

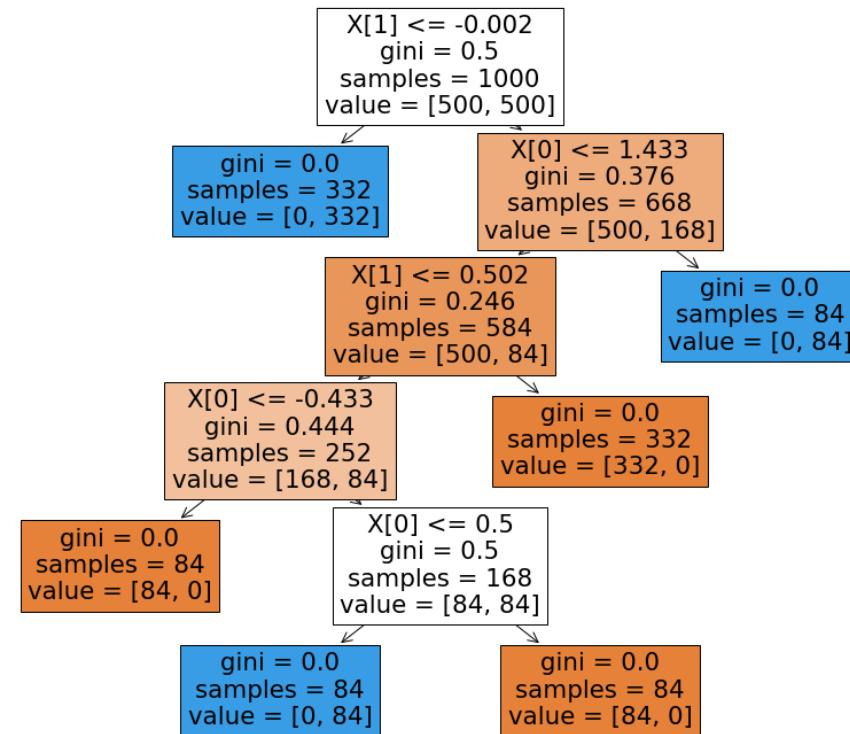
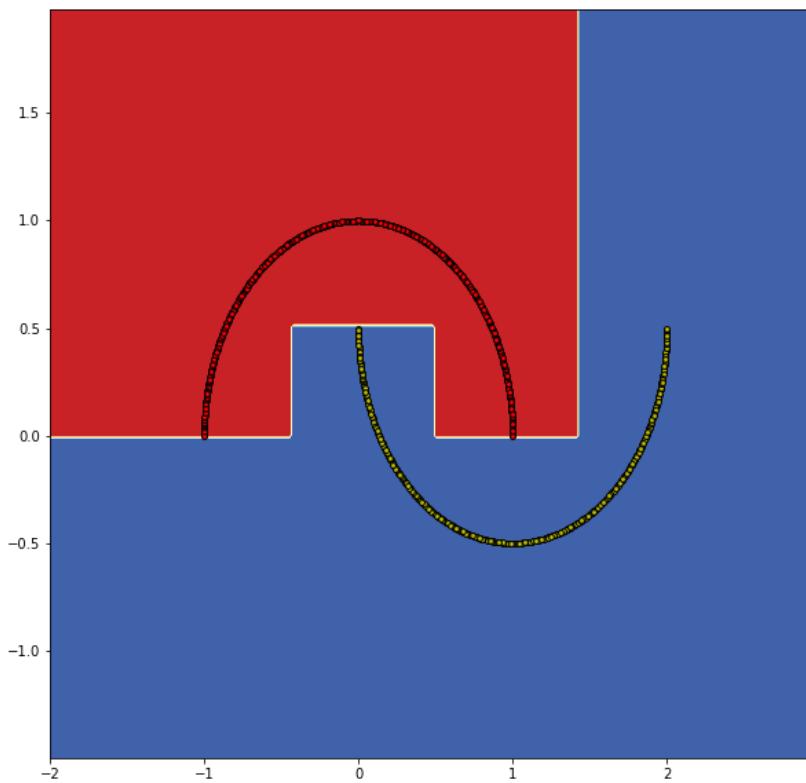
Лекция 9

Композиции моделей. Разложение ошибки (bias-variance decomposition)

Дубенюк Анна Антоновна
anya.dubenyuk@yandex.ru
@andu192

ВШЭ, 2023

Решающее дерево

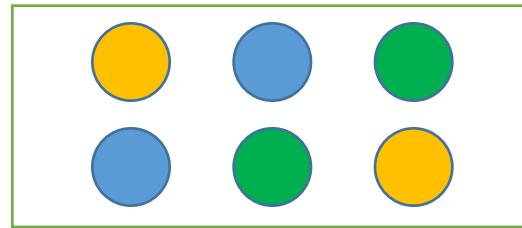


Как выбирать предикаты

Жадное построение

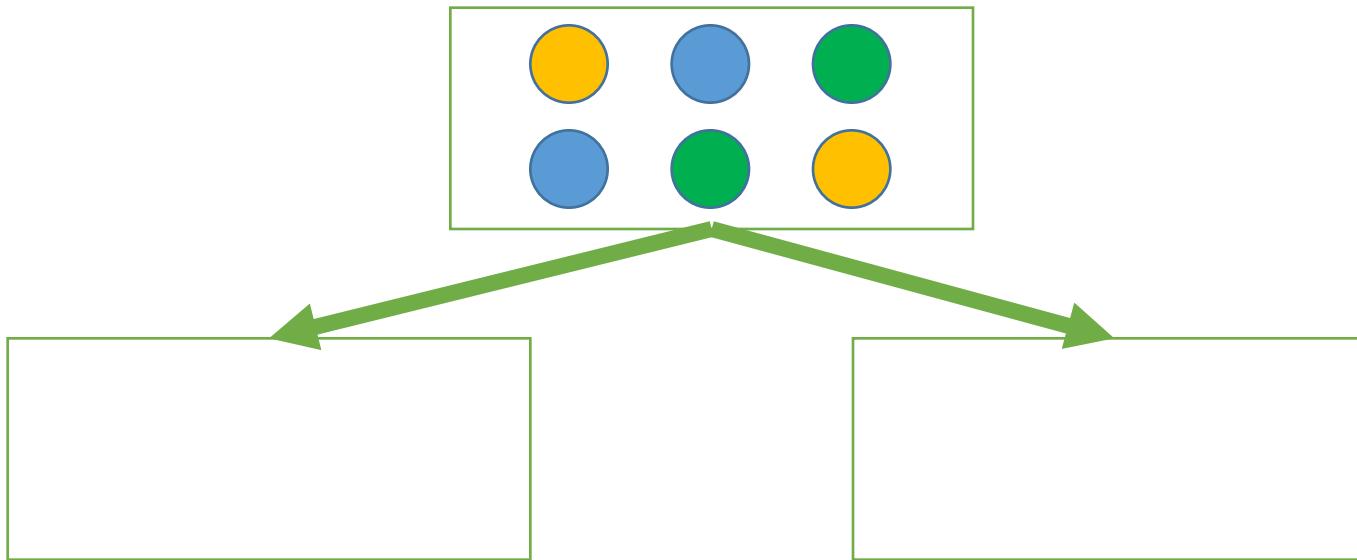
- Разберёмся на примере
- Начнём с задачи классификации

Жадное построение

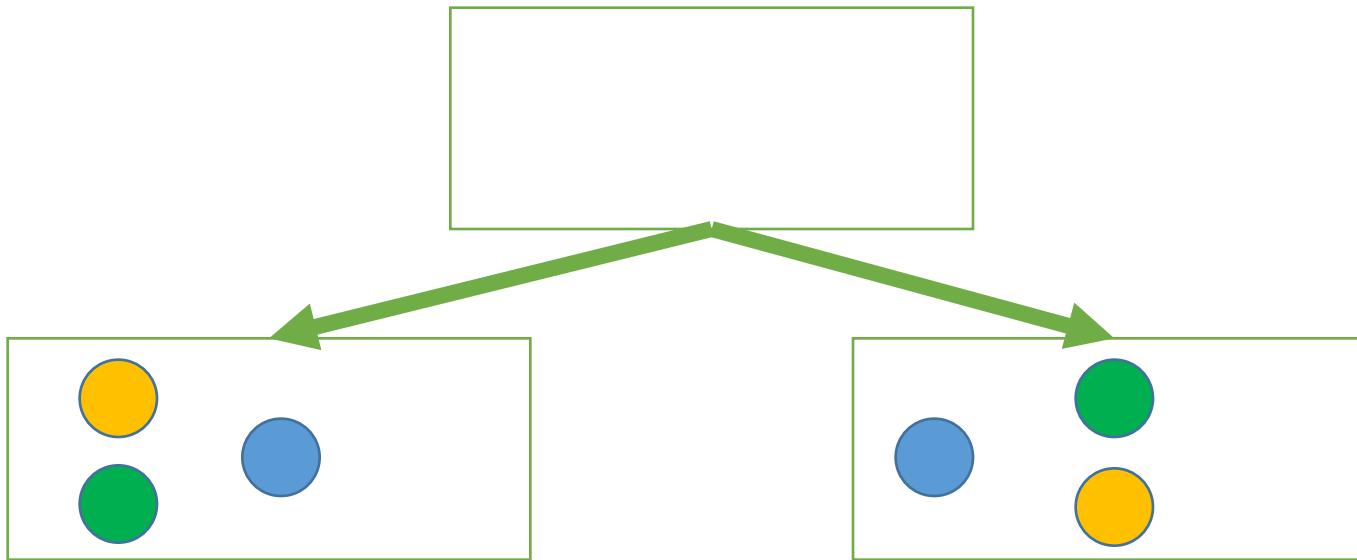


- Как разбить вершину?

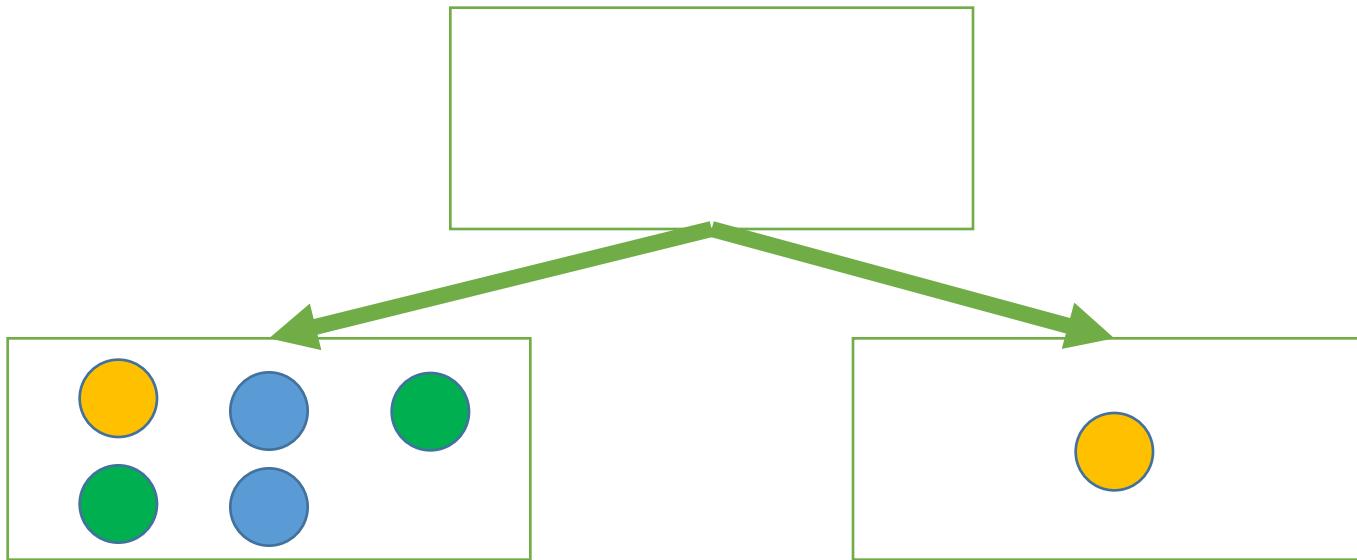
Жадное построение



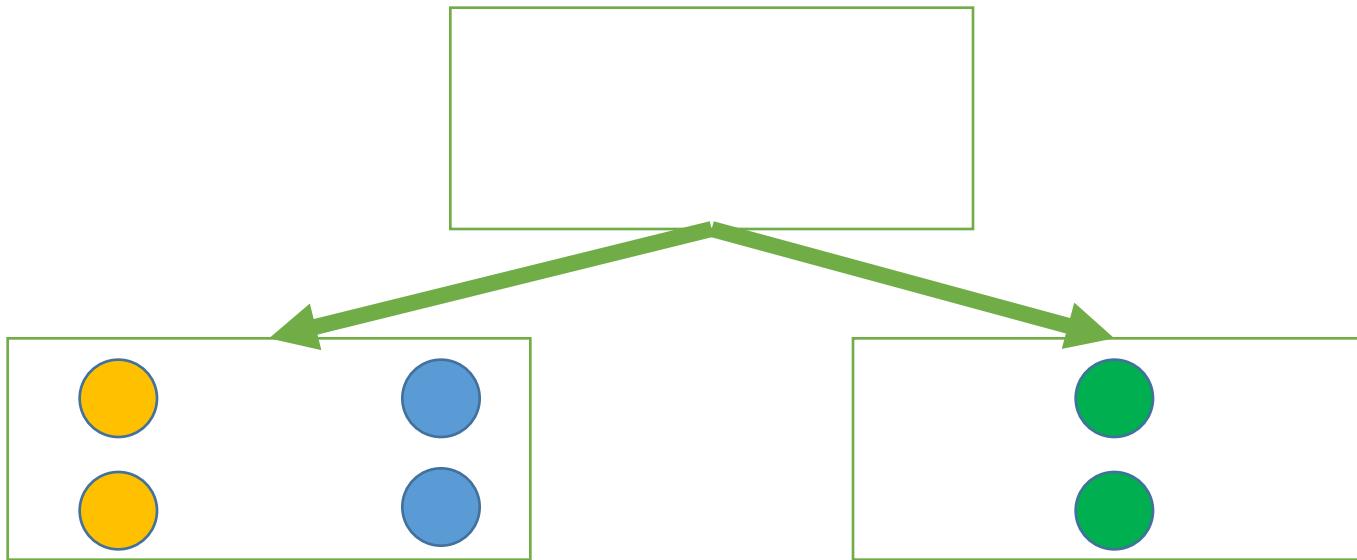
Жадное построение



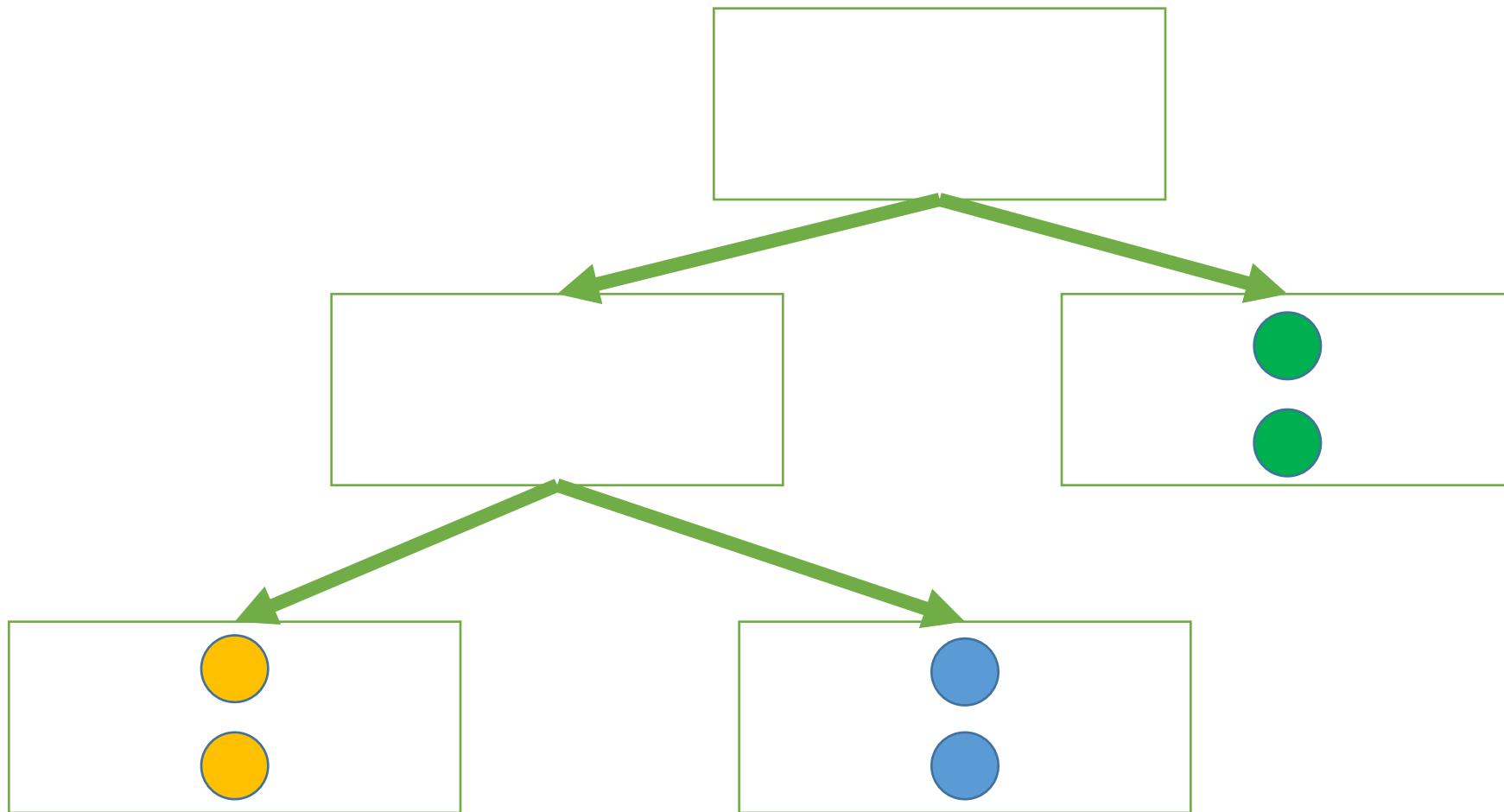
Жадное построение



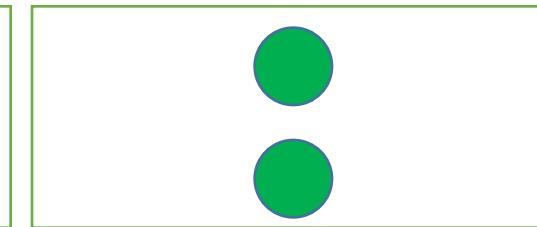
Жадное построение



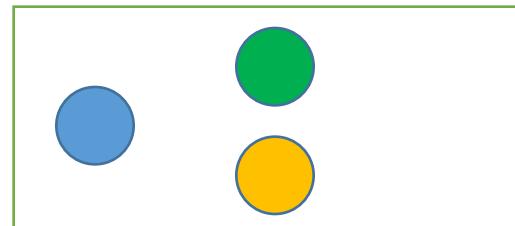
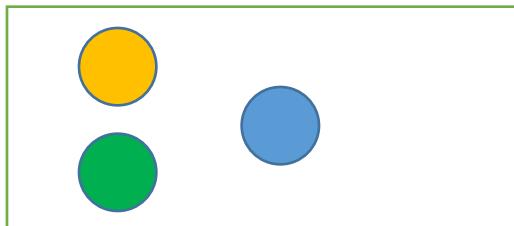
Жадное построение



Как сравнить разбиения?

