

Ансамбли моделей.
Бустинг

СЛУЧАЙНЫЙ ЛЕС (RANDOM FOREST)

- Возьмем в качестве базовых алгоритмов для бэггинга **решающие деревья**, т.е. каждое случайное дерево $b_i(x)$ построено по своей бутстрепной подвыборке X_i .
- В каждой вершине дерева будем искать **разбиение не по всем признакам, а по подмножеству признаков.**
- Итоговая композиция имеет вид $a(x) = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N b_j(x)$.



СМЕЩЕНИЕ И РАЗБРОС У БЭГГИНГА

Утверждение.

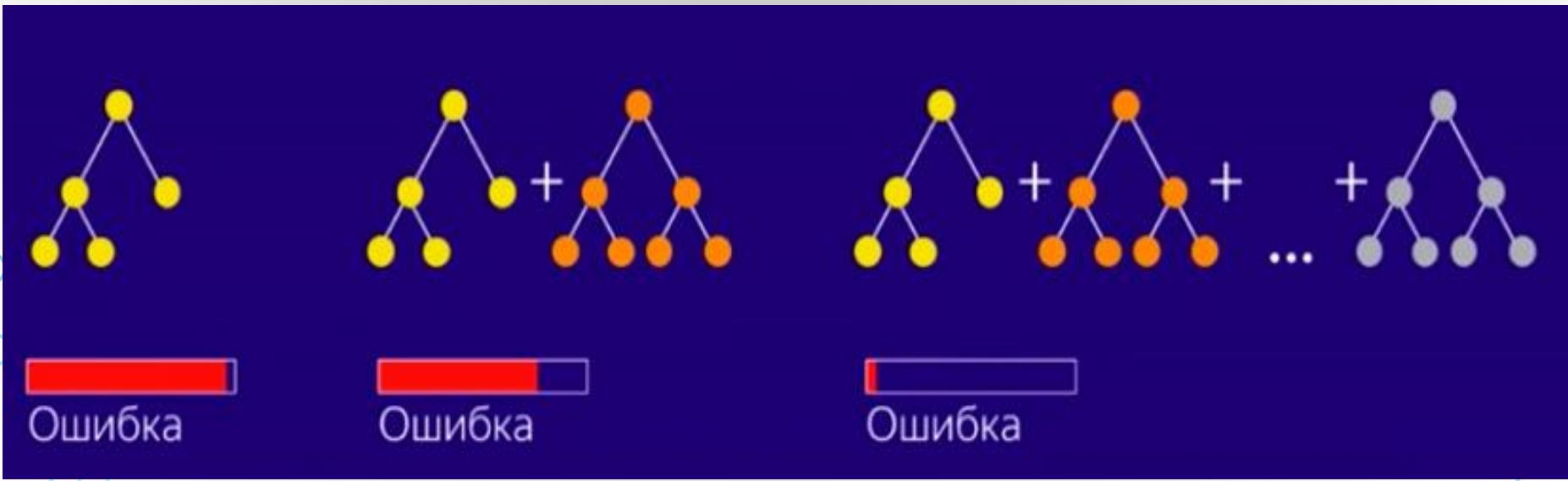
- 1) *Бэггинг не ухудшает смещенность модели, т.е. смещение $a_N(x)$ равно смещению одного базового алгоритма.*
- 2) *Если базовые алгоритмы некоррелированы, то дисперсия бэггинга $a_N(x)$ в N раз меньше дисперсии отдельных базовых алгоритмов.*

БУСТИНГ

Идея: строим набор алгоритмов, каждый из которых исправляет ошибку предыдущих.

БУСТИНГ

Идея: строим набор алгоритмов, каждый из которых исправляет ошибку предыдущих.



БУСТИНГ В ЗАДАЧЕ РЕГРЕССИИ

Решаем задачу регрессии с минимизацией квадратичной ошибки:

$$\frac{1}{2} \sum_{i=1}^l (a(x_i) - y_i)^2 \rightarrow \min_a$$

Ищем алгоритм $a(x)$ в виде суммы N базовых алгоритмов:

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

где базовые алгоритмы $b_n(x)$ принадлежат некоторому семейству A .

