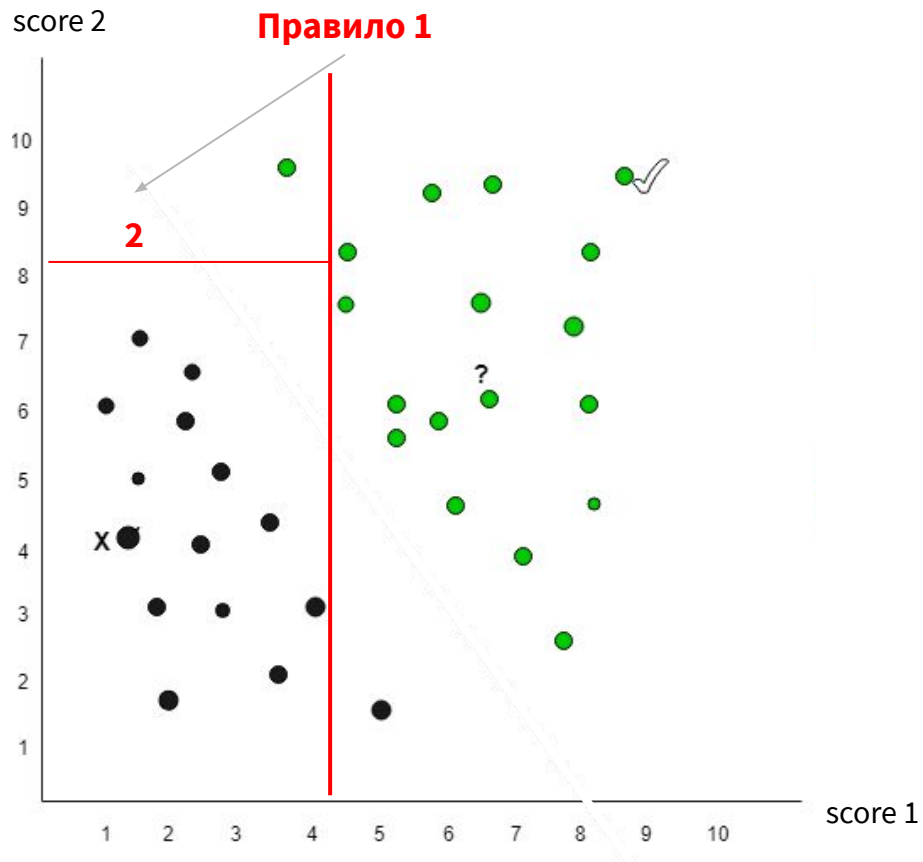
Дерево

А как оно будет выглядеть в случае классификации?



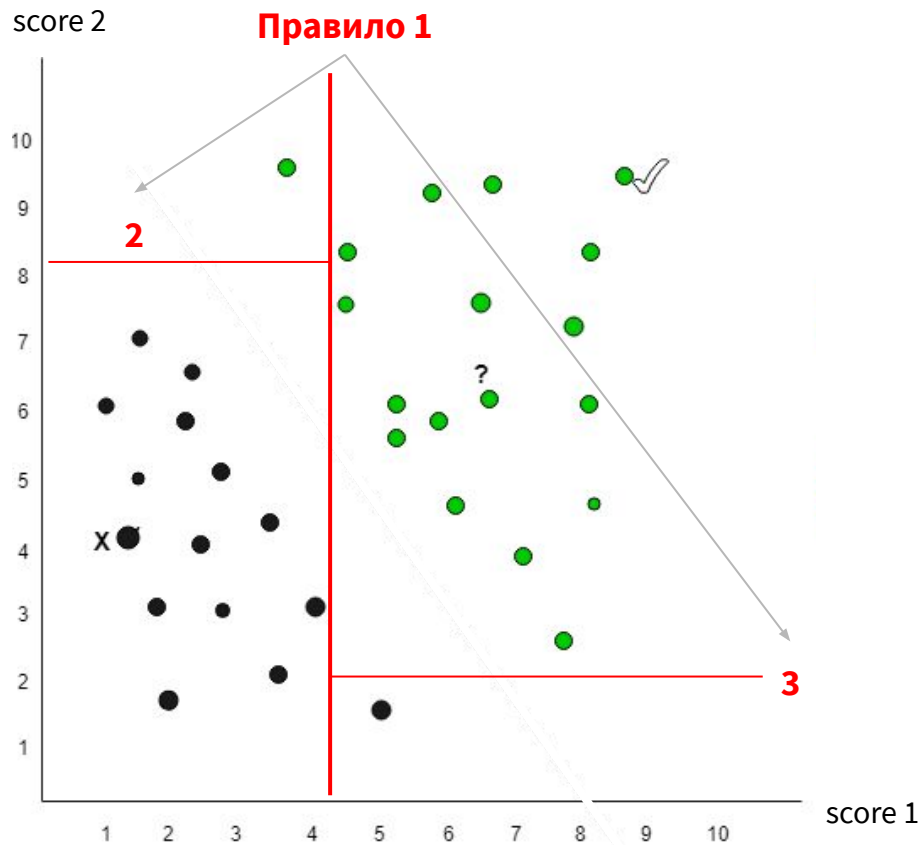
Дерево

А как оно будет выглядеть в случае классификации?