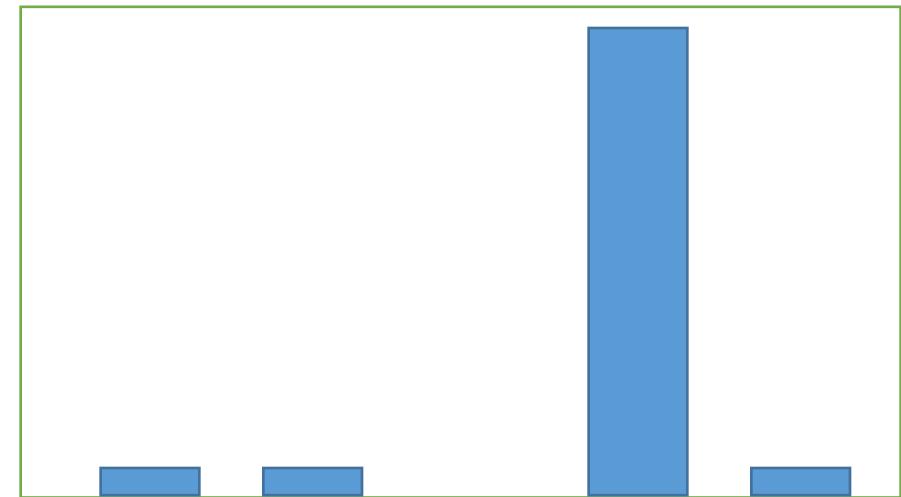
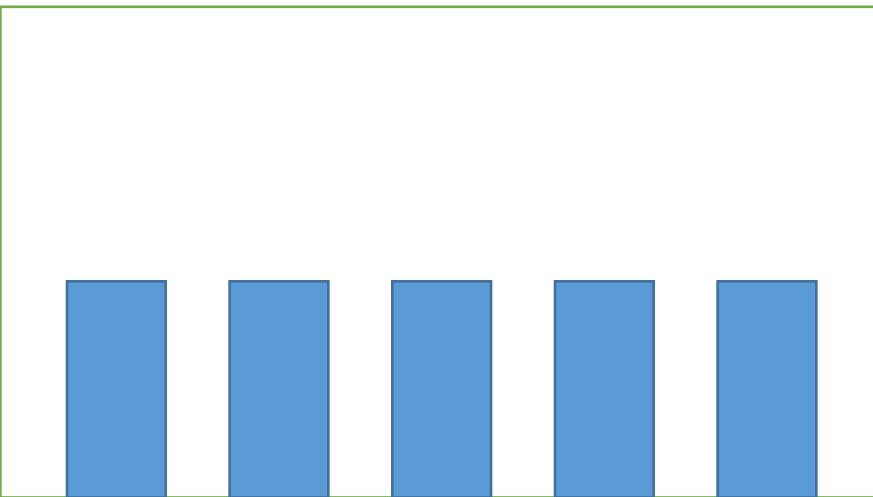


или



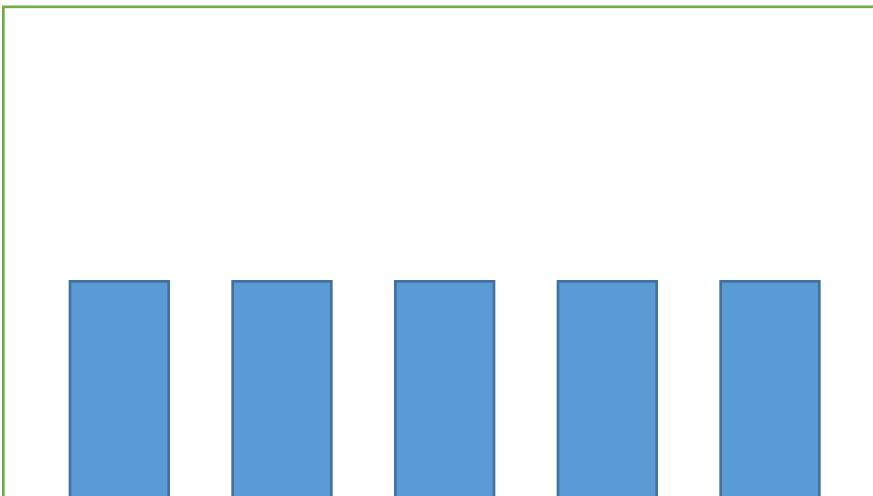
Энтропия

- Мера неопределённости распределения

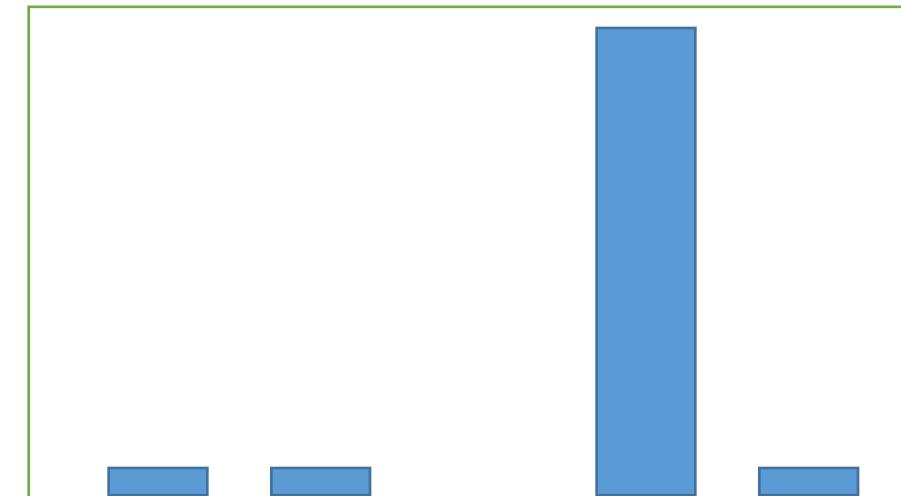


Энтропия

- Мера неопределённости распределения



Высокая энтропия



Низкая энтропия

Энтропия

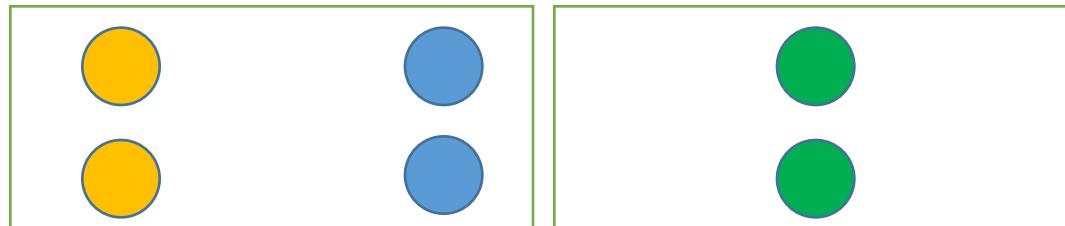
- Дискретное распределение
- Принимает n значений с вероятностями p_1, \dots, p_n
- Энтропия:

$$H(p_1, \dots, p_n) = - \sum_{i=1}^n p_i \log p_i$$

Энтропия

- $(0.2, 0.2, 0.2, 0.2, 0.2)$
- $H = 1.60944 \dots$
- $(0.9, 0.05, 0.05, 0, 0)$
- $H = 0.394398 \dots$
- $(0, 0, 0, 1, 0)$
- $H = 0$

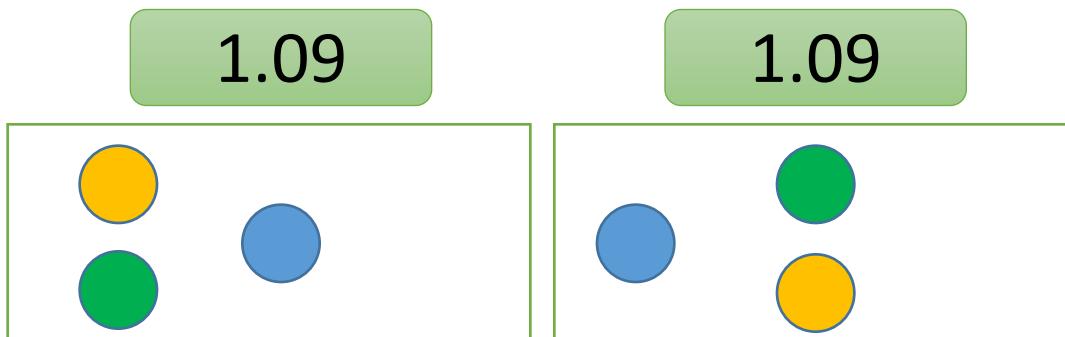
Как сравнить разбиения?



0.693

0

- $(0.5, 0.5, 0)$ и $(0, 0, 1)$
- $H = 0.693 + 0 = 0.693$



1.09

1.09

- $(0.33, 0.33, 0.33)$ и $(0.33, 0.33, 0.33)$
- $H = 1.09 + 1.09 = 2.18$

Энтропия

$$H(p_1, \dots, p_K) = - \sum_{i=1}^K p_i \log_2 p_i$$

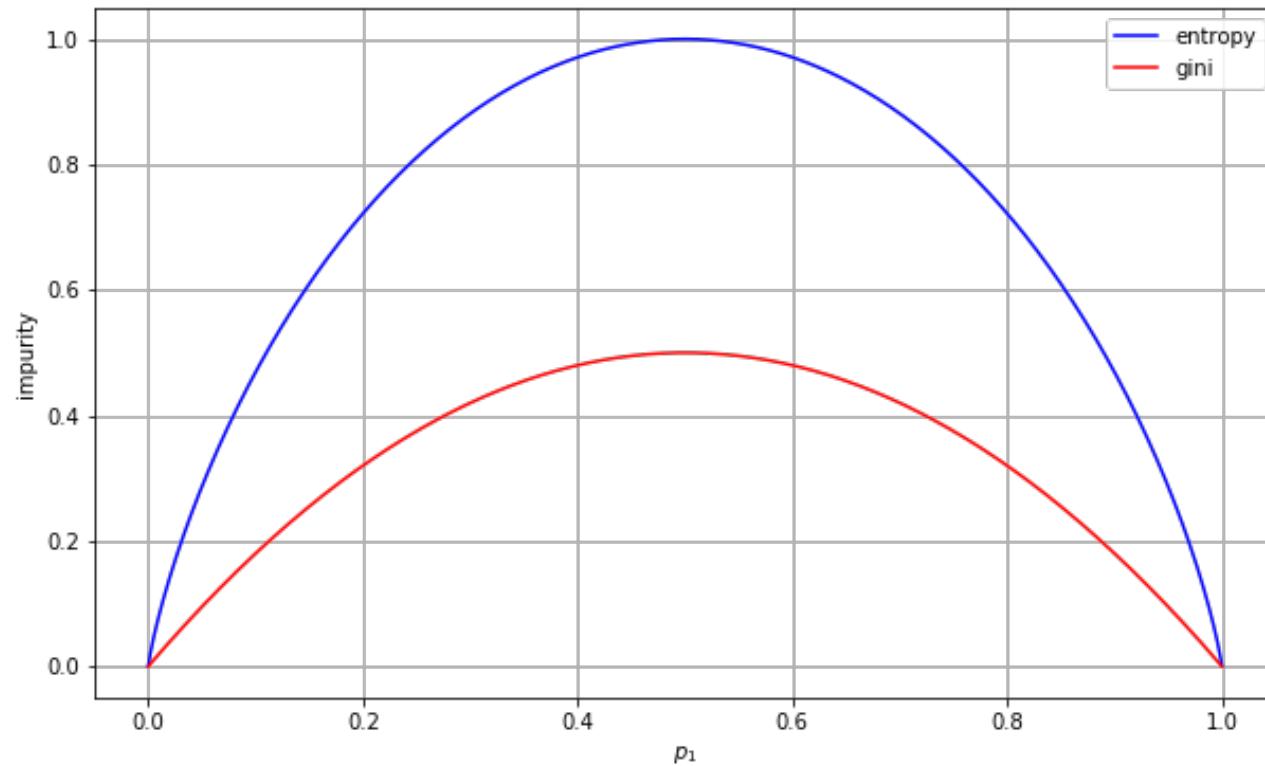
- Характеристика «хаотичности» вершины
- **Impurity**

Критерий Джини

$$H(p_1, \dots, p_K) = \sum_{i=1}^K p_i (1 - p_i)$$

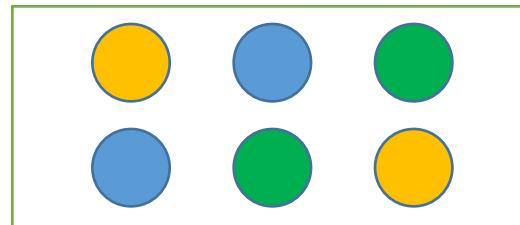
- Вероятность ошибки случайного классификатора, который выдаёт класс k с вероятностью p_k
- Примерно пропорционально количеству пар объектов, относящихся к разным классам

Критерии качества вершины

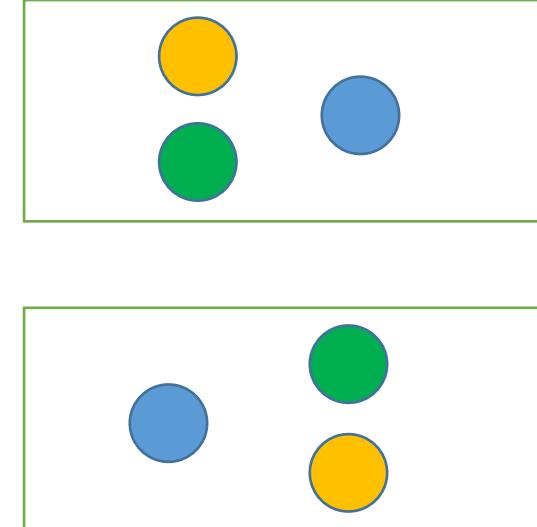


Критерий информативности

- Как понять, какой предикат лучше?
- Сравнить хаотичность в исходной вершине и в двух дочерних!

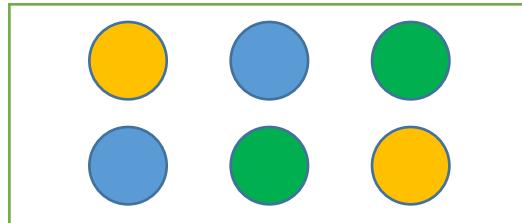


против

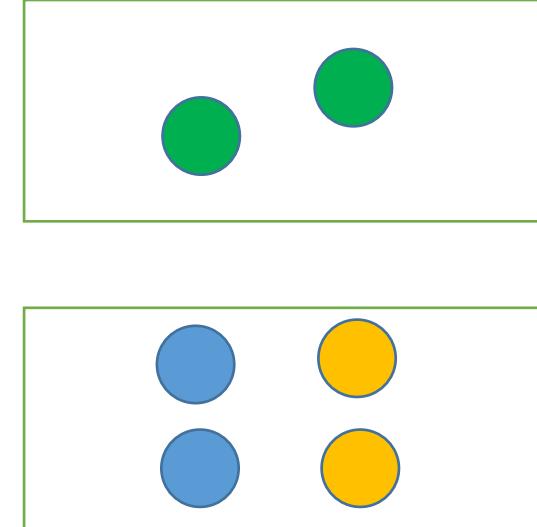


Критерий информативности

- Как понять, какой предикат лучше?
- Сравнить хаотичность в исходной вершине и в двух дочерних!



против



Критерий информативности

- Как понять, какой предикат лучше?
- Сравнить хаотичность в исходной вершине и в двух дочерних!

$$Q(R, j, t) = H(R) - H(R_\ell) - H(R_r) \rightarrow \max_{j,t}$$

Критерий информативности

- Как понять, какой предикат лучше?
- Сравнить хаотичность в исходной вершине и в двух дочерних!

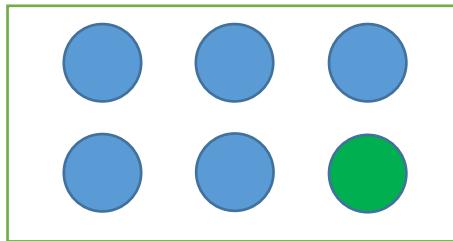
$$Q(R, j, t) = H(R) - H(R_\ell) - H(R_r) \rightarrow \max_{j,t}$$

- Или так:

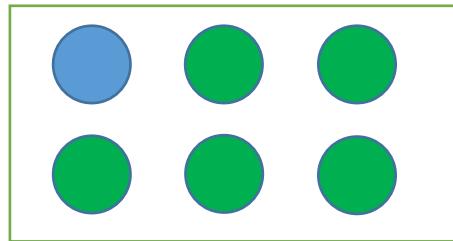
$$Q(R, j, t) = H(R_\ell) + H(R_r) \rightarrow \min_{j,t}$$

- (у этих формул есть проблемы!)

Как сравнивать разбиения?

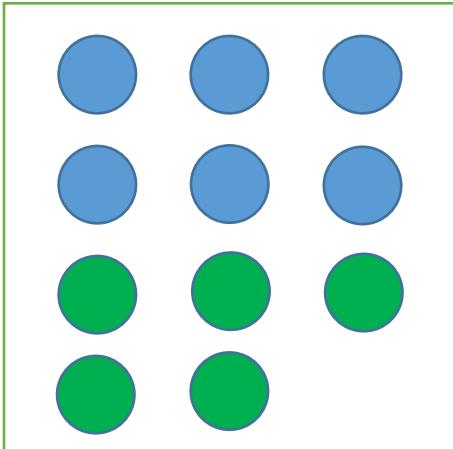


0.65

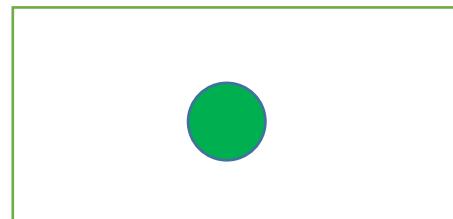


0.65

- $(5/6, 1/6)$ и $(1/6, 5/6)$
- $0.65 + 0.65 = 1.3$



0.994



0

- $(6/11, 5/11)$ и $(0, 1)$
- $0.994 + 0 = 0.994$

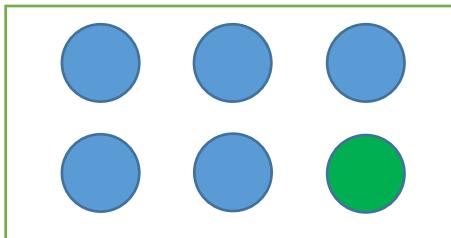
Критерий информативности

$$Q(R, j, t) = H(R) - \frac{|R_\ell|}{|R|} H(R_\ell) - \frac{|R_r|}{|R|} H(R_r) \rightarrow \max_{j,t}$$

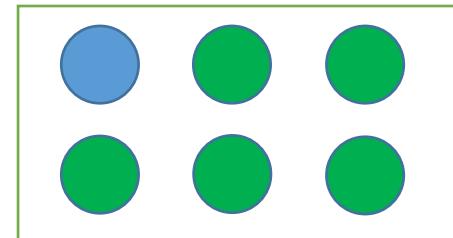
- Или так:

$$Q(R, j, t) = \frac{|R_\ell|}{|R|} H(R_\ell) + \frac{|R_r|}{|R|} H(R_r) \rightarrow \min_{j,t}$$

Как сравнивать разбиения?

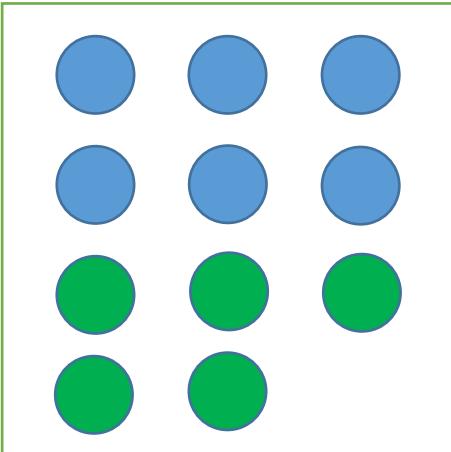


0.65

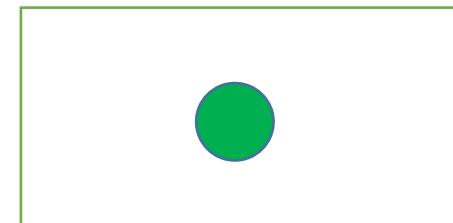


0.65

- $(5/6, 1/6)$ и $(1/6, 5/6)$
- $0.5 * 0.65 + 0.5 * 0.65 = 0.65$



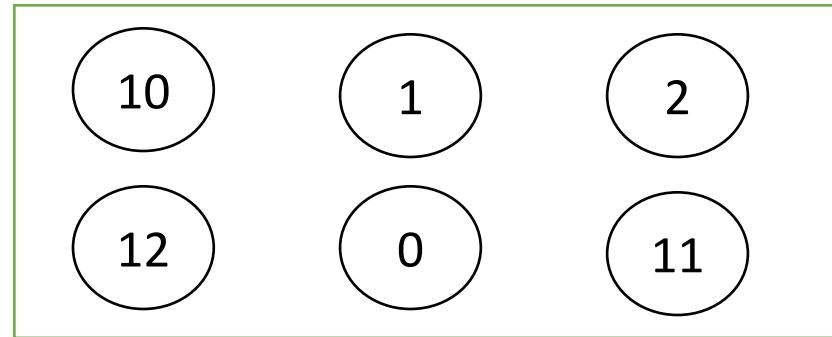
0.994



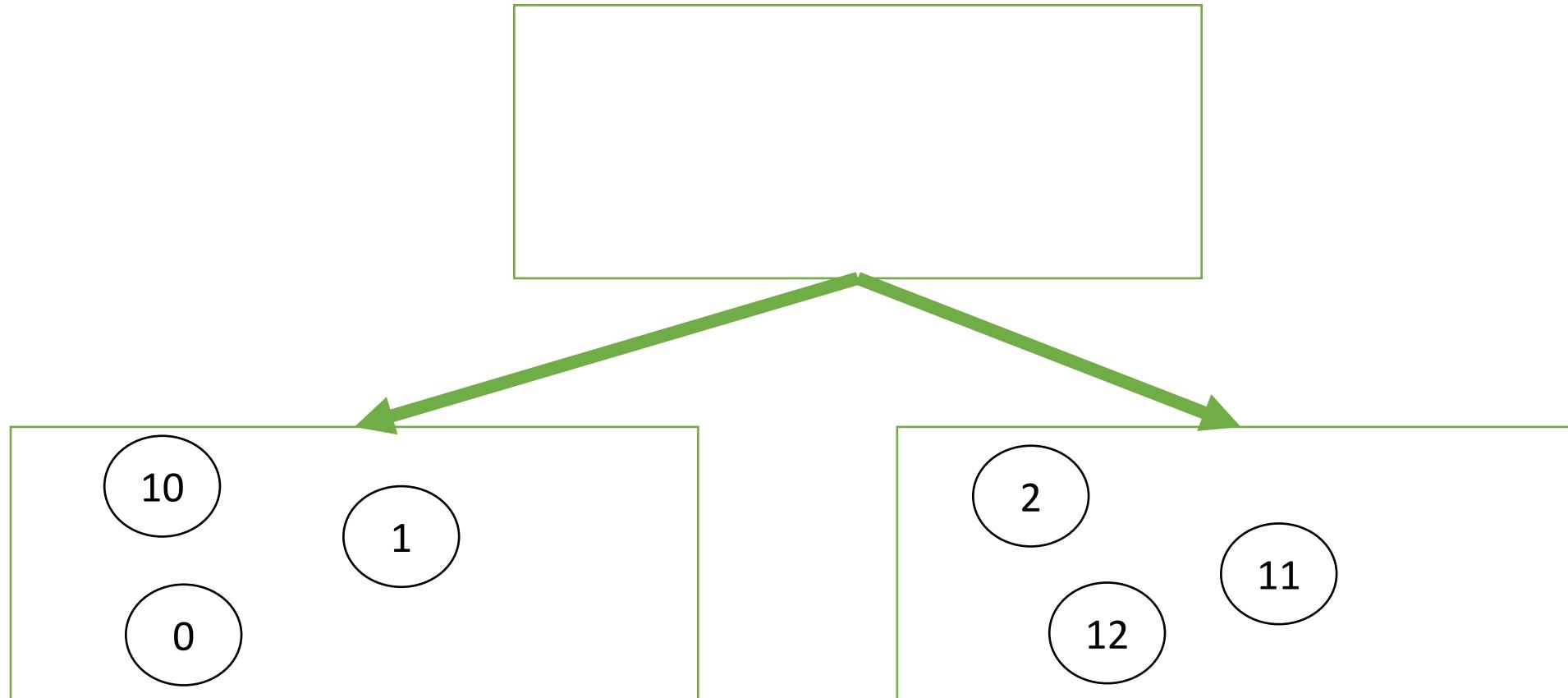
0

- $(6/11, 5/11)$ и $(0, 1)$
- $\frac{11}{12} * 0.994 + \frac{1}{12} * 0 = 0.911$

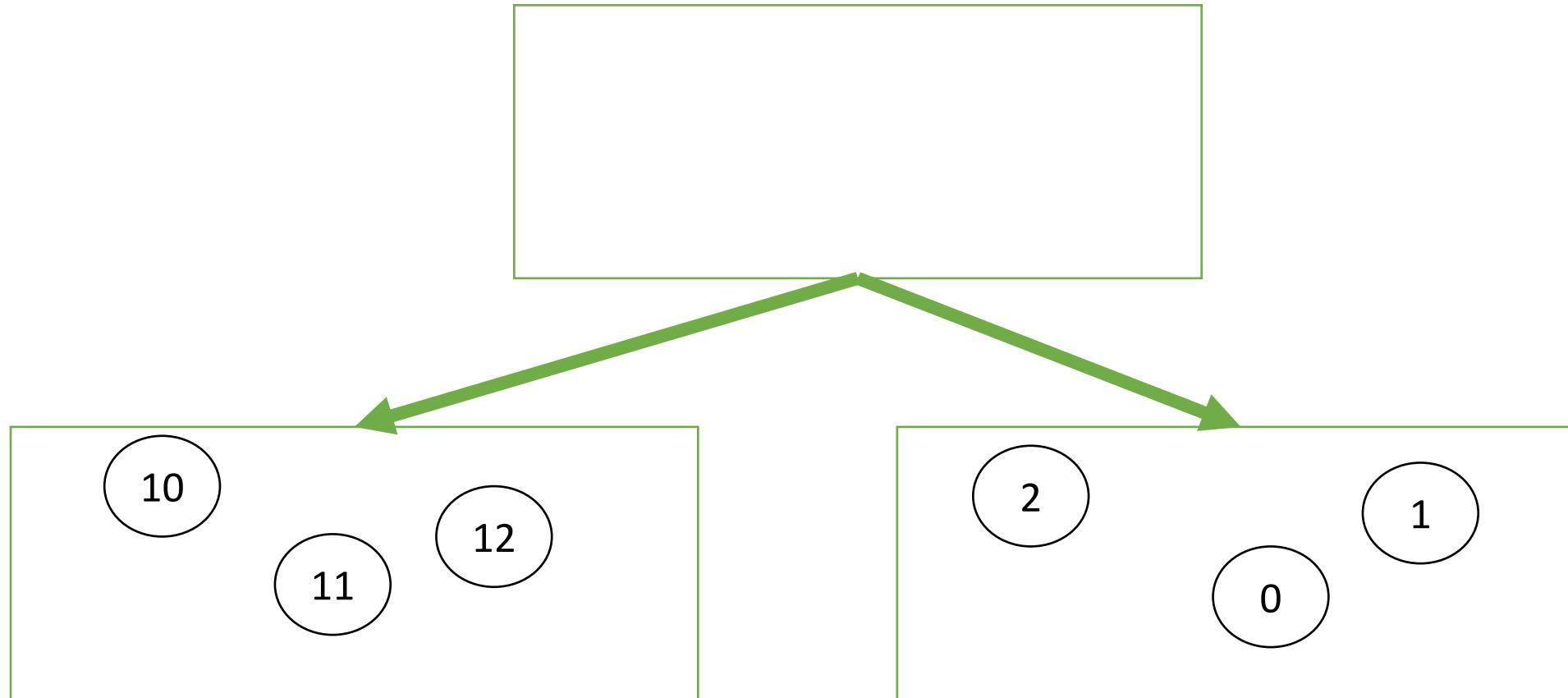
А для регрессии?