БУСТИНГ В ЗАДАЧЕ РЕГРЕССИИ

Шаг 1: Ищем алгоритм $b_1(x)$, минимизирующий ошибку:

$$b_1(x) = \operatorname{argmin}_{b \in A} \frac{1}{2} \sum_{i=1}^l (b(x_i) - \mathbf{y}_i)^2$$

- Ошибка на объекте x :

$$s = y - b_1(x)$$

БУСТИНГ В ЗАДАЧЕ РЕГРЕССИИ

Шаг 1: Ищем алгоритм $b_1(x)$, минимизирующий ошибку:

$$b_1(x) = \operatorname{argmin}_{b \in A} \frac{1}{2} \sum_{i=1}^l (b(x_i) - y_i)^2$$

- Ошибка на объекте x :

$$\mathbf{s} = y - b_1(x)$$

Следующий алгоритм должен настраиваться на эту ошибку,
т.е. **целевая переменная для следующего алгоритма –
это вектор ошибок \mathbf{s}** (а не исходный вектор y)

БУСТИНГ В ЗАДАЧЕ РЕГРЕССИИ

Шаг 1: Ищем алгоритм $b_1(x)$, минимизирующий ошибку:

$$b_1(x) = \operatorname{argmin}_{b \in A} \frac{1}{2} \sum_{i=1}^l (b(x_i) - y_i)^2$$

Шаг 2: Ищем алгоритм $b_2(x)$, настраивающийся на ошибки s первого алгоритма:

$$b_2(x) = \operatorname{argmin}_{b \in A} \frac{1}{2} \sum_{i=1}^l (b(x_i) - s_i)^2$$

БУСТИНГ В ЗАДАЧЕ РЕГРЕССИИ

Шаг 1: Ищем алгоритм $b_1(x)$, минимизирующий ошибку:

$$b_1(x) = \operatorname{argmin}_{b \in A} \frac{1}{2} \sum_{i=1}^l (b(x_i) - y_i)^2$$

Шаг 2: Ищем алгоритм $b_2(x)$, настраивающийся на ошибки s первого алгоритма:

$$b_2(x) = \operatorname{argmin}_{b \in A} \frac{1}{2} \sum_{i=1}^l (b(x_i) - s_i)^2$$

Следующий алгоритм $b_3(x)$ будем выбирать так, чтобы он минимизировал ошибку предыдущей композиции (т.е. $b_1(x) + b_2(x)$) и т.д.

БУСТИНГ В ЗАДАЧЕ РЕГРЕССИИ

Каждый следующий алгоритм настраиваем на ошибку предыдущих.

Шаг N: Ошибка: $s_i^{(N)} = y_i - \sum_{n=1}^{N-1} b_n(x_i) = y_i - a_{N-1}(x_i)$

Ищем алгоритм $b_N(x)$:

$$b_N(x) = \operatorname{argmin}_{b \in A} \frac{1}{2} \sum_{i=1}^l \left(b(x_i) - s_i^{(N)} \right)^2$$

БУСТИНГ В ЗАДАЧЕ РЕГРЕССИИ

Каждый следующий алгоритм настраиваем на ошибку предыдущих.

Шаг N: Ошибка: $s_i^{(N)} = y_i - \sum_{n=1}^{N-1} b_n(x_i) = y_i - a_{N-1}(x_i)$

Ищем алгоритм $b_N(x)$:

$$b_N(x) = \operatorname{argmin}_{b \in A} \frac{1}{2} \sum_{i=1}^l \left(b(x_i) - s_i^{(N)} \right)^2$$

Утверждение. Ошибка на N -м шаге – это антиградиент функции потерь по ответу модели, вычисленный в точке ответа уже построенной композиции:

$$s_i^{(N)} = y_i - a_{N-1}(x_i) = -\frac{\partial}{\partial z} \frac{1}{2} (z - y_i)^2 \Big|_{z=a_{N-1}(x_i)}$$

ГРАДИЕНТНЫЙ БУСТИНГ

Пусть $L(y, z)$ – произвольная дифференцируемая функция потерь. Строим алгоритм $a_N(x)$ вида

$$a_L(x) = \sum_{n=1}^L \gamma_n b_n(x)$$

ГРАДИЕНТНЫЙ БУСТИНГ

Пусть $L(y, z)$ – произвольная дифференцируемая функция потерь. Строим алгоритм $a_N(x)$ вида

$$a_L(x) = \sum_{n=1}^L \gamma_n b_n(x),$$

где на N -м шаге

$$b_N(x) = \underset{b \in A}{\operatorname{argmin}} \sum_{i=1}^l \left(b(x_i) - s_i^{(N)} \right)^2,$$

$$s_i^{(N)} = y_i - a_{N-1}(x_i)?$$

ГРАДИЕНТНЫЙ БУСТИНГ

Пусть $L(y, z)$ – произвольная дифференцируемая функция потерь. Строим алгоритм $a_N(x)$ вида

$$a_L(x) = \sum_{n=1}^L \gamma_n b_n(x),$$

где на N -м шаге

$$b_N(x) = \underset{b \in A}{\operatorname{argmin}} \sum_{i=1}^l \left(b(x_i) - s_i^{(N)} \right)^2,$$

$$s_i^{(N)} = y_i - a_{N-1}(x_i) \quad s_i^{(N)} = -\frac{\partial L}{\partial z}$$

ГРАДИЕНТНЫЙ БУСТИНГ

Пусть $L(y, z)$ – произвольная дифференцируемая функция потерь.