Дерево

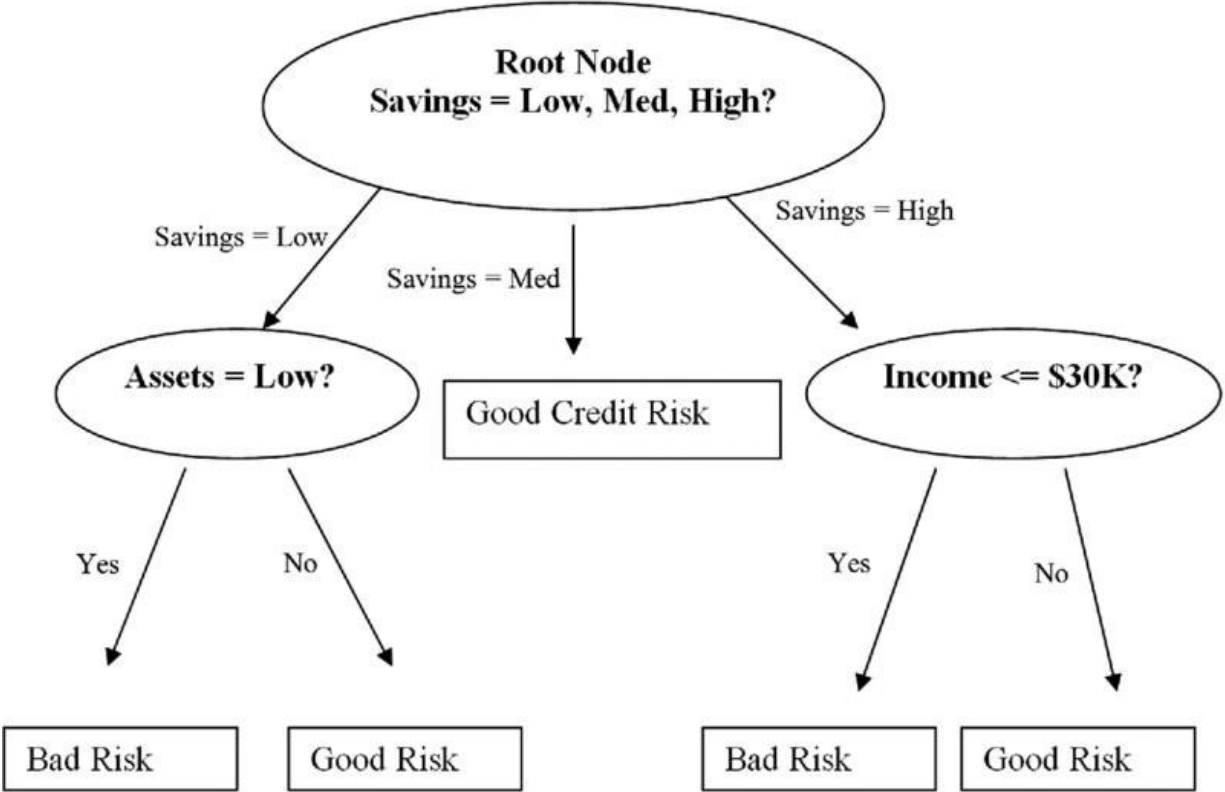
А как оно будет выглядеть в случае классификации?