А для регрессии?



А для регрессии?



Задача регрессии

$$H(R) = \frac{1}{|R|} \sum_{(x_i, y_i) \in R} (y_i - y_R)^2$$

$$y_R = \frac{1}{|R|} \sum_{(x_i, y_i) \in R} y_i$$

- То есть «хаотичность» вершины можно измерять дисперсией ответов в ней

Жадное построение дерева

Как строить дерево?

- Оптимальный вариант: перебрать все возможные деревья, выбрать самое маленькое среди безошибочных
- Слишком долго

Как строить дерево?

- Мы уже умеем выбрать лучший предикат для разбиения вершины
- Будем строить жадно
- Начнём с корня дерева, будем разбивать последовательно, пока не выполнится некоторый критерий останова

Критерий останова

- Ограничить глубину
- Ограничить количество листьев
- Задать минимальное число объектов в вершине
- Задать минимальное уменьшение хаотичности при разбиении
- И так далее

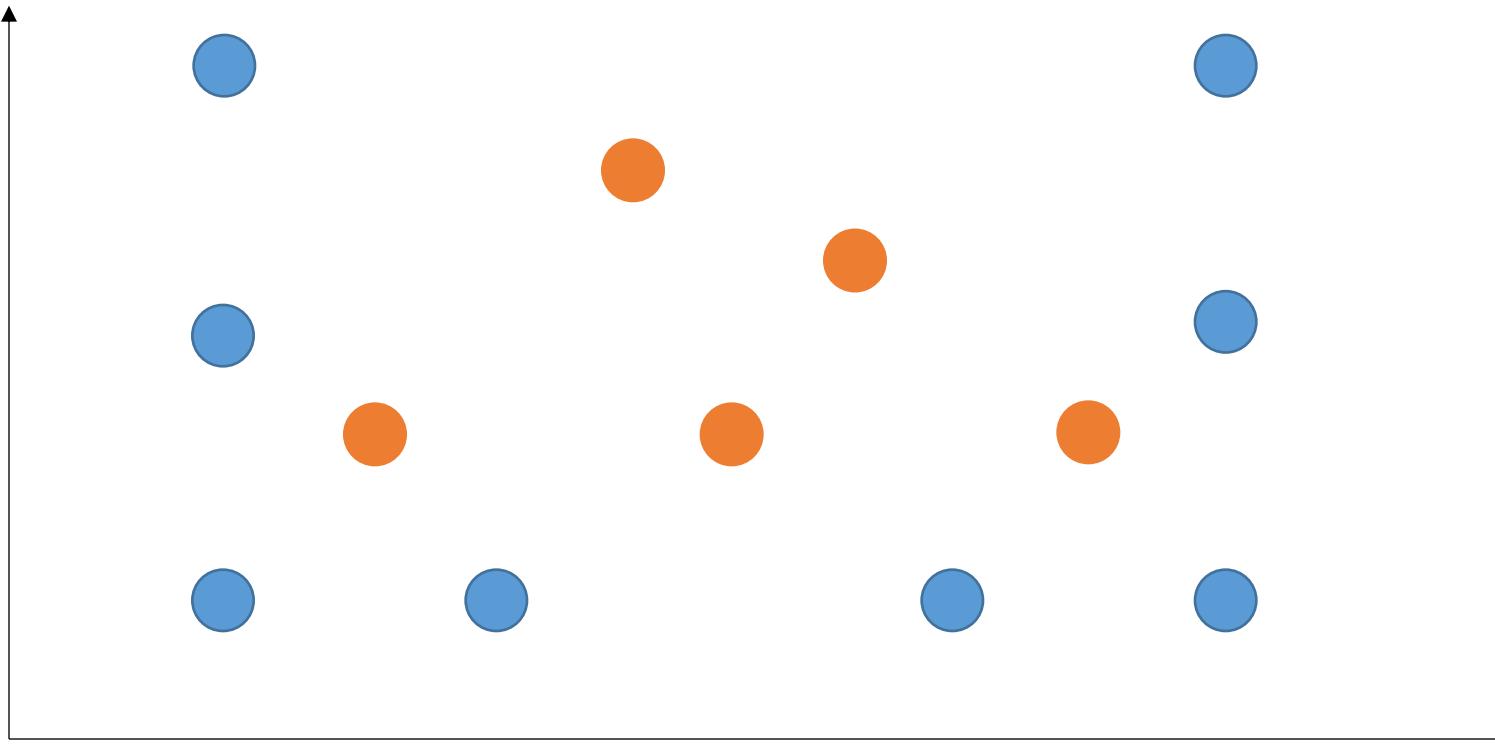
Жадный алгоритм

1. Поместить в корень всю выбору: $R_1 = X$
2. Запустить построение из корня: $\text{SplitNode}(1, R_1)$

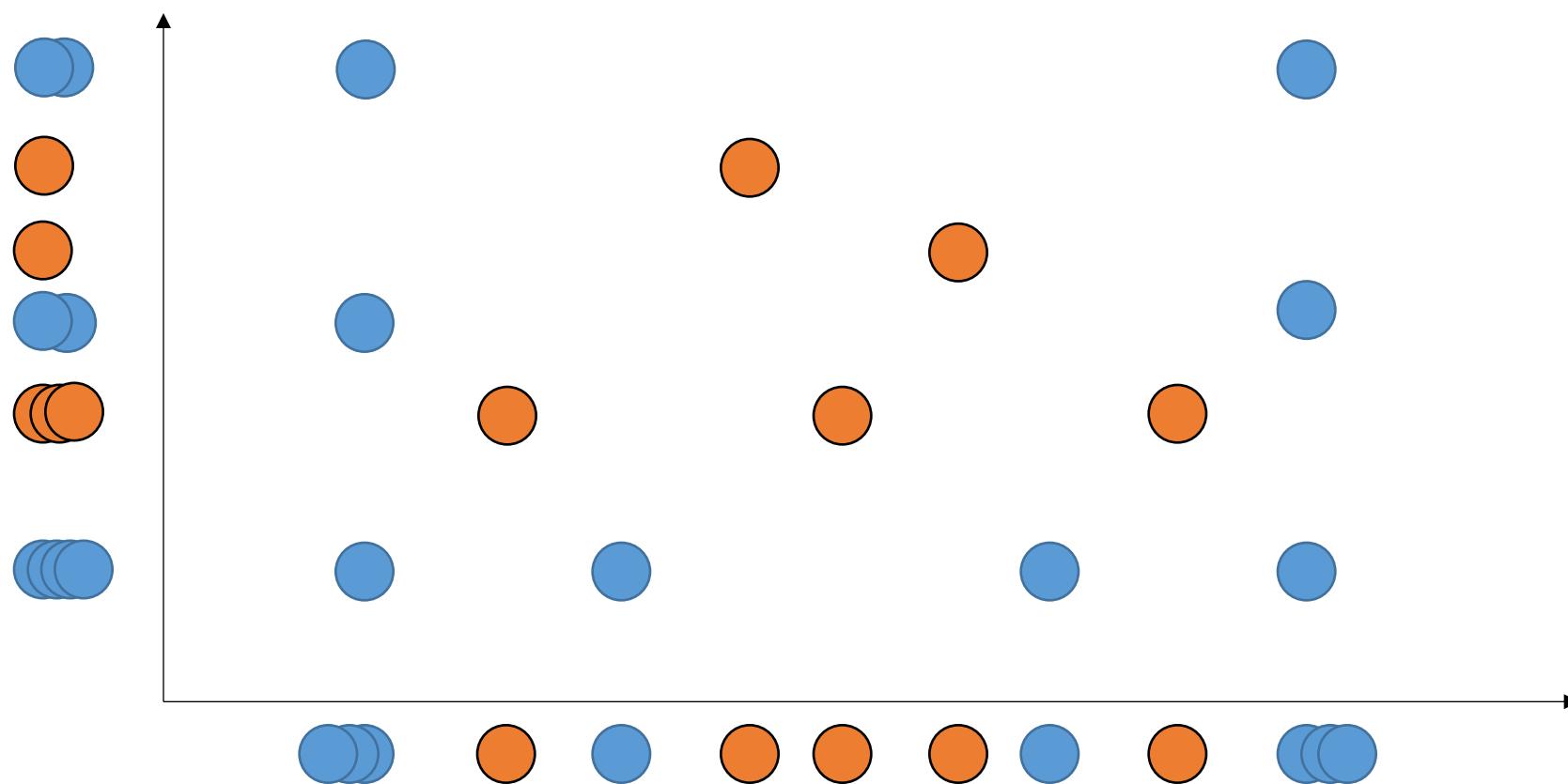
Жадный алгоритм

- $\text{SplitNode}(m, R_m)$
 1. Если выполнен критерий останова, то выход
 2. Ищем лучший предикат: $j, t = \arg \min_{j,t} Q(R_m, j, t)$
 3. Разбиваем с его помощью объекты: $R_\ell = \left\{ \{(x, y) \in R_m | [x_j < t]\} \right\},$
 $R_r = \left\{ \{(x, y) \in R_m | [x_j \geq t]\} \right\}$
 4. Повторяем для дочерних вершин: $\text{SplitNode}(\ell, R_\ell)$ и $\text{SplitNode}(r, R_r)$