Строим алгоритм $a_N(x)$ вида

$$a_L(x) = \sum_{n=1}^L \gamma_n b_n(x),$$

где на N -м шаге

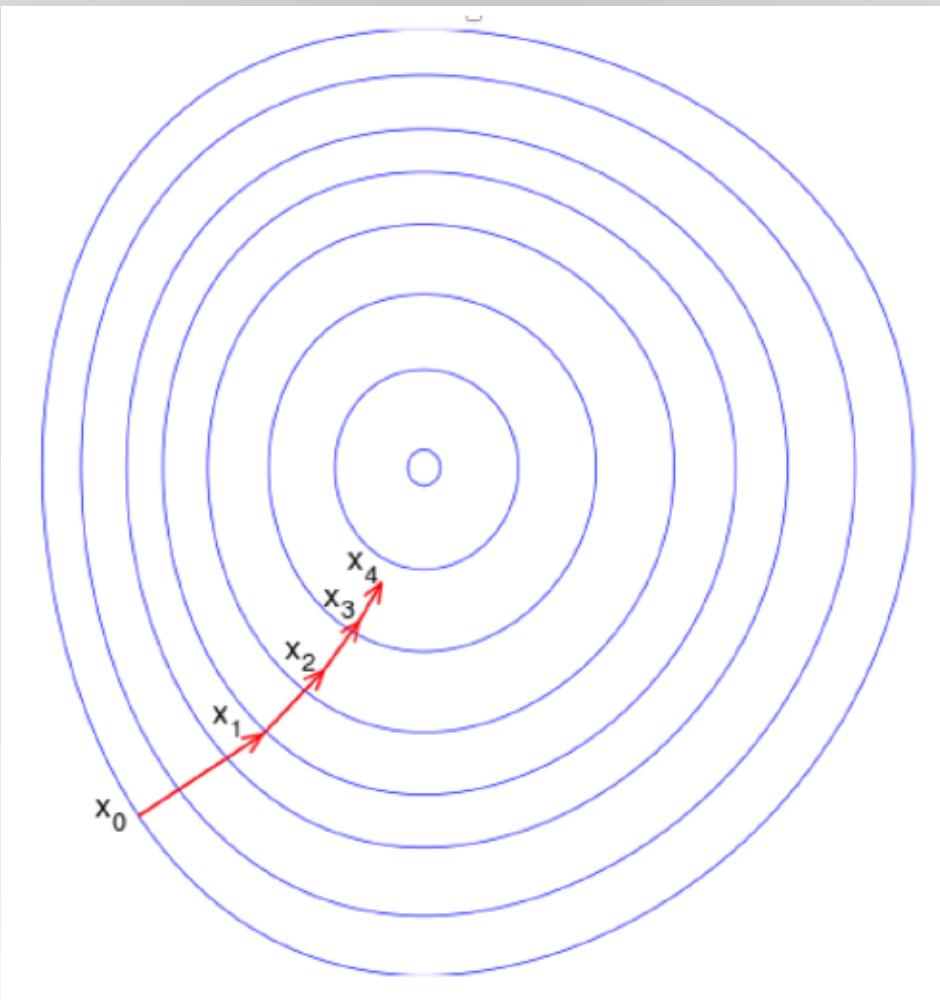
$$b_N(x) = \underset{b \in A}{\operatorname{argmin}} \sum_{i=1}^l \left(b(x_i) - s_i^{(N)} \right)^2,$$

$$s_i^{(N)} = -\frac{\partial L}{\partial z}$$

Коэффициент γ_N должен минимизировать ошибку:

$$\gamma_N = \min_{\gamma \in \mathbb{R}} \sum_{i=1}^l L(y_i, a_{N-1}(x_i) + \gamma_N b_N(x_i))$$

ГРАДИЕНТНЫЙ СПУСК В ПРОСТРАНСТВЕ ФУНКЦИЙ



ВЫБОР БАЗОВЫХ АЛГОРИТМОВ

- *Что произойдет с предсказанием бустинга, если базовые алгоритмы слишком простые?*
- *Что будет, если базовые алгоритмы слишком сложные?*

БУСТИНГ: ВЫБОР БАЗОВЫХ АЛГОРИТМОВ

- Если базовые алгоритмы очень простые, то они плохо приближают антиградиент функции потерь, т.е. градиентный бустинг может свестись к случайному блужданию.
- Если базовые алгоритмы сложные, то за несколько шагов бустинг подгонится под обучающую выборку, и получим переобученный алгоритм.

БУСТИНГ: ВЫБОР БАЗОВЫХ АЛГОРИТМОВ

- Если базовые алгоритмы очень простые, то они плохо приближают антиградиент функции потерь, т.е. градиентный бустинг может свестись к случайному блужданию.
- Если базовые алгоритмы сложные, то за несколько шагов бустинг подгонится под обучающую выборку, и получим переобученный алгоритм.