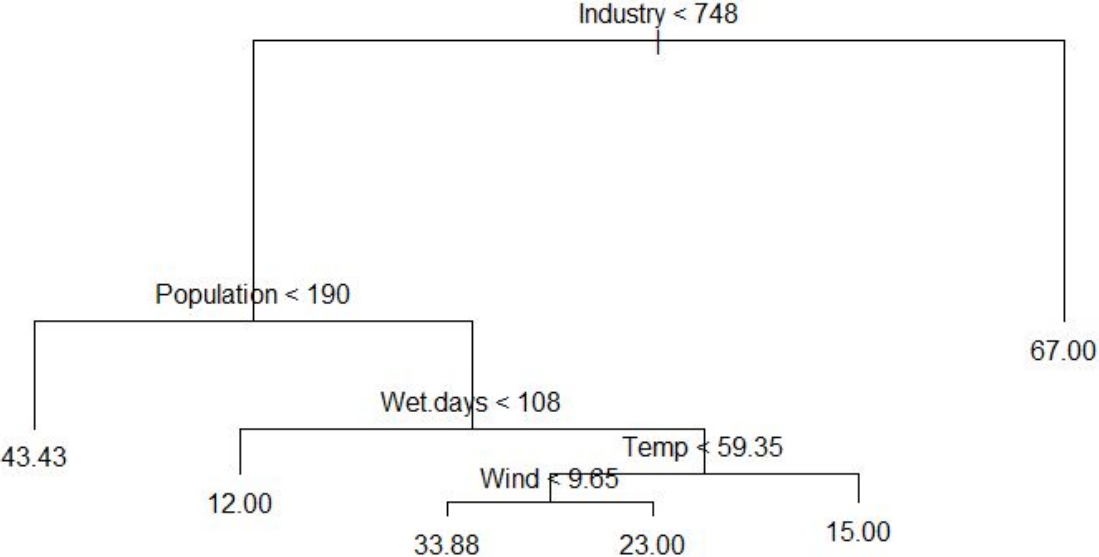
Дерево



Дерево классификации: предсказать
кредитный скоринг



Дерево регрессии: предсказать уровень
загрязнения в городе



Дерево

У дерева есть:

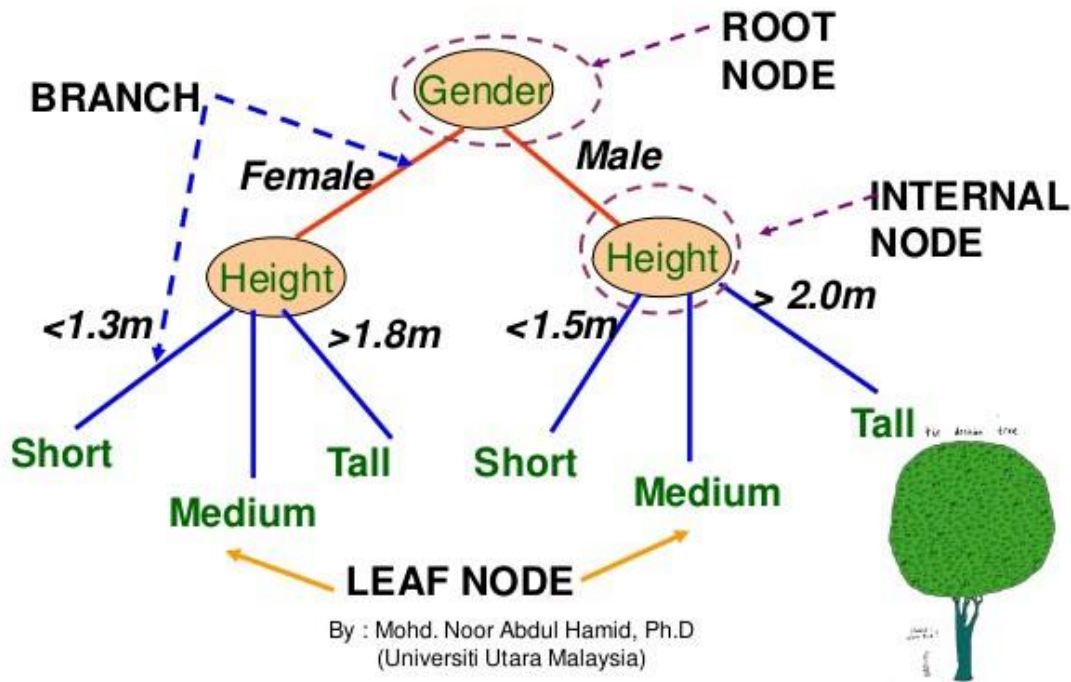
- Узлы
 - Корневой узел
 - Внутренние узлы
 - Листья
- Ветки

В каждом узле происходит деление датасета на несколько частей

Из каждого узла исходят несколько веток, которые идут в другие узлы

Узлы, из которых не выходят ветки называются листьями

Decision Tree Diagram



Регуляризация деревьев

Критерий остановки

Когда останавливать деление датасета?

- a) Когда достигнем нужной глубины
- b) Когда в узле будет число точек меньше, чем *min_samples_split*
- c) ...

Критериев остановки много, давайте лучше посмотрим на параметры конструктора класса

DecisionTreeClassifier:

<https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.tree.DecisionTreeClassifier.html>



Стрижка деревьев

Стрижка (pruning) - метод регуляризации дерева.

В sklearn реализован алгоритм *Minimal Cost-Complexity Pruning*

Суть метода в том, чтобы найти дерево, которое минимизирует следующую функцию ошибки:

$$R_{\alpha}(T) = R(T) + \alpha|T|$$

Параметр альфа известен как *complexity parameter*

1. Обучают дерево
2. Создают последовательность деревьев $T_0 \dots T_m$, где каждое следующее дерево имеет меньше веток, чем предыдущее.
 T_0 -- исходное дерево
 T_m -- только корневой узел
3. Из всех этих деревьев выбирают то, у которого функция ошибки минимальна.

На каждой итерации удаляют ту ветку (subtree), у которой минимален следующий критерий:

$$\frac{\text{err}(\text{prune}(T, t), S) - \text{err}(T, S)}{|\text{leaves}(T)| - |\text{leaves}(\text{prune}(T, t))|}$$

Стрижка деревьев