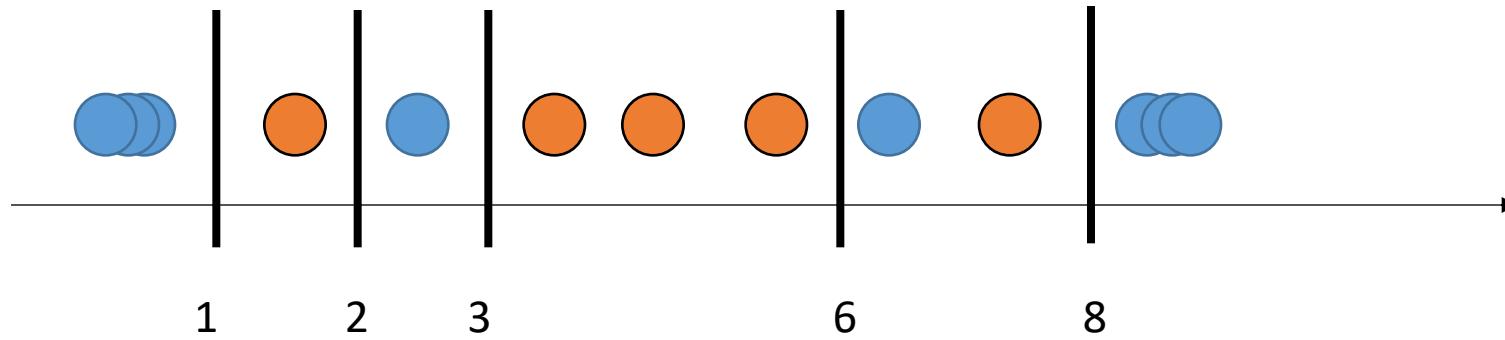
Обучение деревьев



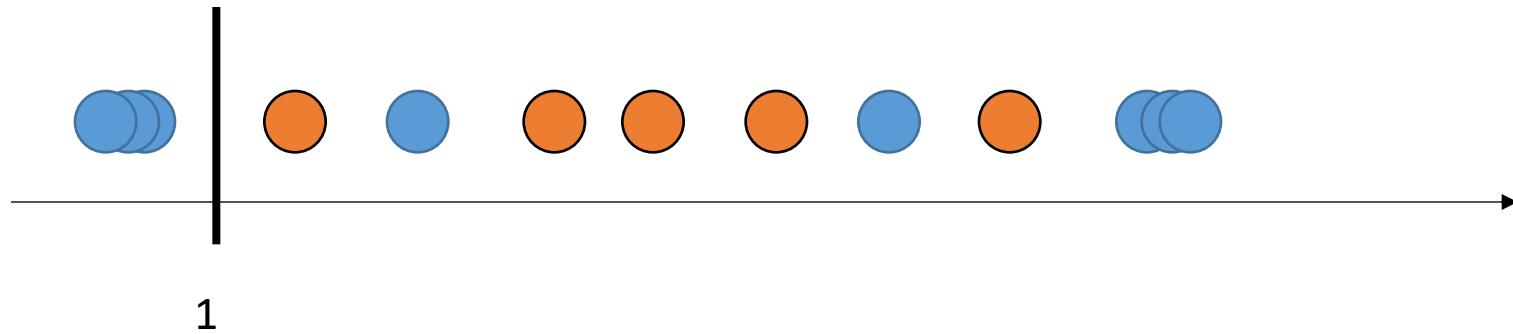
Признаки



Разбиения по признаку 1



Разбиения по признаку 1

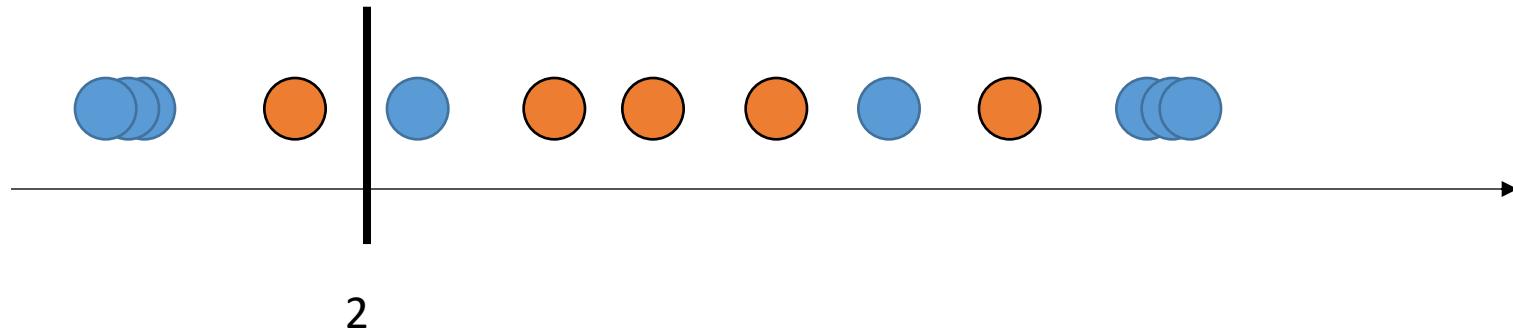


$$(1, 0)$$
$$H(p) = 0$$

$$(1/2, 1/2)$$
$$H(p) = 0.69$$

$$\frac{3}{13}H(p_l) + \frac{10}{13}H(p_r) = 0.53$$

Разбиения по признаку 1

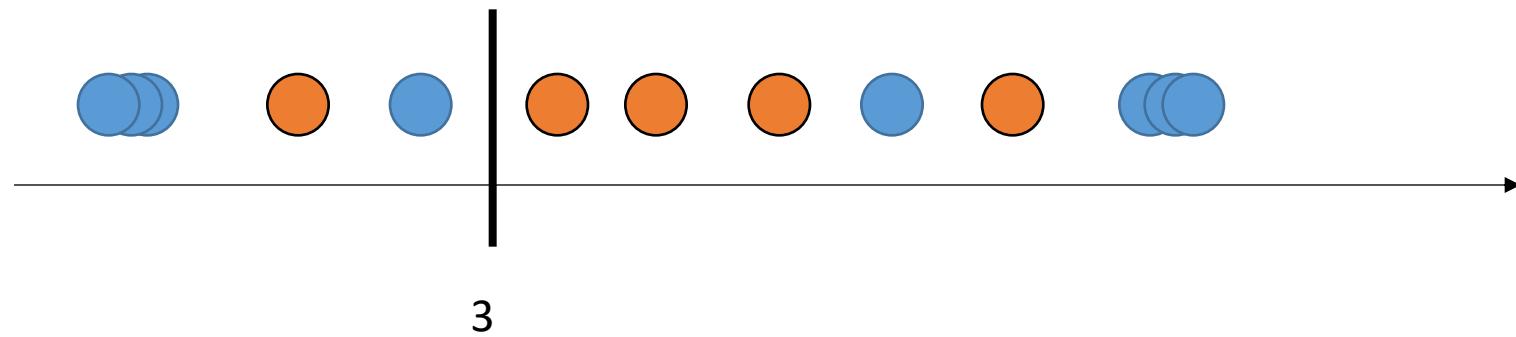


$$(3/4, 1/4)$$
$$H(p) = 0.56$$

$$(5/9, 4/9)$$
$$H(p) = 0.69$$

$$\frac{4}{13}H(p_l) + \frac{9}{13}H(p_r) = 0.65$$

Разбиения по признаку 1

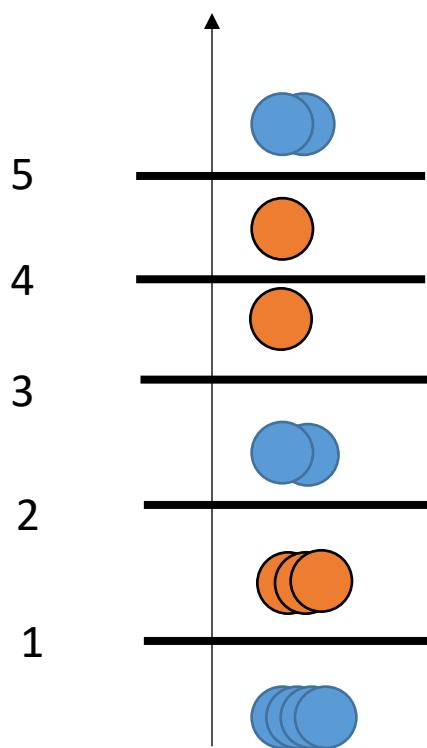


$$(4/5, 1/5)$$
$$H(p) = 0.5$$

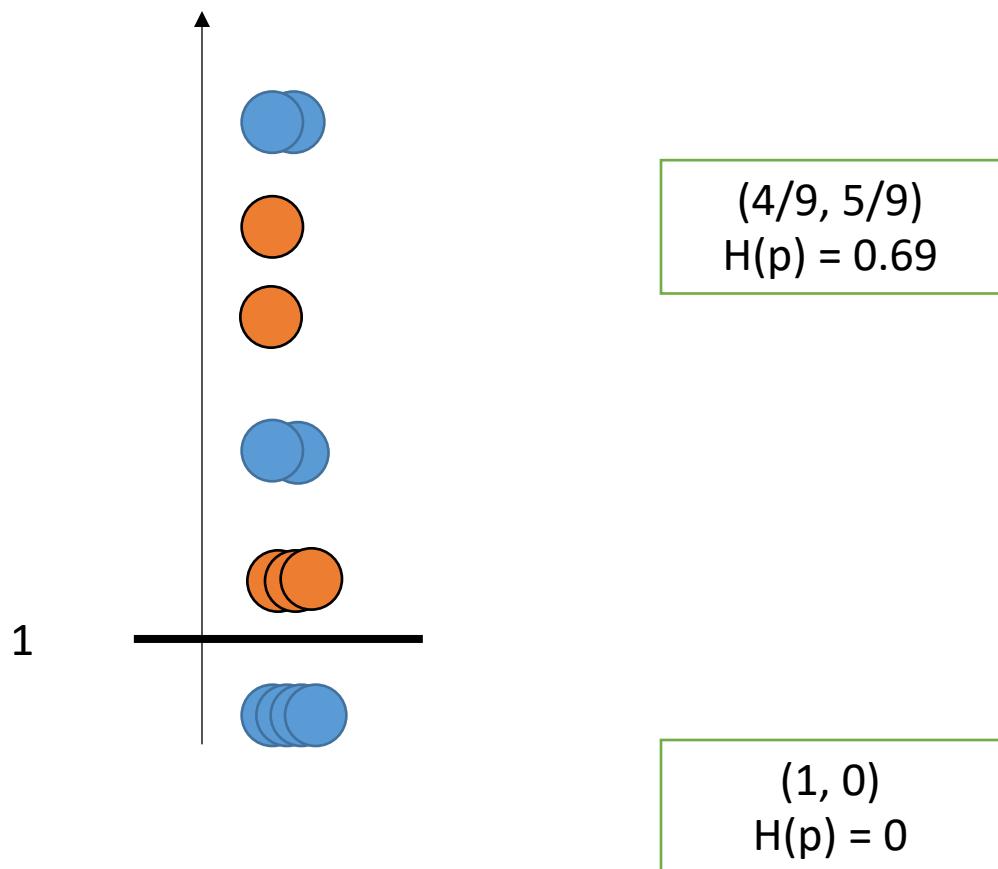
$$(1/2, 1/2)$$
$$H(p) = 0.69$$

$$\frac{5}{13}H(p_l) + \frac{8}{13}H(p_r) = 0.62$$

Разбиения по признаку 2

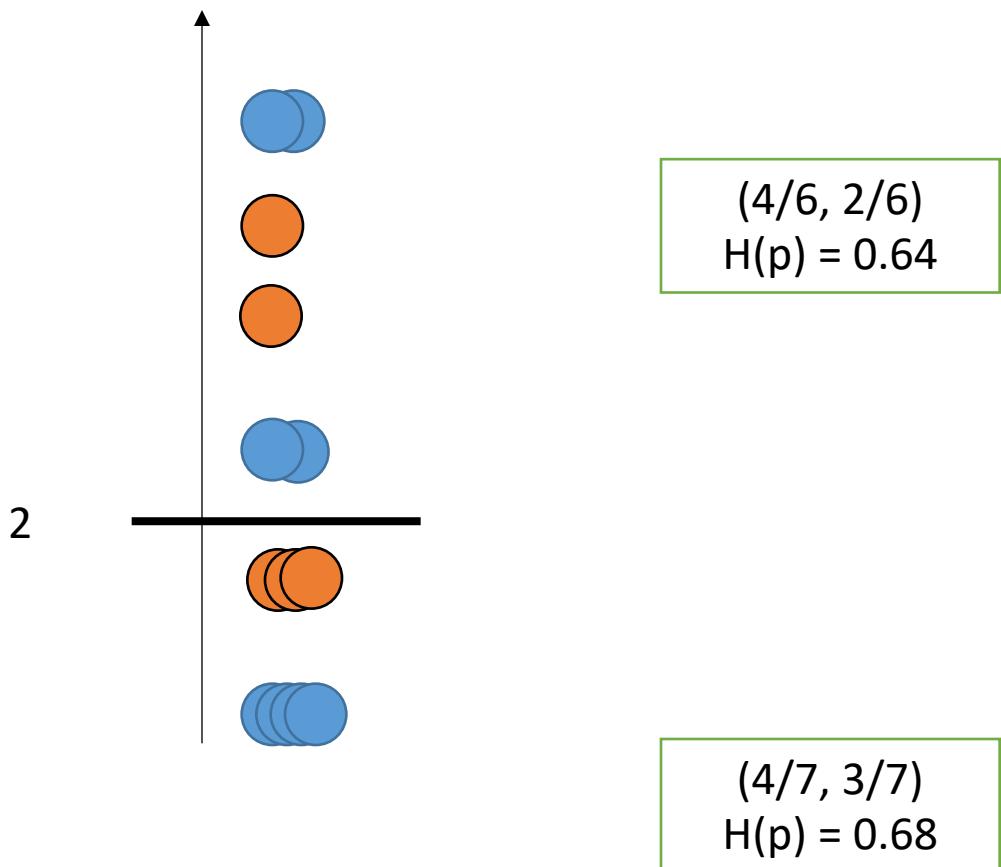


Разбиения по признаку 2



$$\frac{4}{13}H(p_l) + \frac{9}{13}H(p_r) = 0.47$$

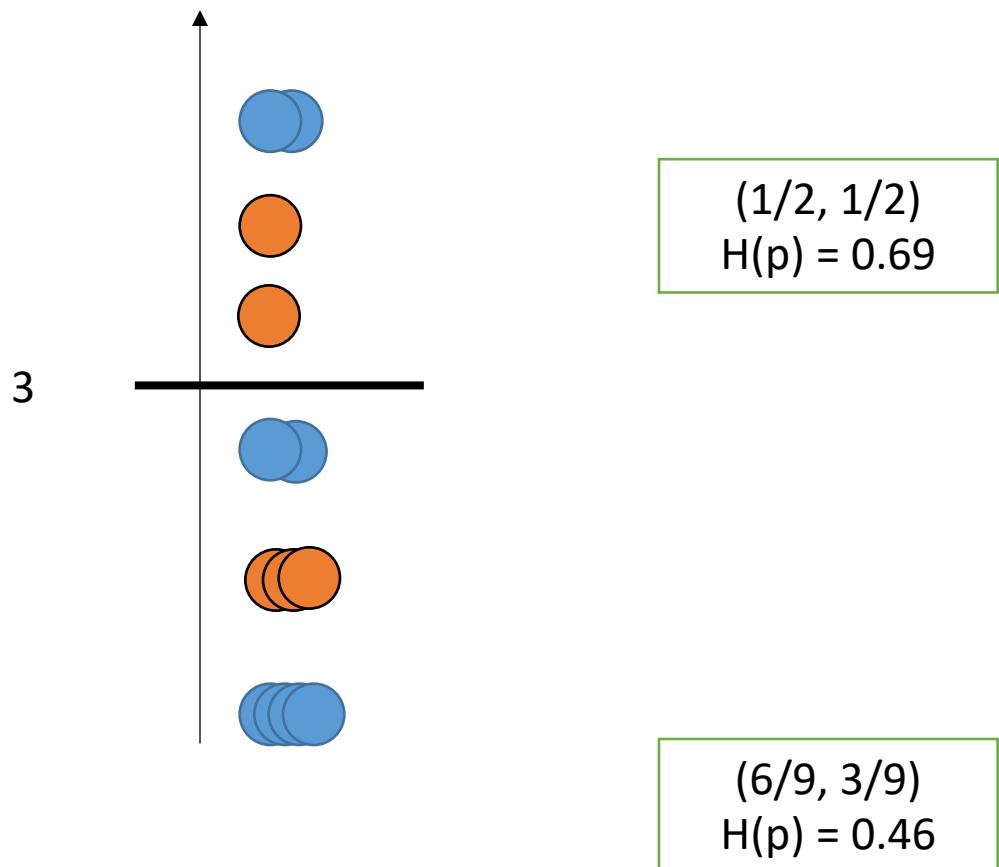
Разбиения по признаку 2



$$\frac{7}{13}H(p_l) + \frac{6}{13}H(p_r) = 0.66$$

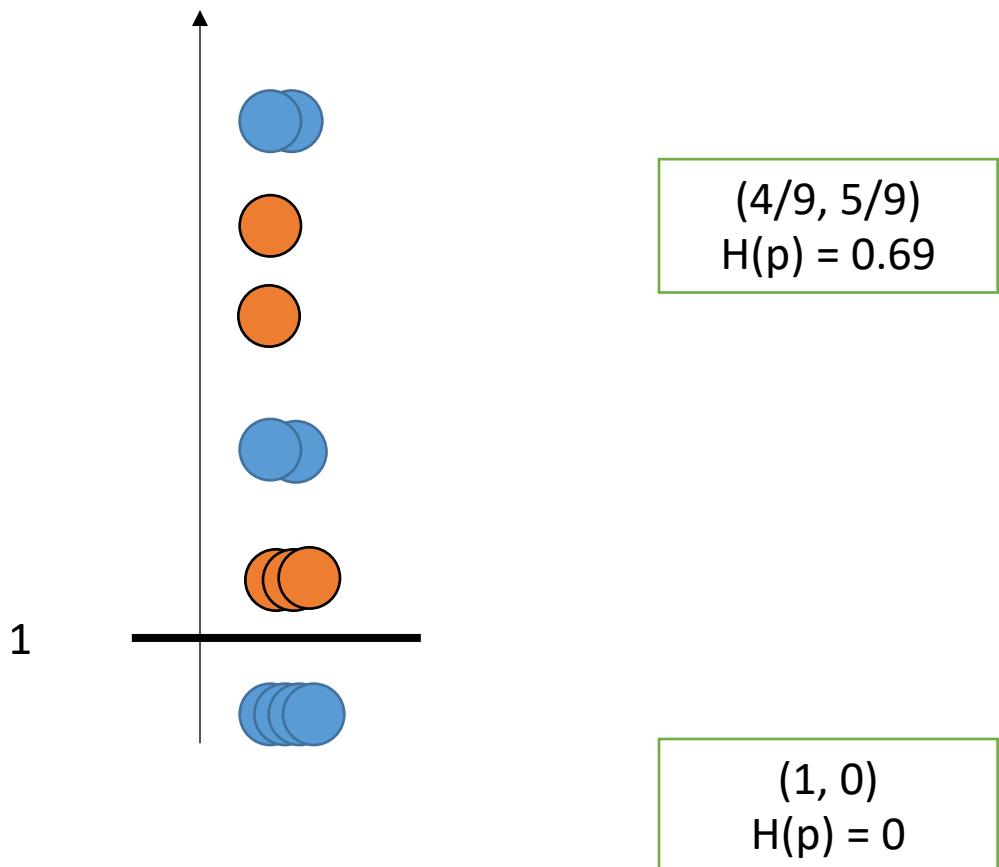
$(4/7, 3/7)$
 $H(p) = 0.68$

Разбиения по признаку 2



$$\frac{9}{13}H(p_l) + \frac{4}{13}H(p_r) = 0.53$$

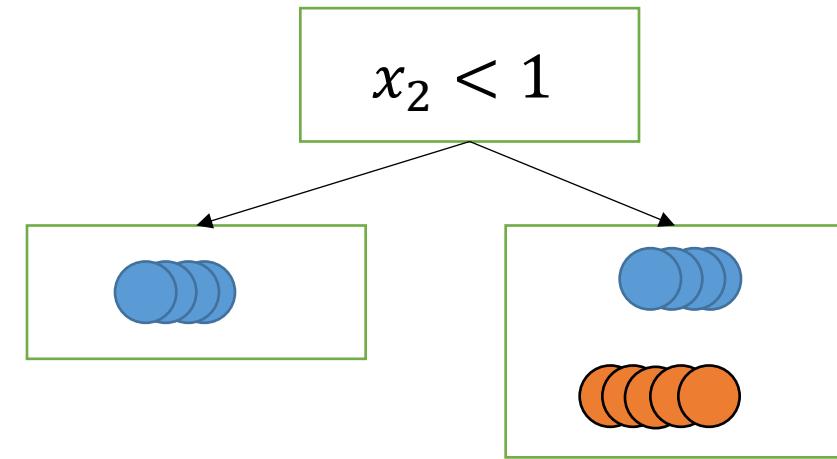
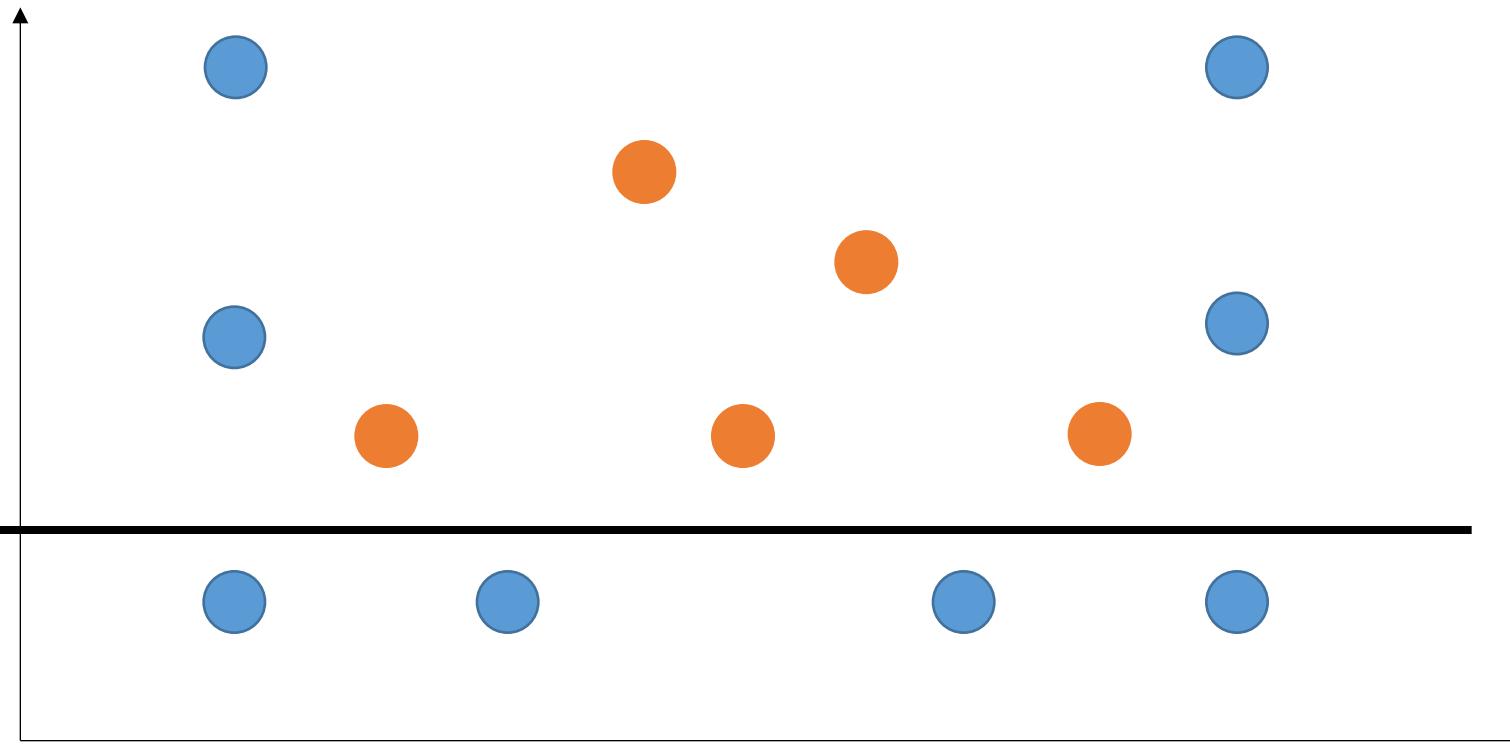
Разбиения по признаку 2



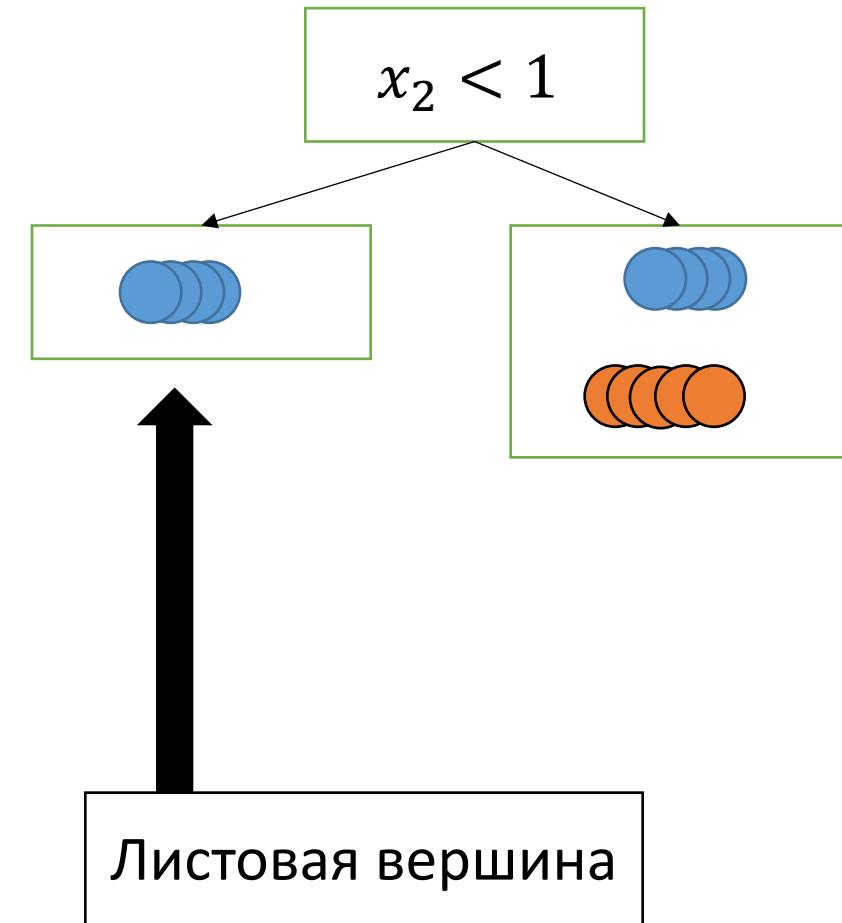
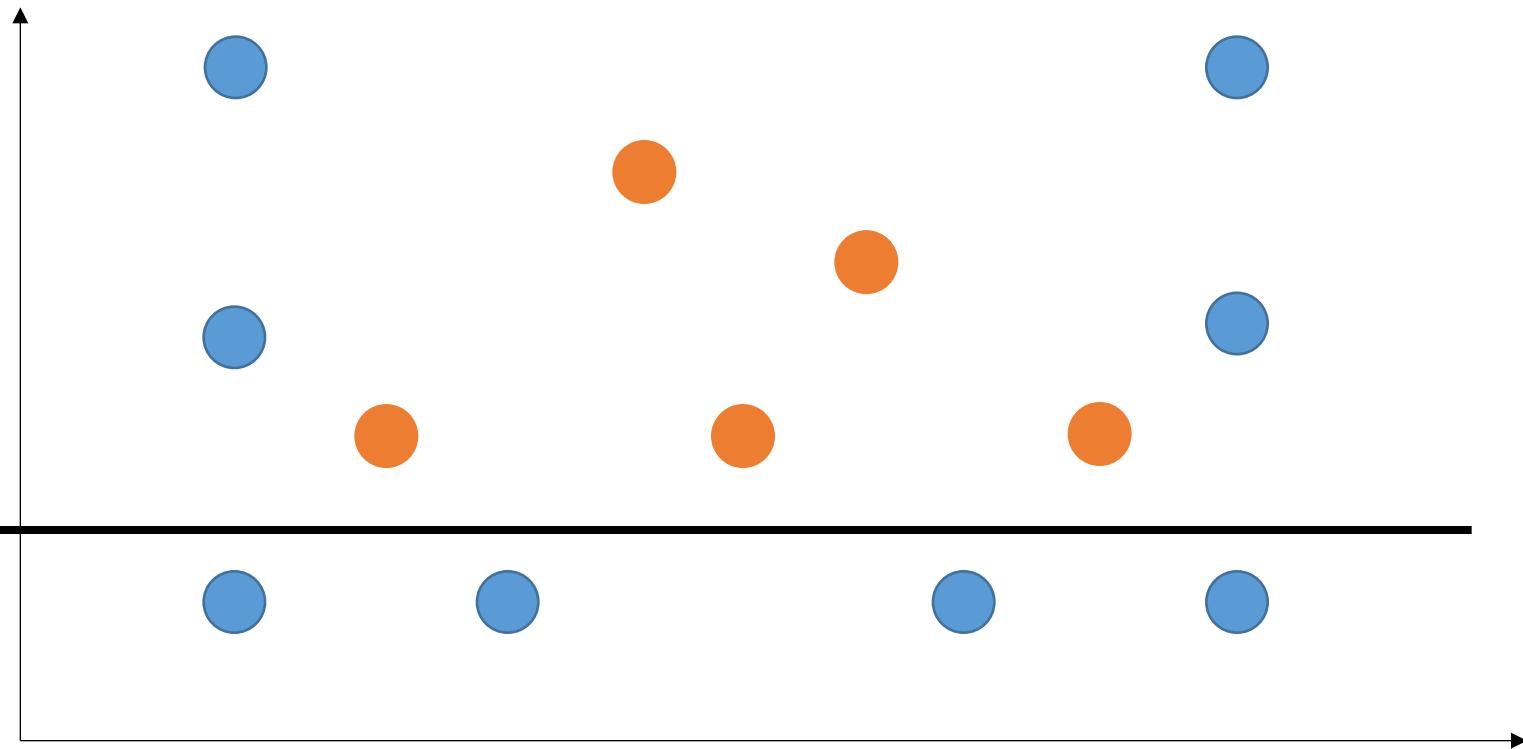
$$\frac{4}{13}H(p_l) + \frac{9}{13}H(p_r) = 0.47$$

Лучшее разбиение!

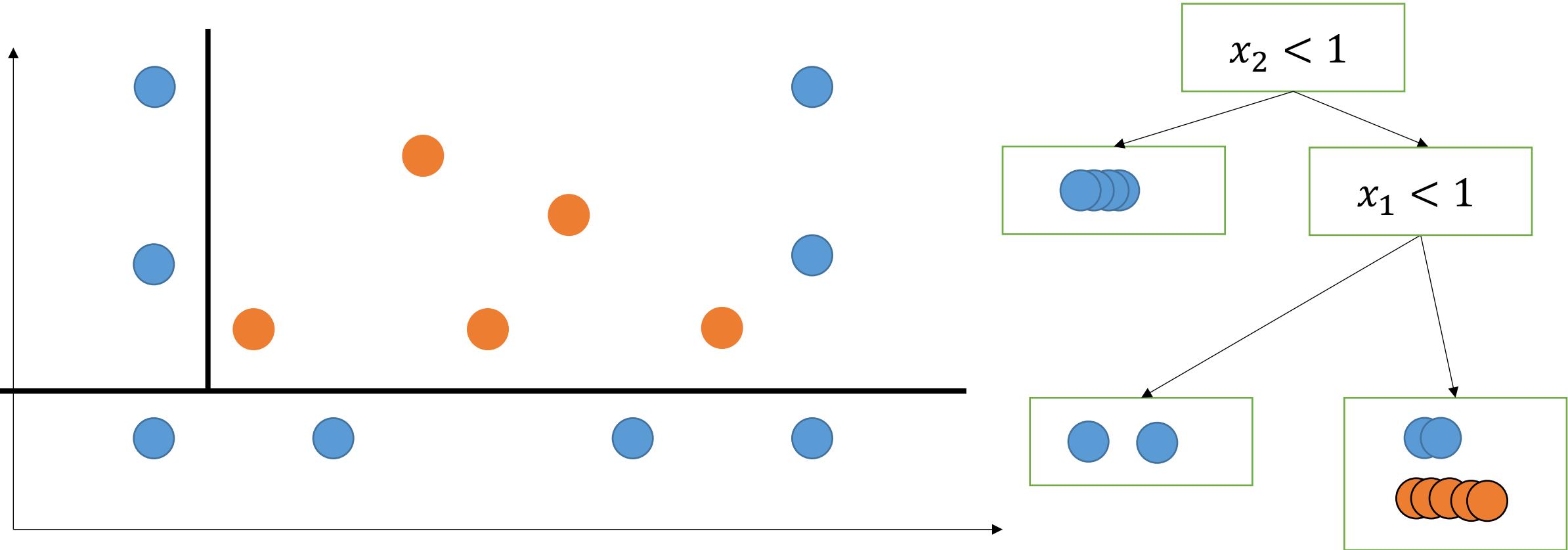
Обучение деревьев



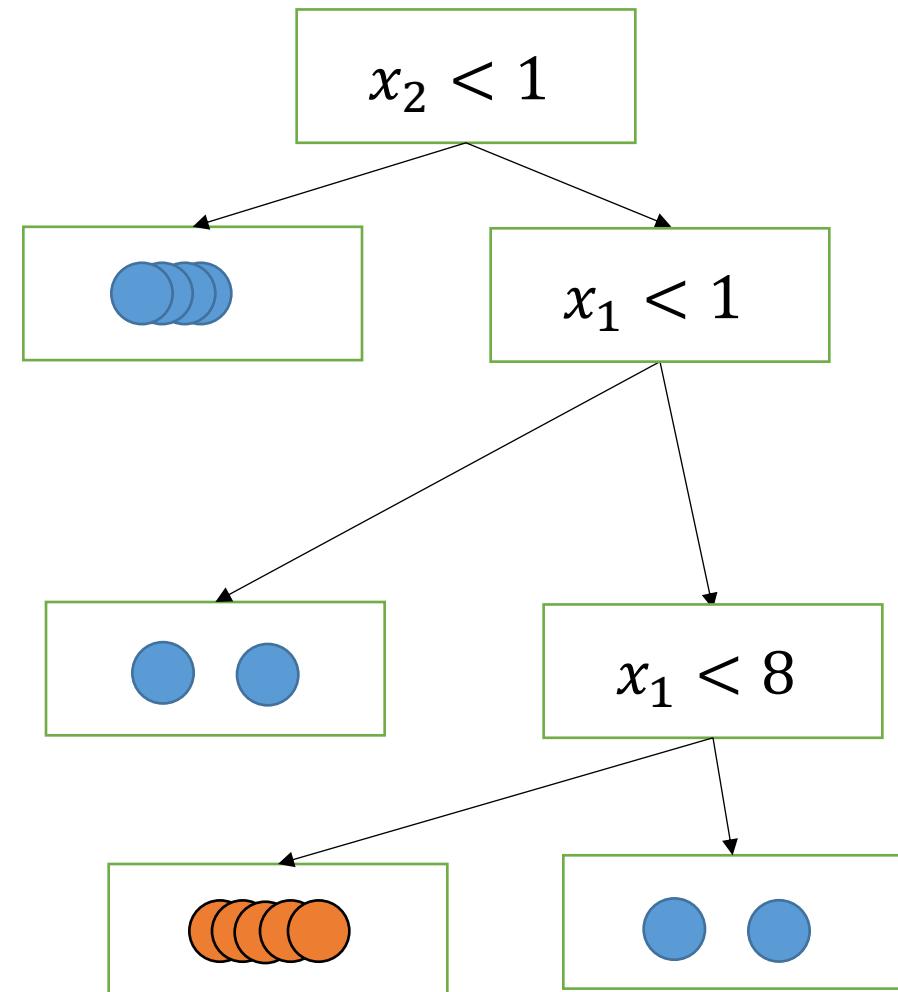
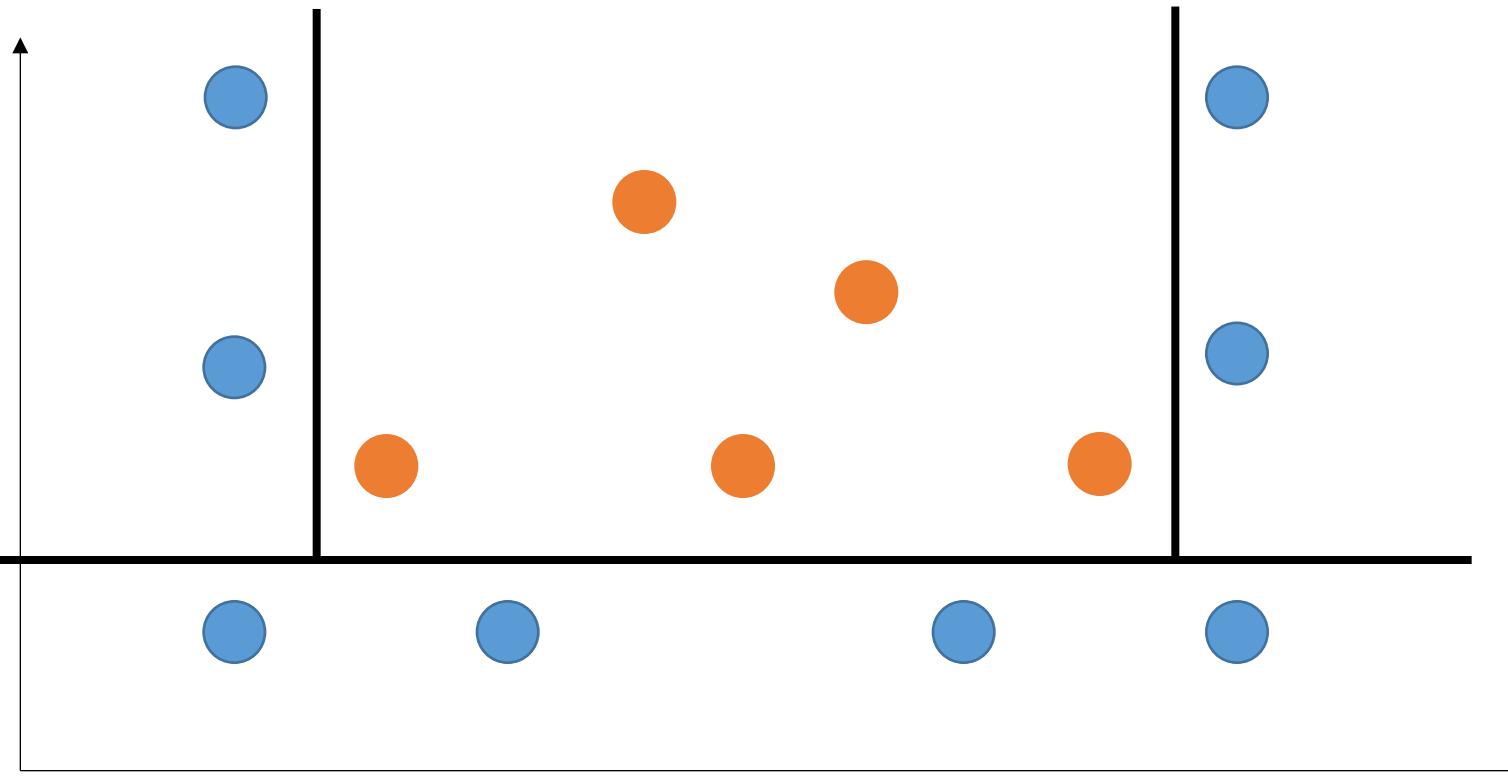
Обучение деревьев



Обучение деревьев



Обучение деревьев



Резюме

- Решающие деревья позволяют строить сложные модели, но есть риск переобучения
- Деревья строятся жадно, на каждом шаге вершина разбивается на две с помощью лучшего из предиктов
- Алгоритм довольно сложный и требует перебора всех предиктов на каждом шаге

Неустойчивость деревьев

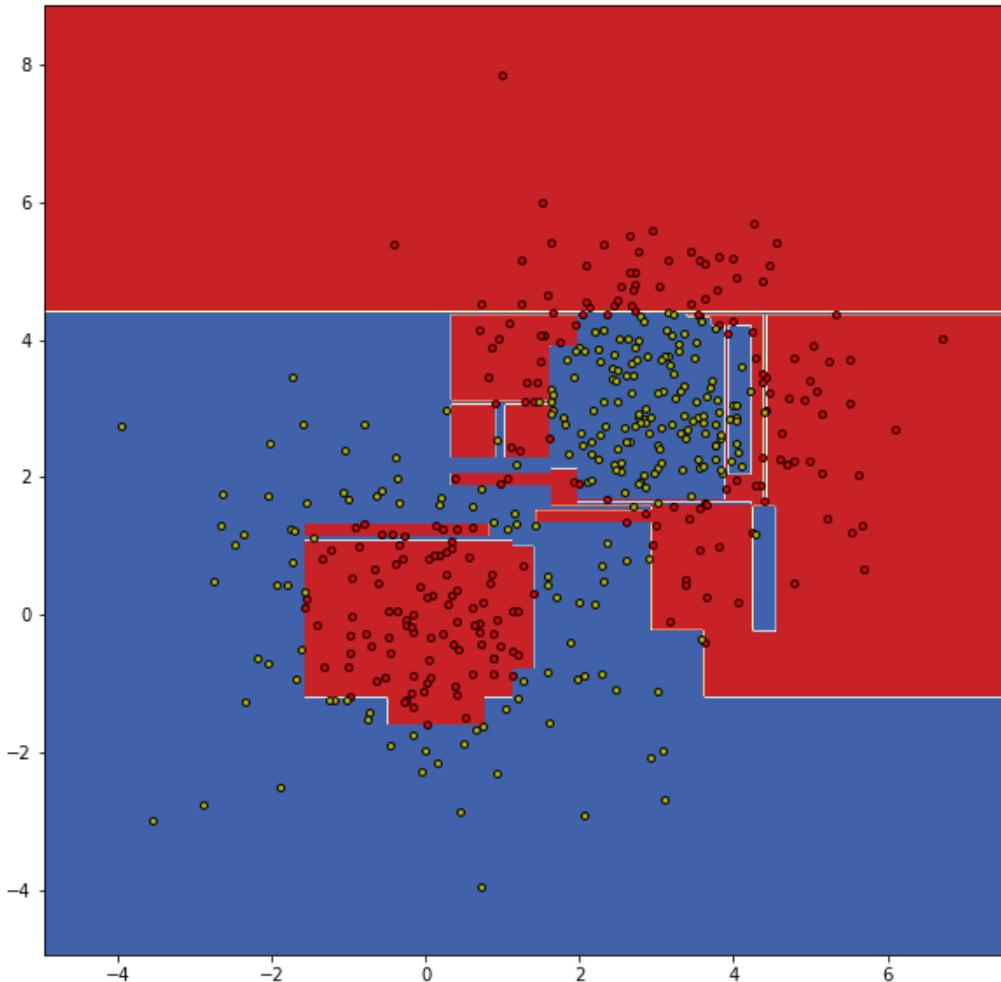
Устойчивость моделей

- $X = (x_i, y_i)_{i=1}^{\ell}$ — обучающая выборка
- Обучаем модель $a(x)$
- Ожидаем, что модель устойчивая
- То есть не сильно меняется при небольших изменениях в X
- \tilde{X} — случайная подвыборка, примерно 90% исходной

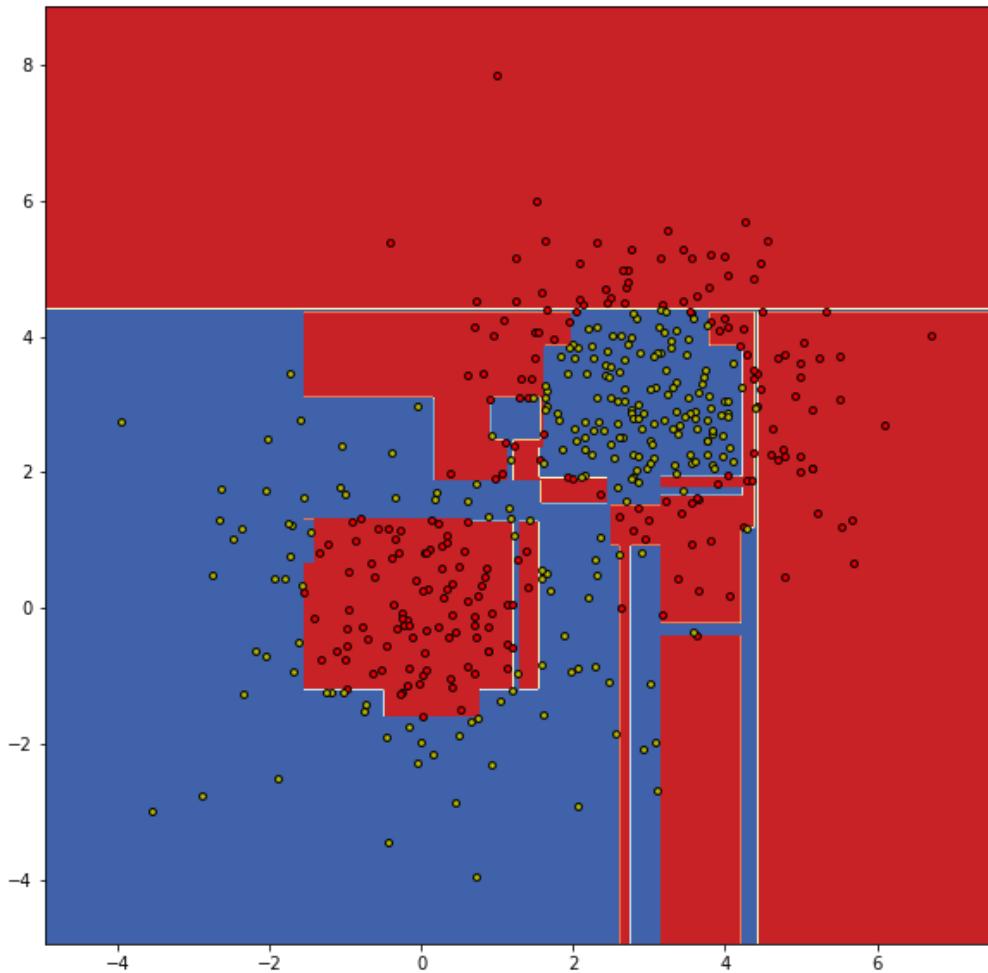
Устойчивость моделей

- \tilde{X} — случайная подвыборка, примерно 90% исходной
- Что будет происходить с деревьями на разных подвыборках?

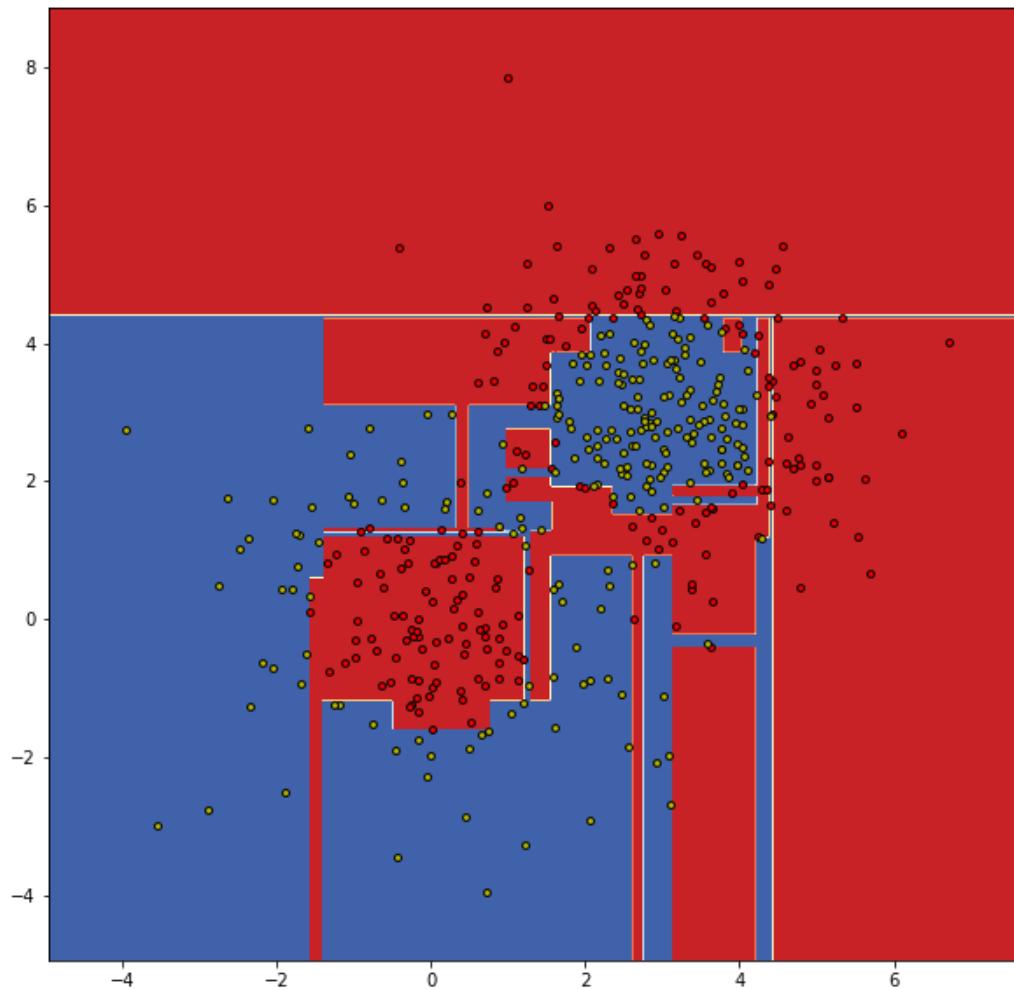
Обучение на подвыборках



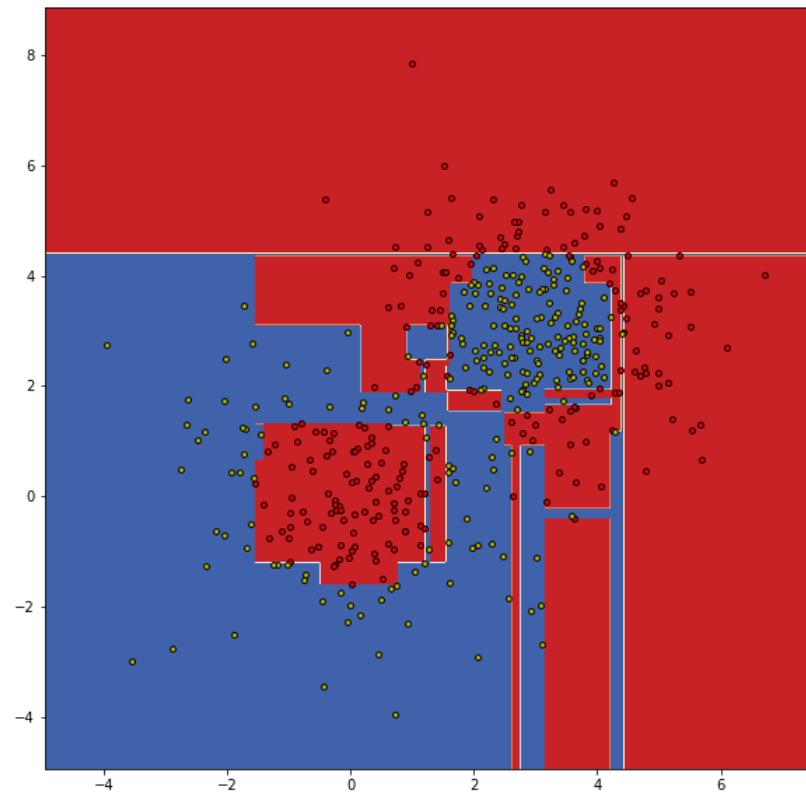
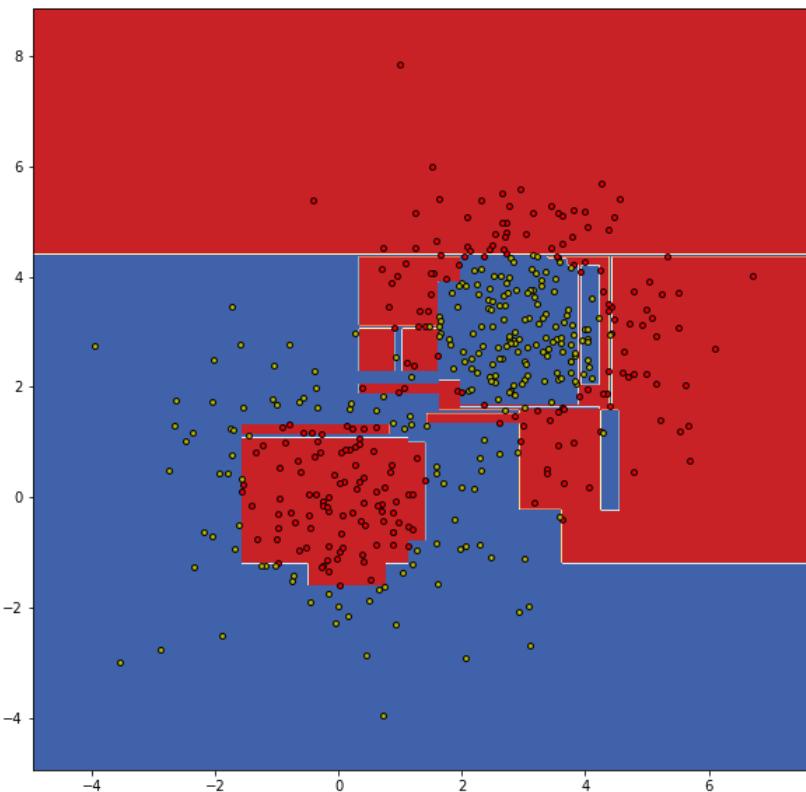
Обучение на подвыборках



Обучение на подвыборках



Обучение на подвыборках

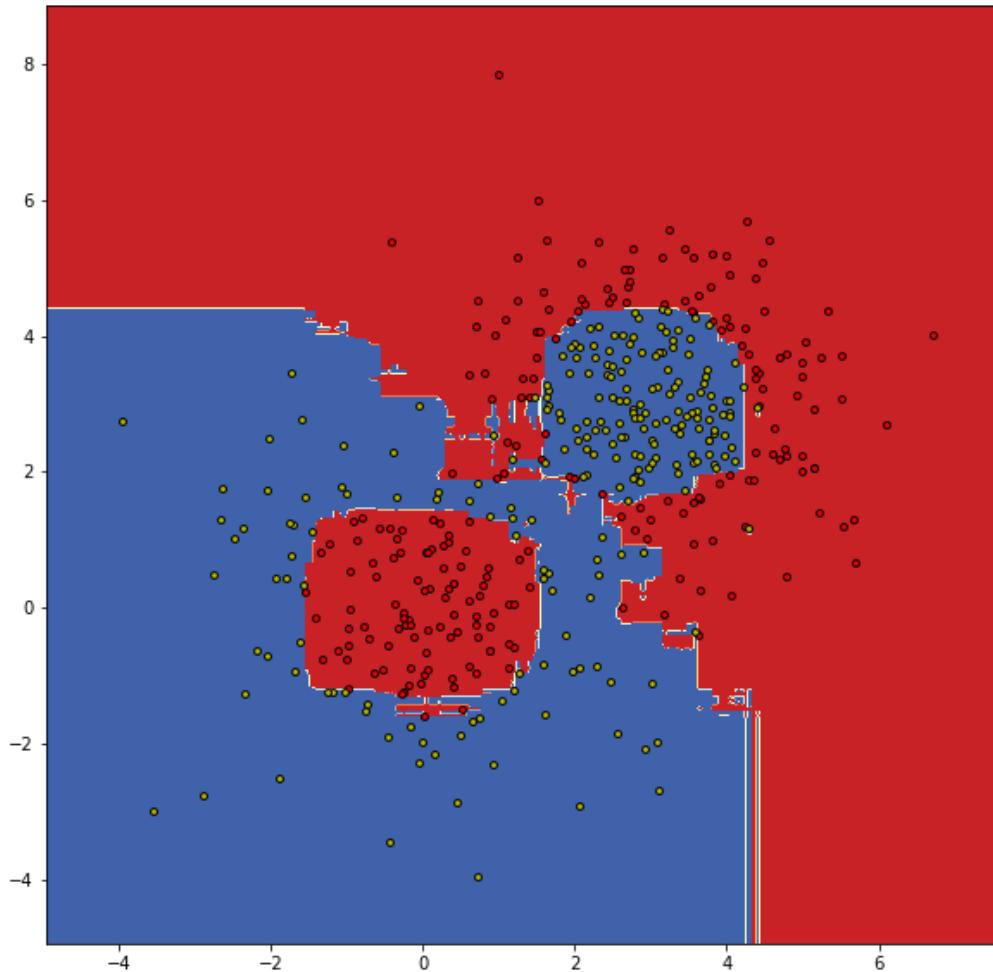


Композиция моделей

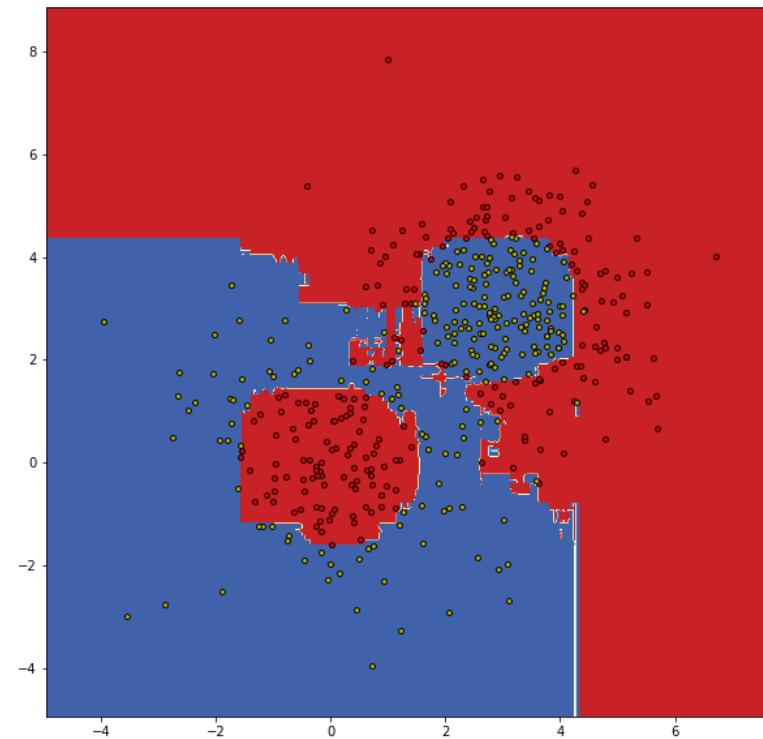
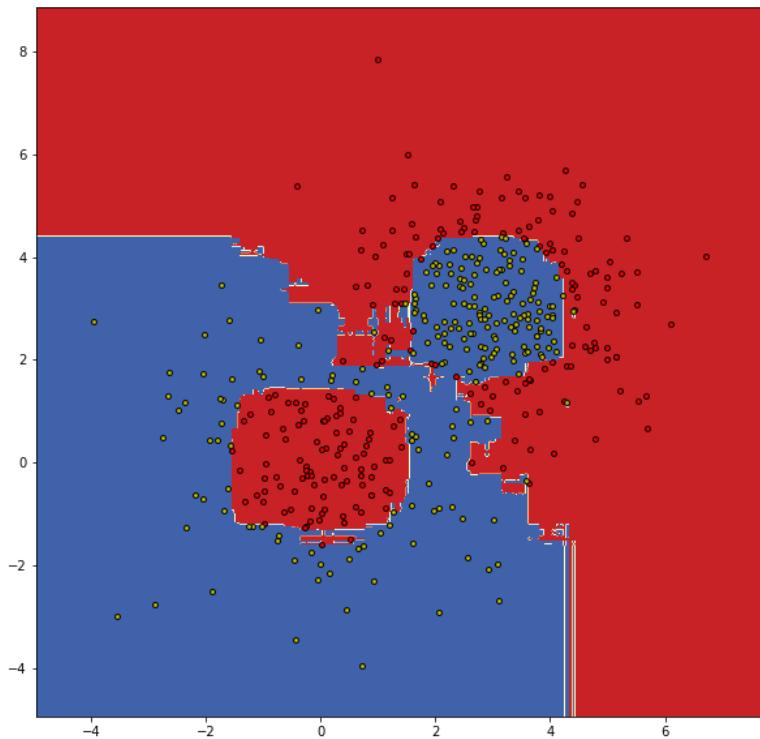
- У нас получилось N деревьев: $b_1(x), \dots, b_N(x)$
- Объединим их через голосование большинством (majority vote):

$$a(x) = \arg \max_{y \in \mathbb{Y}} \sum_{n=1}^N [b_n(x) = y]$$

Композиция моделей



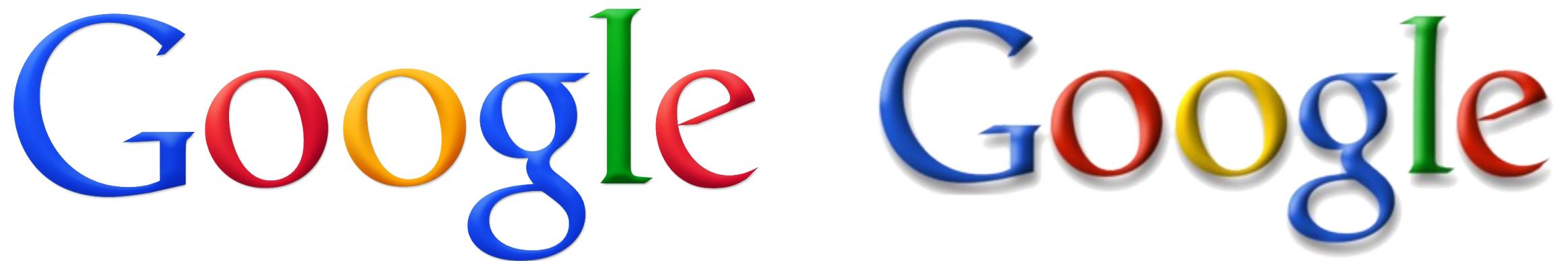
Композиция моделей



Голосование по большинству и
усреднение

Majority vote

- Какой из двух логотипов более старый?



Majority vote

- Как выглядит корпус Вышки в Перми?



Majority vote

- Покоординатный спуск — это метод оптимизации 1-го или 2-го порядка?

Majority vote

- Дано: N базовых алгоритмов $b_1(x), \dots, b_N(x)$
- Композиция: класс, за который проголосовало больше всего базовых алгоритмов

$$a(x) = \arg \max_{y \in \mathbb{Y}} \sum_{n=1}^N [b_n(x) = y]$$

Усреднение наблюдений

- Наблюдение: усреднение результатов повышает их точность
- Измерение артериального давления
- Измерение скорости света
- Усреднение соседних пикселей изображения

Усреднение наблюдений

- Сколько лет факультету компьютерных наук?

Усреднение наблюдений

- Сколько метров в 1 сажени?

Усреднение наблюдений

- Сколько лет лектору?

Усреднение наблюдений

- Сколько всего стран в мире?

Композиции моделей

Общий вид: классификация

- $b_1(x), \dots, b_N(x)$ — базовые модели
- Каждая хотя бы немного лучше случайного угадывания
- Композиция: голосование по большинству (majority vote)

$$a_N(x) = \arg \max_{y \in \mathbb{Y}} \sum_{n=1}^N [b_n(x) = y]$$

Общий вид: регрессия

- $b_1(x), \dots, b_N(x)$ — базовые модели
- Каждая хотя бы немного лучше случайного угадывания
- Композиция: усреднение

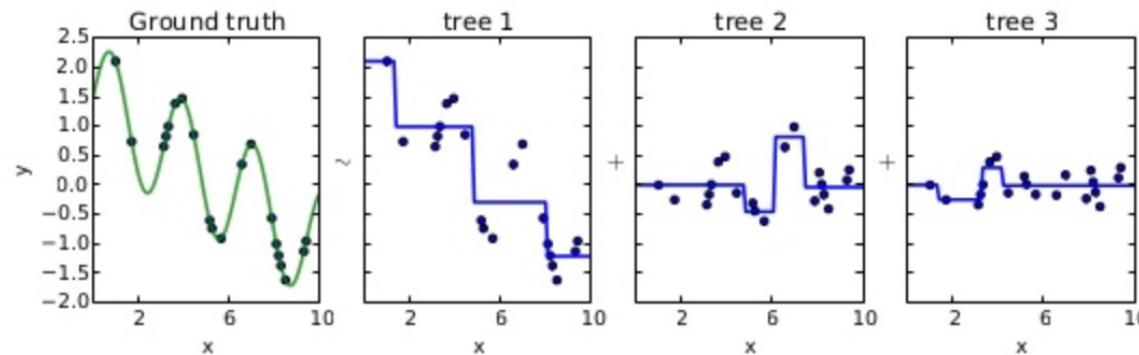
$$a_N(x) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N b_n(x)$$

Базовые модели

- $b_1(x), \dots, b_N(x)$ — базовые модели
- Как на одной выборке построить N различных моделей?
- Вариант 1: обучить их независимо на разных подвыборках
- Вариант 2: обучать последовательно для корректировки ошибок

БУСТИНГ

- Каждая следующая модель исправляет ошибки предыдущих
- Например, градиентный бустинг



БЭГГИНГ

- Bagging (bootstrap aggregating)
- Базовые модели обучаются независимо
- Каждый обучается на подмножестве обучающей выборки
- Подмножество выбирается с помощью бутстрата

Бутстррап

- Выборка с возвращением
- Берём ℓ элементов из X
- Пример: $\{x_1, x_2, x_3, x_4\} \rightarrow \{x_1, x_2, x_2, x_4\}$
- В подвыборке будет ℓ объектов, из них около 63.2% уникальных
- Если объект входит в выборку несколько раз, то мы как бы повышаем его вес

Случайные подпространства

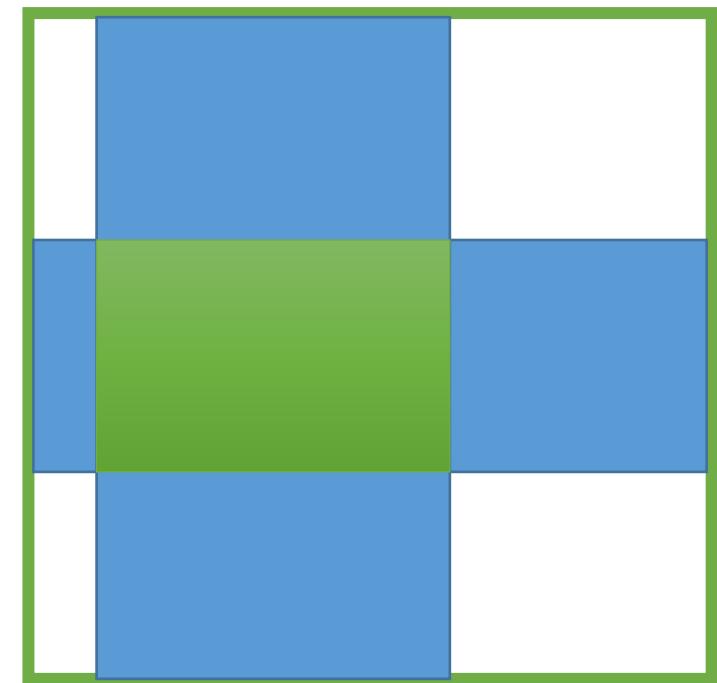
- Выбираем случайное подмножество признаков
- Обучаем модель только на них

Случайные подпространства

- Выбираем случайное подмножество признаков
- Обучаем модель только на них
- Может быть плохо, если имеются важные признаки, без которых невозможно построить разумную модель

Виды рандомизации

- Бэггинг: случайная подвыборка
- Случайные подпространства:
случайное подмножество
признаков



Резюме

- Будем объединять модели в композиции через усреднение или голосование большинством
- Бэггинг — композиция моделей, обученных независимо на случайных подмножествах объектов
- Можно ещё рандомизировать по признакам
- Как лучше всего?

Смещение и разброс моделей

Разложение ошибки на смещение и разброс

$$L(\mu) = \underbrace{\mathbb{E}_{x,y} \left[(y - \mathbb{E}[y | x])^2 \right]}_{\text{шум}} + \\ + \underbrace{\mathbb{E}_x \left[(\mathbb{E}_X [\mu(X)] - \mathbb{E}[y | x])^2 \right]}_{\text{смещение}} + \underbrace{\mathbb{E}_x \left[\mathbb{E}_X \left[(\mu(X) - \mathbb{E}_X [\mu(X)])^2 \right] \right]}_{\text{разброс}}$$

- Разберём на уровне идеи

Разложение ошибки на смещение и разброс

- Ошибка модели складывается из трёх компонент
- Шум (noise) — характеристика сложности и противоречивости данных

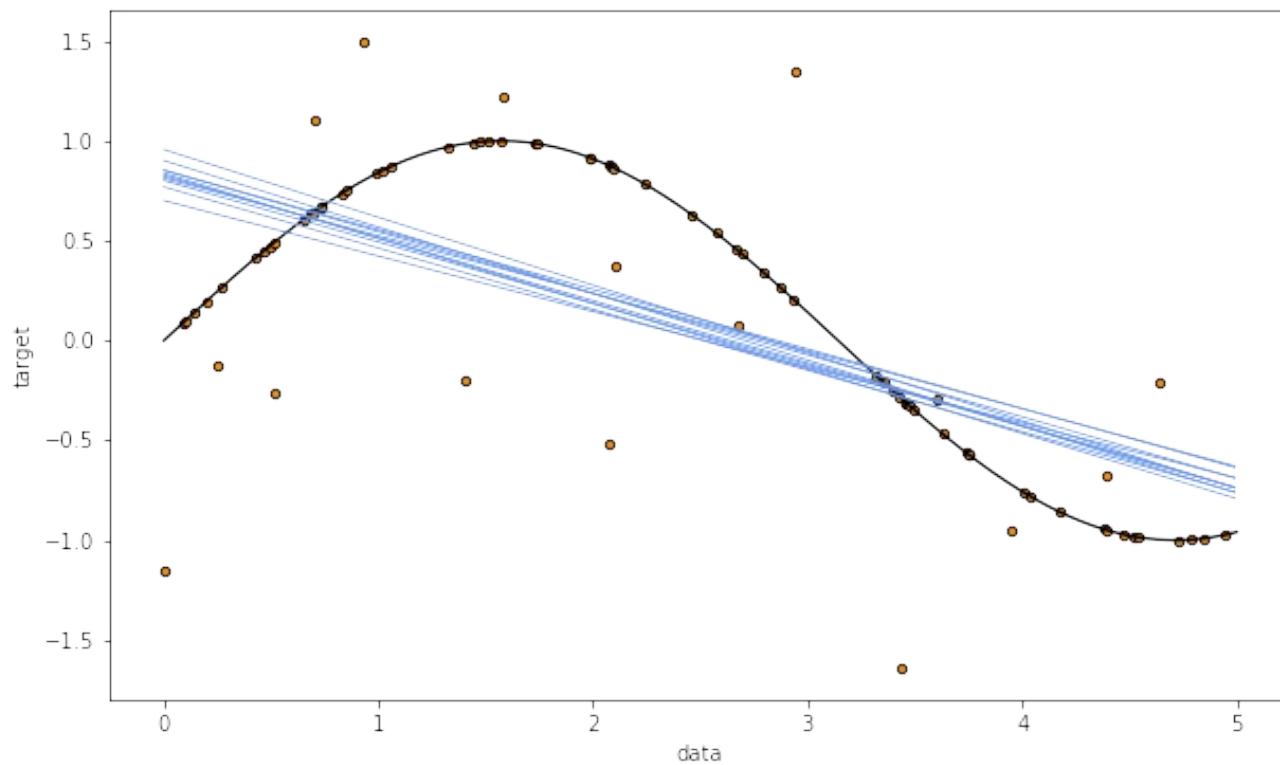
Разложение ошибки на смещение и разброс

- Ошибка модели складывается из трёх компонент
- Шум (noise) — характеристика сложности и противоречивости данных
- Смещение (bias) — способность модели приблизить лучшую среди всех возможных моделей

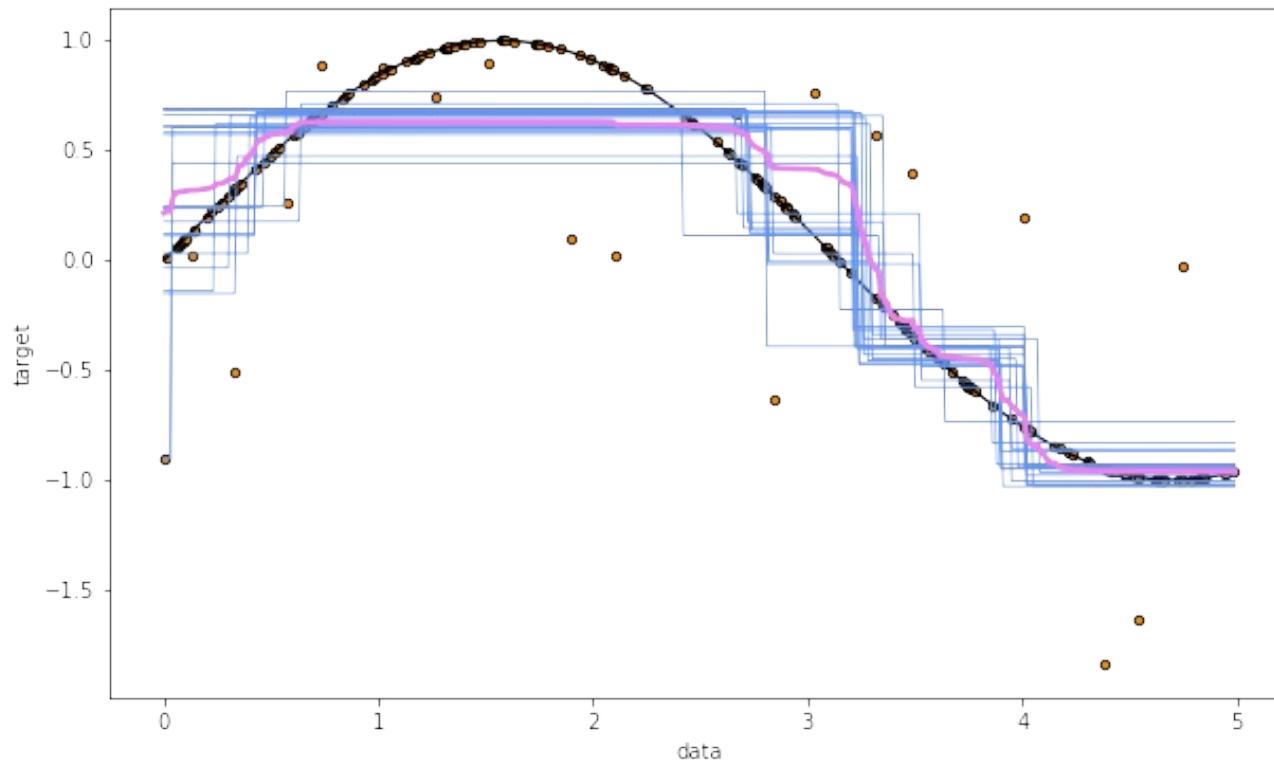
Разложение ошибки на смещение и разброс

- Ошибка модели складывается из трёх компонент
- Шум (noise) — характеристика сложности и противоречивости данных
- Смещение (bias) — способность модели приблизить лучшую среди всех возможных моделей
- Разброс (variance) — устойчивость модели к изменениям в обучающей выборке

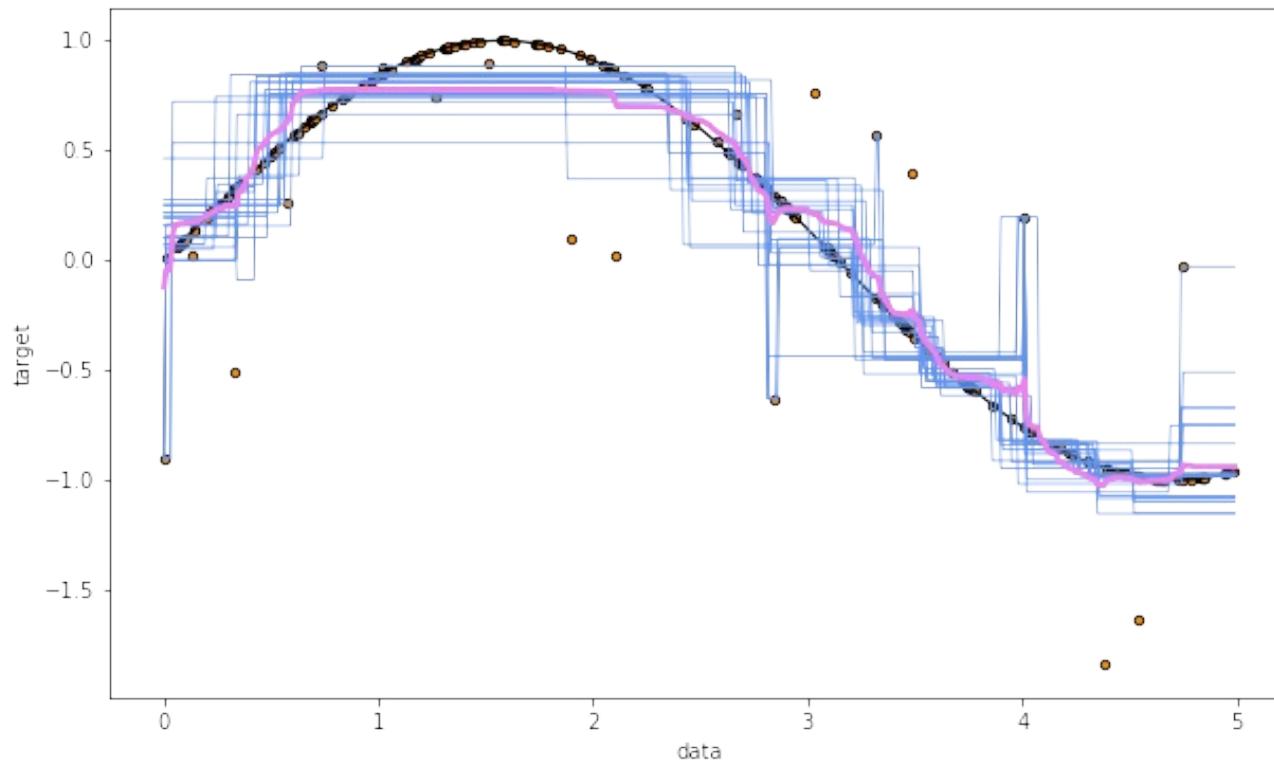
Смещение и разброс: линейная модель



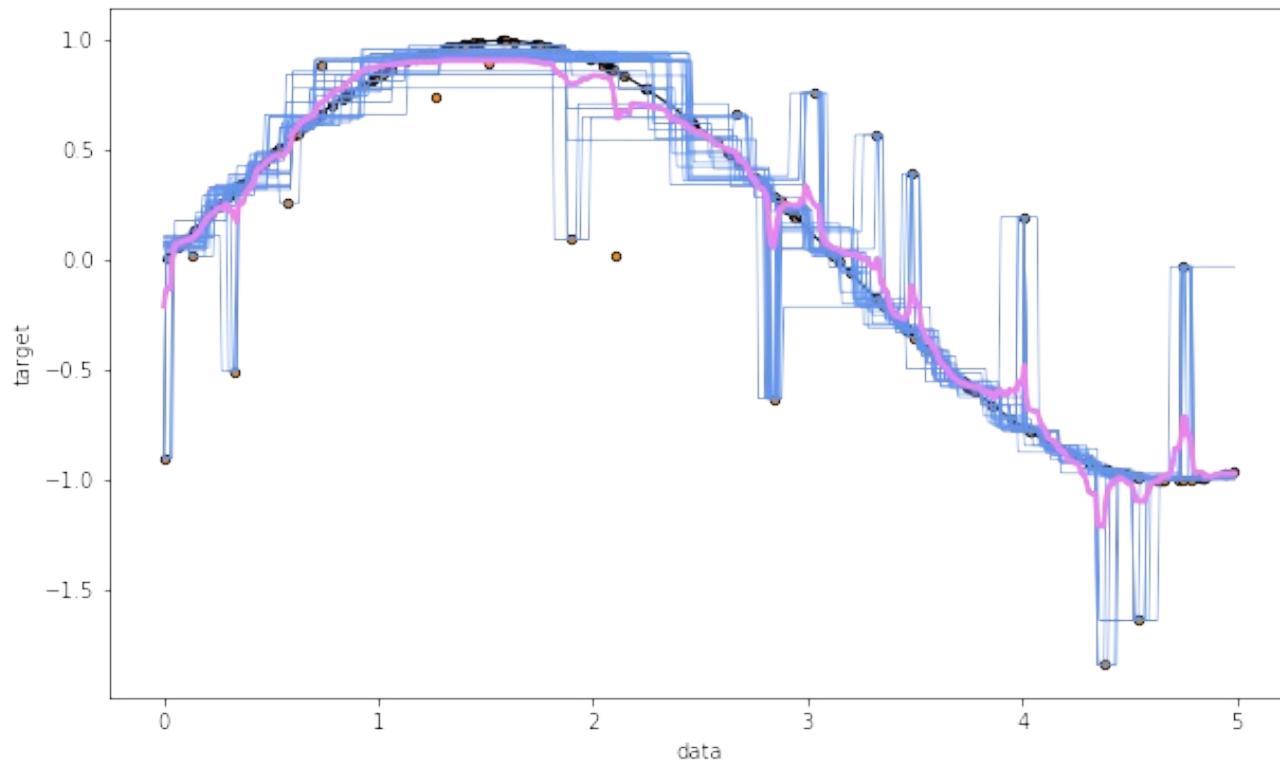
Смещение и разброс: деревья



Смещение и разброс: деревья



Смещение и разброс: деревья



БЭГИНГ

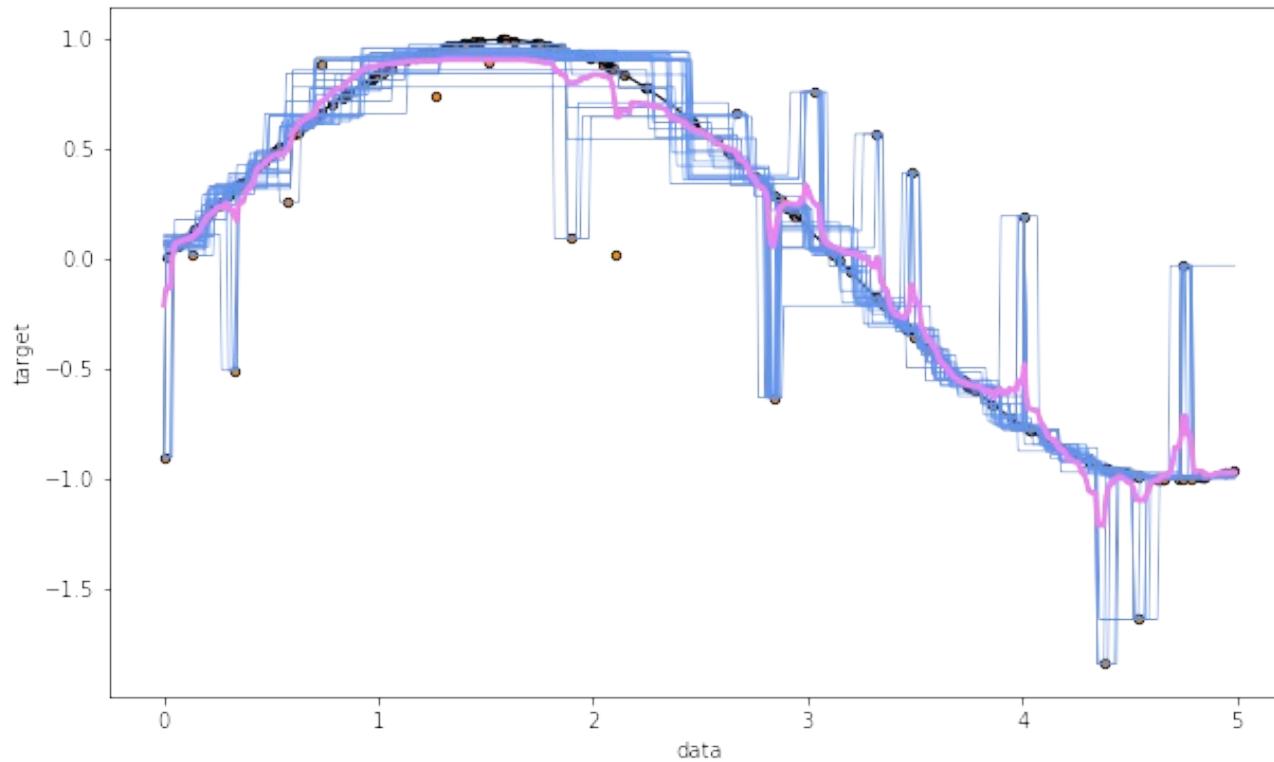
- Смещение $a_N(x)$ такое же, как у $b_n(x)$

- Разброс $a_N(x)$:

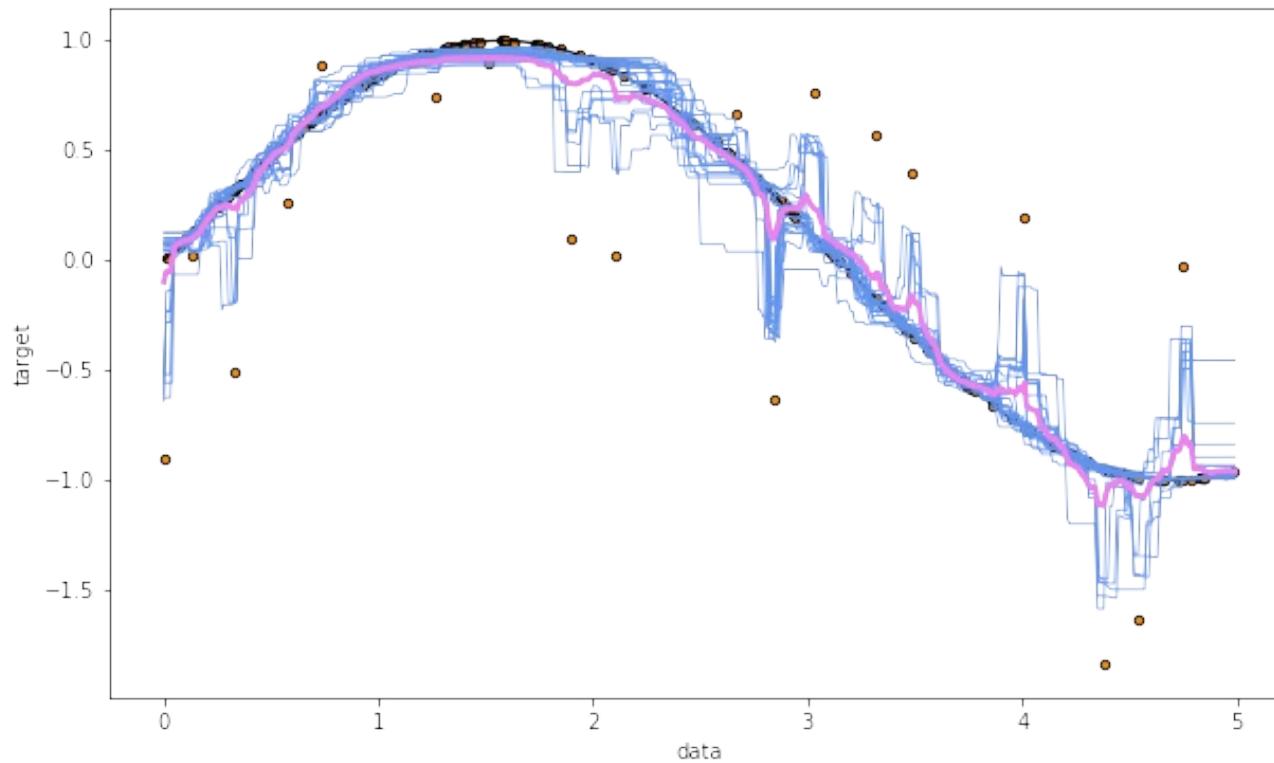
$$\frac{1}{N}(\text{разброс } b_n(x)) + \text{ковариация}(b_n(x), b_m(x))$$

- Если базовые модели независимы, то разброс уменьшается в N раз!
- Чем более похожи выходы базовых моделей, тем меньше эффект от построения композиции

Смещение и разброс: деревья



Смещение и разброс: бэггинг



Случайный лес

Жадный алгоритм

$\text{SplitNode}(m, R_m)$

1. Если выполнен критерий останова, то выход
2. Ищем лучший предикат: $j, t = \arg \min_{j,t} Q(R_m, j, t)$
3. Разбиваем с его помощью объекты: $R_\ell = \left\{ \{(x, y) \in R_m | [x_j < t]\} \right\},$
 $R_r = \left\{ \{(x, y) \in R_m | [x_j \geq t]\} \right\}$
4. Повторяем для дочерних вершин: $\text{SplitNode}(\ell, R_\ell)$ и $\text{SplitNode}(r, R_r)$

Жадный алгоритм

$\text{SplitNode}(m, R_m)$

1. Если выполнен критерий останова, то выход
2. Ищем лучший предикат: $j, t = \arg \min_{j,t} Q(R_m, j, t)$
3. Разбиваем с его помощью объекты: $R_\ell = \left\{ \{(x, y) \in R_m | [x_j < t]\} \right\},$
 $R_r = \left\{ \{(x, y) \in R_m | [x_j \geq t]\} \right\}$
4. Повторяем для дочерних вершин: $\text{SplitNode}(\ell, R_\ell)$ и $\text{SplitNode}(r, R_r)$

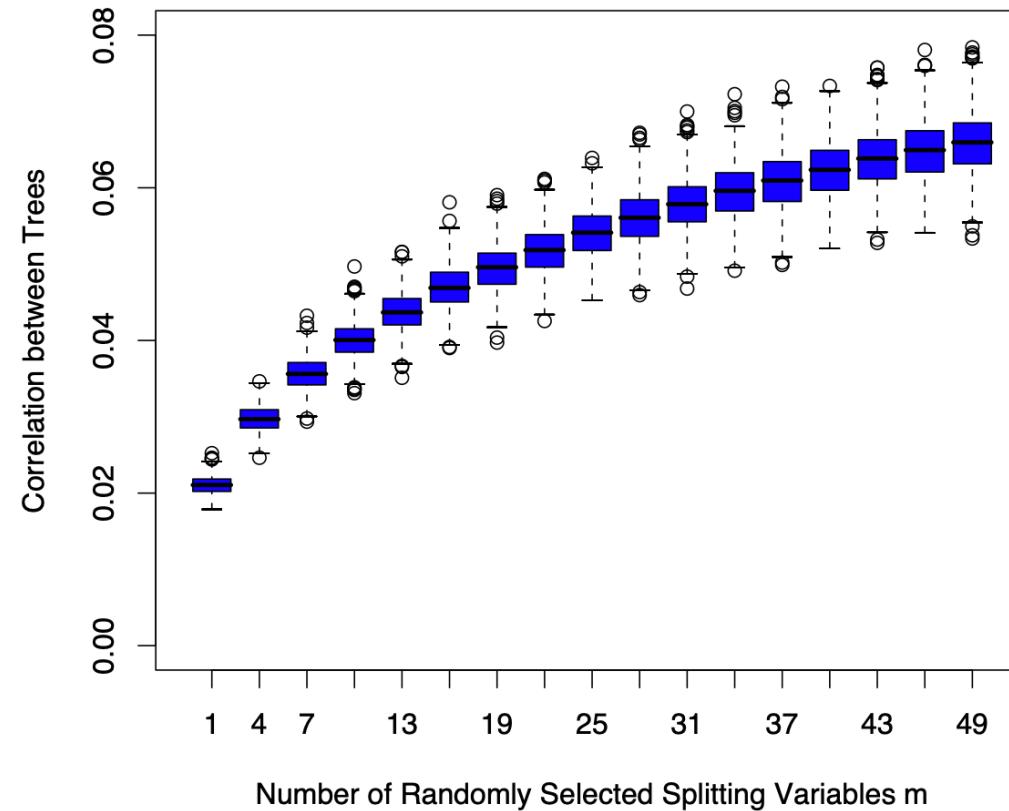
Выбор предиката

$$j, t = \arg \min_{j,t} Q(R_m, j, t)$$

- Будем искать лучший предикат среди случайного подмножества признаков размера q



Корреляция между деревьями



Hastie, Tibshirani, Friedman. The Elements of Statistical Learning.

Корреляция между деревьями

Рекомендации для q :

- Регрессия: $q = \frac{d}{3}$
- Классификация: $q = \sqrt{d}$

Случайный лес (Random Forest)

Для $n = 1, \dots, N$:

1. Сгенерировать выборку \tilde{X} с помощью бутстрата
2. Построить решающее дерево $b_n(x)$ по выборке \tilde{X}
3. Дерево строится, пока в каждом листе не окажется не более n_{min} объектов
4. Оптимальное разбиение ищется среди q случайных признаков

Случайный лес (Random Forest)

Для $n = 1, \dots, N$:

1. Сгенерировать выборку \tilde{X} с помощью бутстрата
2. Построить решающее дерево $b_n(x)$ по выборке \tilde{X}
3. Дерево строится, пока в каждом листе не окажется не более n_{min} объектов
4. Оптимальное разбиение ищется среди q случайных признаков

Выбираются заново при каждом разбиении!

Случайный лес (Random Forest)

- Регрессия:

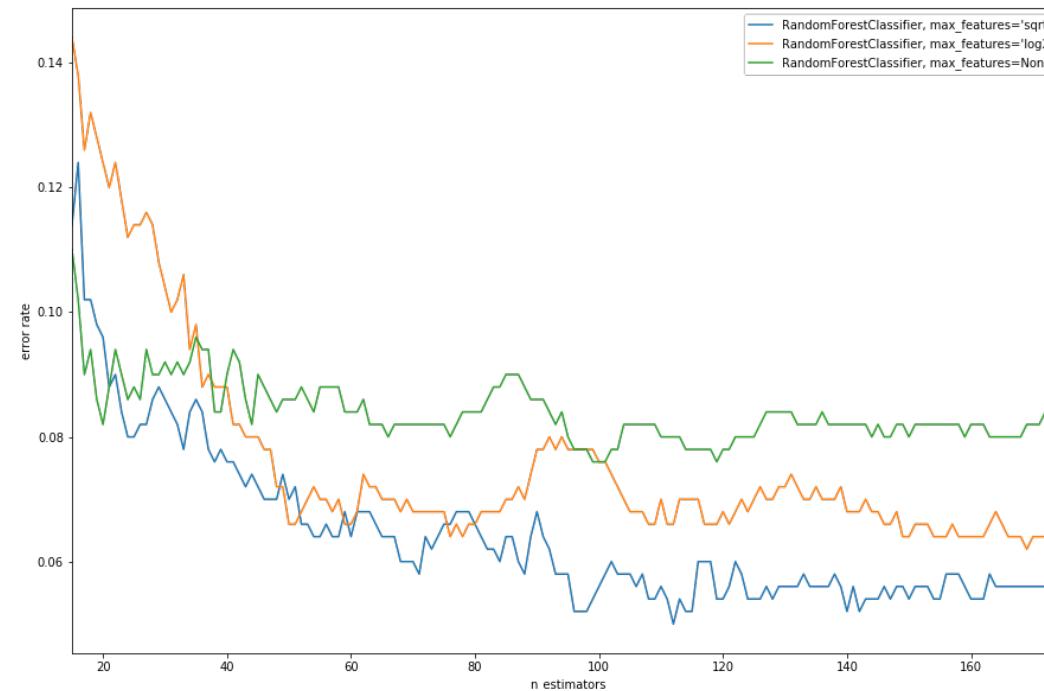
$$a(x) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N b_n(x)$$

- Классификация:

$$a(x) = \arg \max_{y \in \mathbb{Y}} \sum_{n=1}^N [b_n(x) = y]$$

Универсальный метод

- Ошибка сначала убывает, а затем выходит на один уровень
- Случайный лес не переобучается при росте N



Out-of-bag

- Каждое дерево обучается примерно на 63% данных
- Остальные объекты — как бы тестовая выборка для дерева
- X_n — обучающая выборка для $b_n(x)$
- Можно оценить ошибку на новых данных:

$$Q_{test} = \frac{1}{\ell} \sum_{i=1}^{\ell} L \left(y_i, \frac{1}{\sum_{n=1}^N [x_i \notin X_n]} \sum_{n=1}^N [x_i \notin X_n] b_n(x_i) \right)$$

Важность признаков

- Перестановочный метод для проверки важности j -го признака
- Перемешиваем соответствующий столбец в матрице «объекты-признаки» для тестовой выборки
- Измеряем качество модели
- Чем сильнее оно упало, тем важнее признак

Резюме

- Случайный лес — метод на основе бэггинга, в котором делается попытка повысить разнообразие деревьев
- Метод практически без гиперпараметров
- Можно оценить обобщающую способность без тестовой выборки

РАЗЛОЖЕНИЕ ОШИБКИ (BIAS-VARIANCE DECOMPOSITION)

Зачастую для улучшения качества модели необходимо понять, из-за чего возникает ошибка в предсказаниях.

Утверждение: ошибку модели $a(x)$ можно представить в виде

$$\text{Err}(x) = \text{Bias}^2(a(x)) + \text{Var}(a(x)) + \sigma^2.$$

РАЗЛОЖЕНИЕ ОШИБКИ (BIAS-VARIANCE DECOMPOSITION)

Зачастую для улучшения качества модели необходимо понять, из-за чего возникает ошибка в предсказаниях.

Утверждение: ошибку модели $a(x)$ можно представить в виде

$$\text{Err}(x) = \text{Bias}^2(a(x)) + \text{Var}(a(x)) + \sigma^2.$$

- $\text{Bias}(a(x))$ - средняя ошибка по всем возможным наборам данных – **смещение**.

РАЗЛОЖЕНИЕ ОШИБКИ (BIAS-VARIANCE DECOMPOSITION)

Зачастую для улучшения качества модели необходимо понять, из-за чего возникает ошибка в предсказаниях.

Утверждение: ошибку модели $a(x)$ можно представить в виде

$$\text{Err}(x) = \text{Bias}^2(a(x)) + \text{Var}(a(x)) + \sigma^2.$$

- $\text{Bias}(a(x))$ - средняя ошибка по всем возможным наборам данных – **смещение**.

Смещение показывает, насколько в среднем модель хорошо предсказывает целевую переменную:

- ✓ *маленькое смещение - хорошее предсказание*
- ✓ *большое смещение – плохое предсказание*

РАЗЛОЖЕНИЕ ОШИБКИ (BIAS-VARIANCE DECOMPOSITION)

Зачастую для улучшения качества модели необходимо понять, из-за чего возникает ошибка в предсказаниях.

Утверждение: ошибку модели $a(x)$ можно представить в виде

$$\text{Err}(x) = \text{Bias}^2(a(x)) + \text{Var}(a(x)) + \sigma^2.$$

- $\text{Var}(a(x))$ - дисперсия ошибки, т.е. как сильно различается ошибка при обучении на различных наборах данных – **разброс**.

РАЗЛОЖЕНИЕ ОШИБКИ (BIAS-VARIANCE DECOMPOSITION)

Зачастую для улучшения качества модели необходимо понять, из-за чего возникает ошибка в предсказаниях.

Утверждение: ошибку модели $a(x)$ можно представить в виде

$$\text{Err}(x) = \text{Bias}^2(a(x)) + \text{Var}(a(x)) + \sigma^2.$$

- $\text{Var}(a(x))$ - дисперсия ошибки, т.е. как сильно различается ошибка при обучении на различных наборах данных – **разброс**.

Большой разброс означает, что ошибка очень чувствительна к изменению обучающей выборки, т.е.:

✓ *большой разброс – сильно переобученная модель*

РАЗЛОЖЕНИЕ ОШИБКИ (BIAS-VARIANCE DECOMPOSITION)

Зачастую для улучшения качества модели необходимо понять, из-за чего возникает ошибка в предсказаниях.

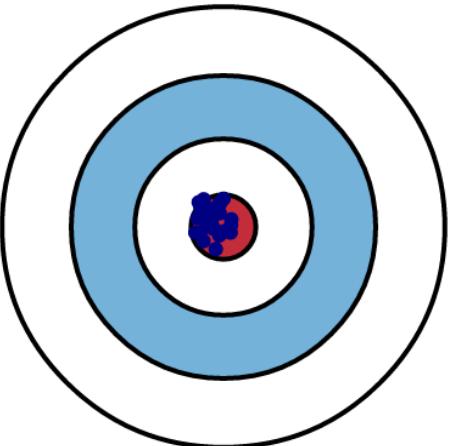
Утверждение: ошибку модели $a(x)$ можно представить в виде

$$\text{Err}(x) = \text{Bias}^2(a(x)) + \text{Var}(a(x)) + \sigma^2.$$

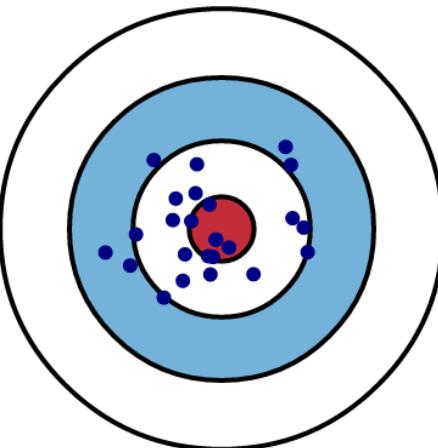
- $\text{Bias}(a(x))$ - средняя ошибка по всем возможным наборам данных – **смещение**.
- $\text{Var}(a(x))$ - дисперсия ошибки, т.е. как сильно различается ошибка при обучении на различных наборах данных – **разброс**.
- σ^2 - неустранимая ошибка – **шум**.

СМЕЩЕНИЕ И РАЗБРОС

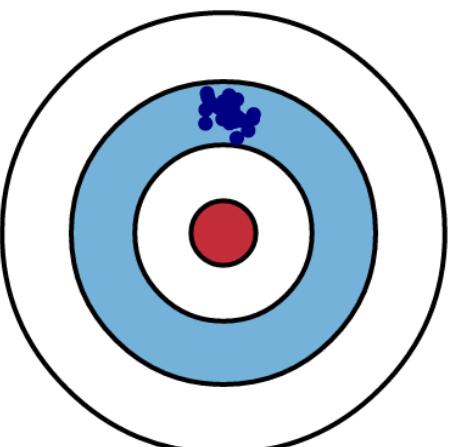
Low Variance



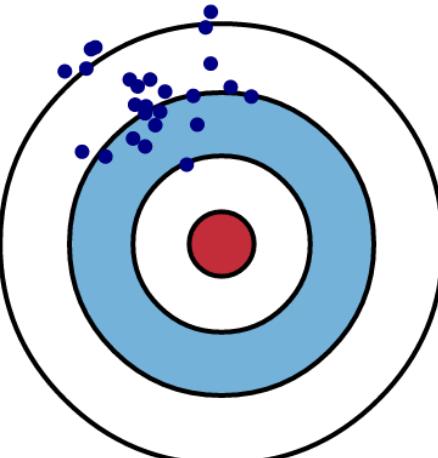
High Variance



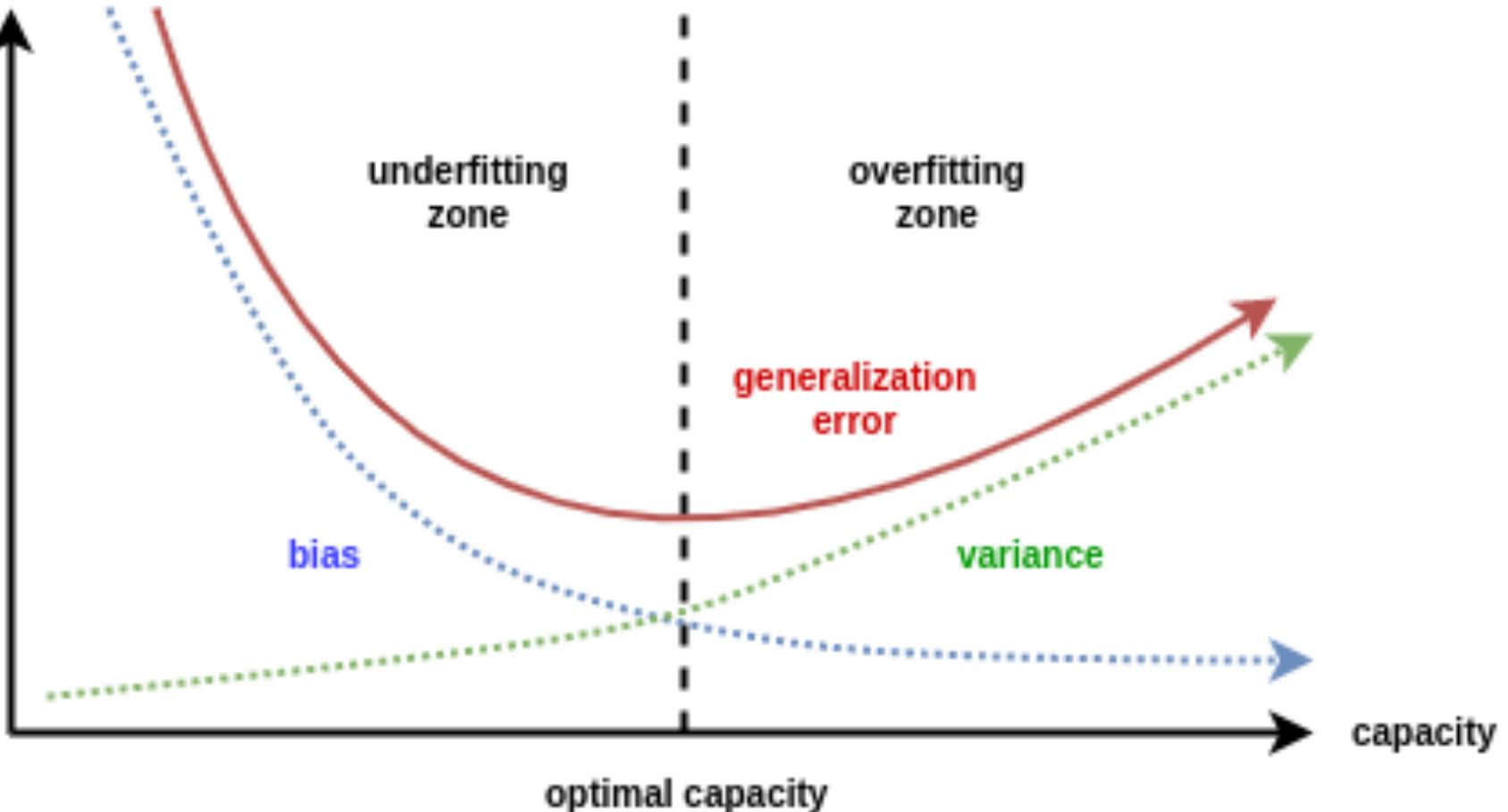
Low Bias



High Bias



BIAS-VARIANCE TRADEOFF

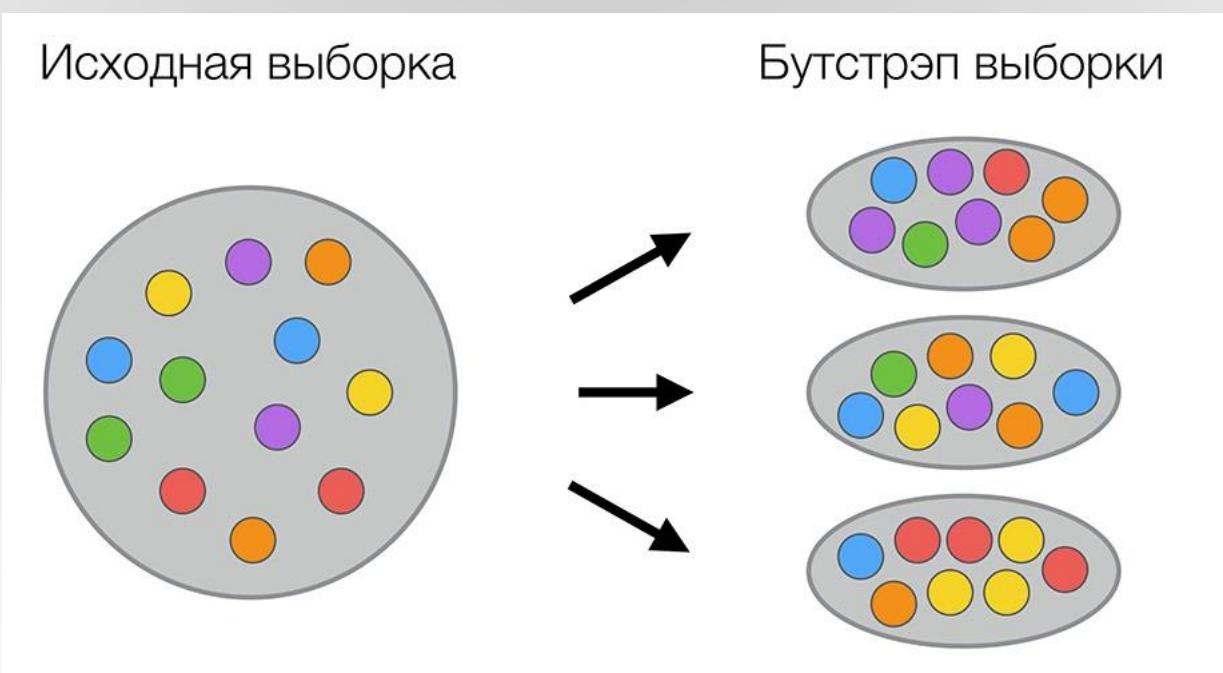


БУТСТРЭП

Дана выборка X .

Бутстрэп: равномерно возьмем из выборки X l объектов с возвращением (т.е. в новой выборке будут повторяющиеся объекты). Получим выборку X_1 .

- Повторяем процедуру N раз, получаем выборки X_1, \dots, X_N .



БЭГИНГ (BOOTSTRAP AGGREGATION)

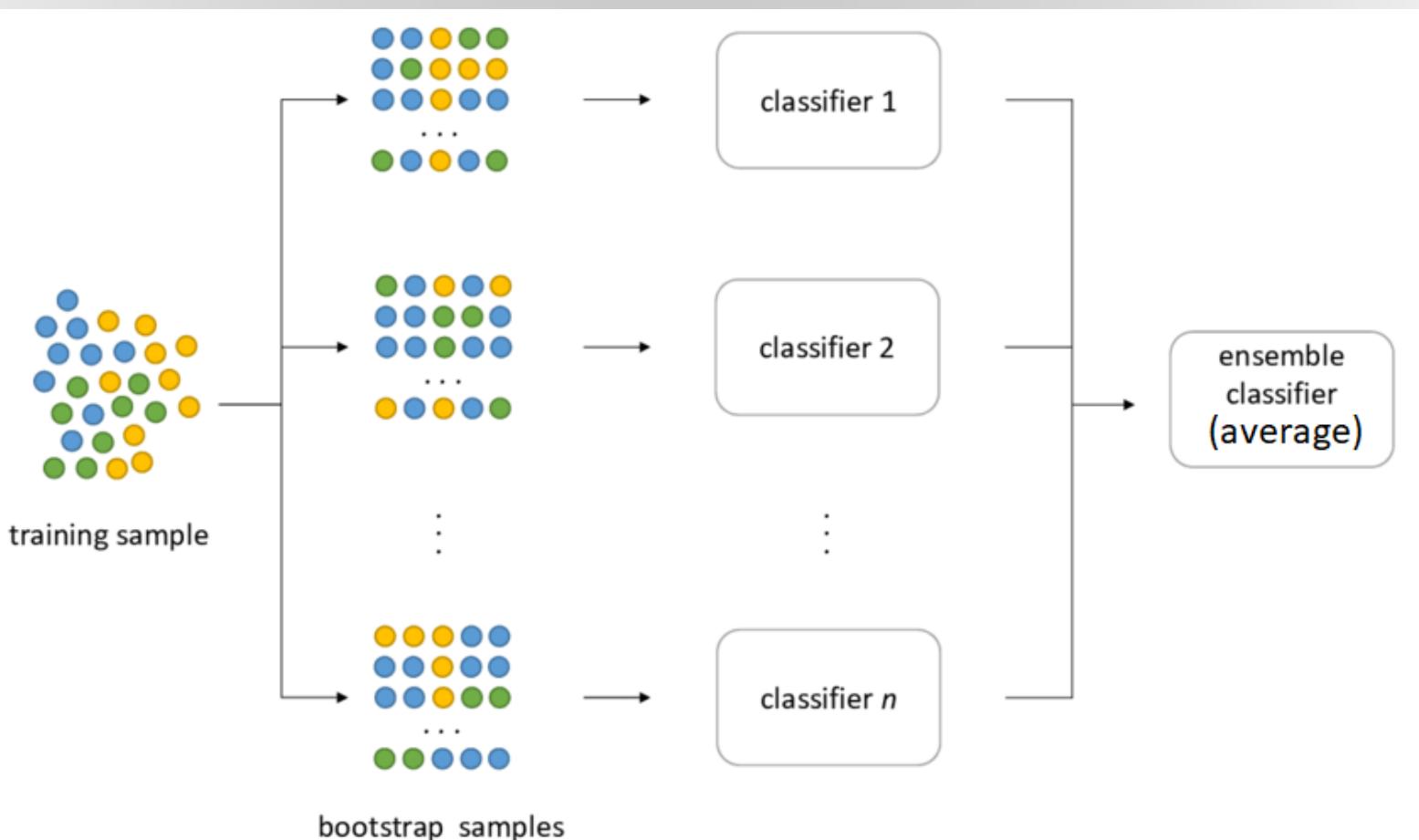
С помощью бутстрэпа мы получили выборки X_1, \dots, X_N .

- Обучим по каждой из них модель – получим базовые алгоритмы $b_1(x), \dots, b_N(x)$.
- Построим новую функцию регрессии:

$$a(x) = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N b_j(x)$$

БЭГГИНГ (BOOTSTRAP AGGREGATION)

$$a(x) = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N b_j(x)$$



РАЗЛОЖЕНИЕ ОШИБКИ (BIAS-VARIANCE DECOMPOSITION)

Зачастую для улучшения качества модели необходимо понять, из-за чего возникает ошибка в предсказаниях.

- *Модель переобучена?*
- *Модель плохо предсказывает целевую переменную?*
- *В самих данных много неточностей (шумов)*

СМЕЩЕНИЕ И РАЗБРОС У БЭГГИНГА

Бэггинг: $a_N(x) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N b_n(x) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \tilde{\mu}(X)(x)$

(здесь $\tilde{\mu}(X) = \mu(\tilde{X})$ – алгоритм, обученный на подвыборке \tilde{X})

Утверждение (с док-вом):

- 1) *Бэггинг не ухудшает смещенность модели, т.е. смещение $a_N(x)$ равно смещению одного базового алгоритма.*
- 2) *Если базовые алгоритмы некоррелированы, то дисперсия бэггинга $a_N(x)$ в N раз меньше дисперсии отдельных базовых алгоритмов.*

СЛУЧАЙНЫЙ ЛЕС (RANDOM FOREST)

- Возьмем в качестве базовых алгоритмов для бэггинга **решающие деревья**, т.е. каждое случайное дерево $b_i(x)$ построено по своей подвыборке X_i .
- В каждой вершине дерева будем искать **разбиение не по всем признакам, а по подмножеству признаков**.
- Дерево строится до тех пор, пока в листе не окажется n_{min} объектов.



RANDOM FOREST

Алгоритм 3.1. Random Forest

1: для $n = 1, \dots, N$

2: Сгенерировать выборку \tilde{X}_n с помощью бутстрэпа

3: Построить решающее дерево $b_n(x)$ по выборке \tilde{X}_n :

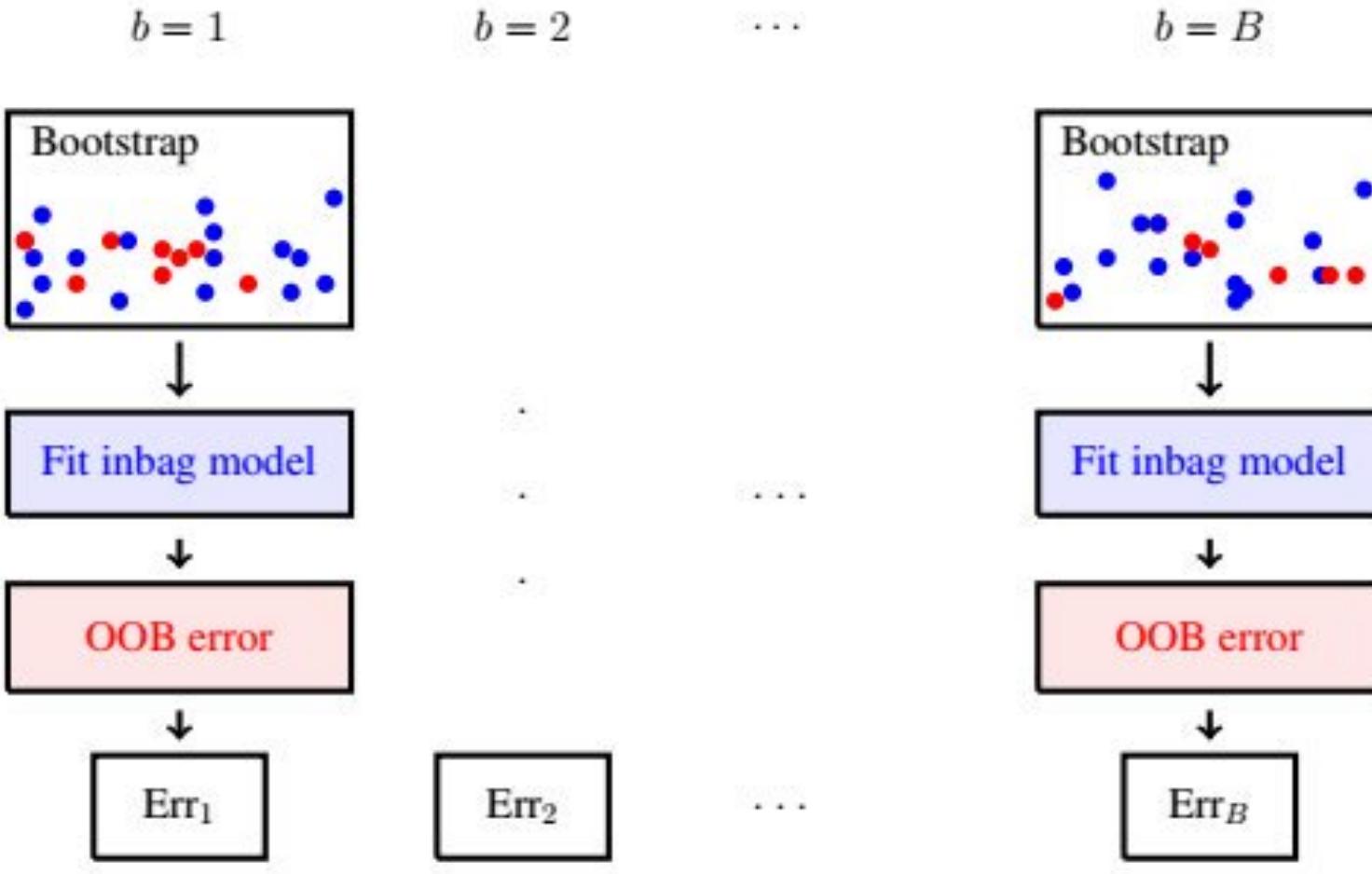
- дерево строится, пока в каждом листе не окажется не более n_{\min} объектов
- при каждом разбиении сначала выбирается t случайных признаков из p , и оптимальное разделение ищется только среди них

4: Вернуть композицию $a_N(x) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N b_n(x)$

RANDOM FOREST – ПРАКТИЧЕСКИЕ РЕКОМЕНДАЦИИ

- Если p – количество признаков, то при классификации обычно берут $m = \lceil \sqrt{p} \rceil$, а при регрессии - $m = \lceil \frac{p}{3} \rceil$ признаков
- При классификации обычно дерево строится, пока в листе не окажется $n_{min} = 1$ объект, а при регрессии $n_{min} = 5$

OUT-OF-BAG ОШИБКА



$$\text{Err}_{\text{oob}} = \frac{\text{Err}_1 + \dots + \text{Err}_B}{B} = \frac{1}{B} \sum_{b=1}^B \text{Err}_b$$

OUT-OF-BAG ОШИБКА

- Каждое дерево в случайном лесе обучается по некоторому подмножеству объектов
- Значит, для каждого объекта есть деревья, которые на этом объекте не обучались.

Out-of-bag ошибка:

$$OOB = \sum_{i=1}^l L(y_i, \frac{\sum_{n=1}^N [x_i \notin X_n] b_n(x_i)}{\sum_{n=1}^N [x_i \notin X_n]})$$

Утверждение. При $N \rightarrow \infty$ OOB оценка стремится к leave-one-out оценке.

OOB-SCORE

По графику out-of-bag ошибки можно, например, подбирать количество деревьев в случайном лесе