Чаще всего в качестве базовых алгоритмов используют *решающие деревья*.

БУСТИНГ: ВЫБОР БАЗОВЫХ АЛГОРИТМОВ

- Если базовые алгоритмы очень простые, то они плохо приближают антиградиент функции потерь, т.е. градиентный бустинг может свестись к случайному блужданию.
- Если базовые алгоритмы сложные, то за несколько шагов бустинг подгонится под обучающую выборку, и получим переобученный алгоритм.

Чаще всего в качестве базовых алгоритмов используют *решающие деревья*.

В таком случае *решающие деревья не должны быть очень маленькими, а также очень глубокими*.

Оптимальная глубина – от 3 до 6 (зависит от задачи).

СОКРАЩЕНИЕ ШАГА (РЕГУЛЯРИЗАЦИЯ)

- Если базовые алгоритмы очень простые, то они плохо приближают антиградиент функции потерь, т.е. градиентный бустинг может свестись к случайному блужданию.
- Если базовые алгоритмы сложные, то за несколько шагов бустинг подгонится под обучающую выборку, и получим переобученный алгоритм.

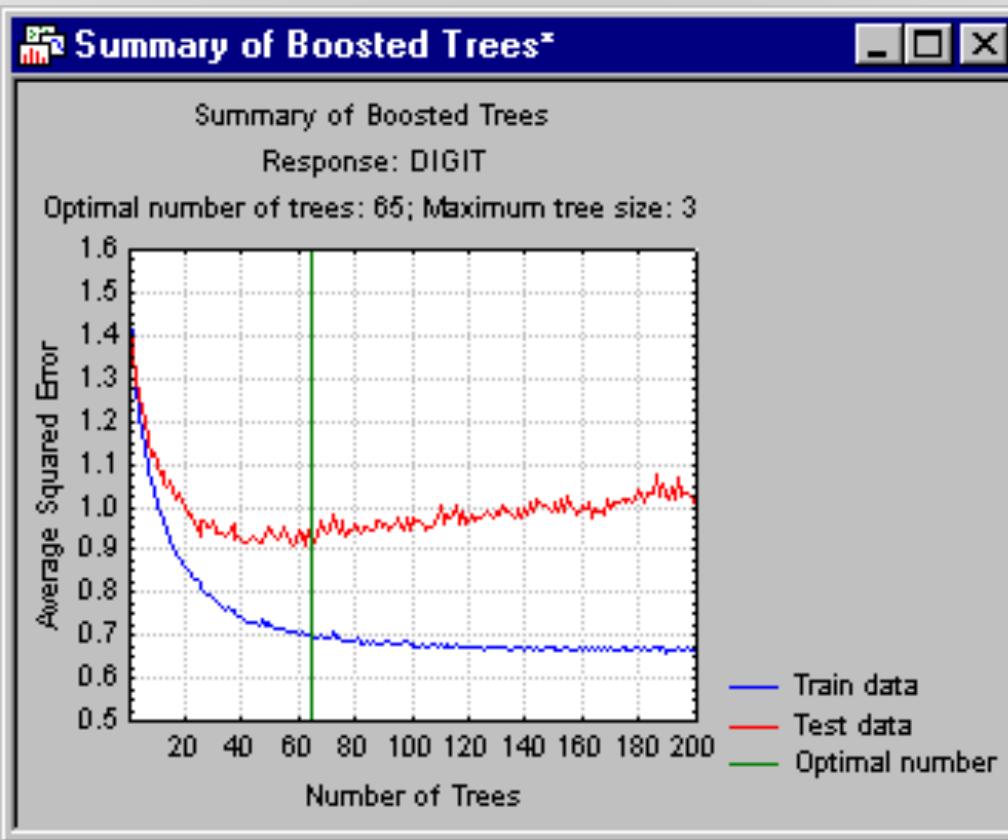
Возможное решение – сокращение шага:

$$a_N(x) = a_{N-1}(x) + \eta \gamma_N b_N(x), \eta \in (0; 1]$$

Чем меньше темп обучения η , тем меньше степень доверия к каждому базовому алгоритму, и тем лучше качество итоговой композиции.

КОЛИЧЕСТВО ИТЕРАЦИЙ БУСТИНГА

Так как на каждом шаге бустинга целенаправленно уменьшается ошибка на тренировочной выборке, то если процесс не остановить, то мы достигнем нулевой ошибки, а значит, переобучимся!



СТОХАСТИЧЕСКИЙ ГРАДИЕНТНЫЙ БУСТИНГ

- Будем обучать базовый алгоритм b_N не по всей выборке X , а по случайной подвыборке $X^k \subset X$.

+: снижается уровень шума в данных

+: вычисления становятся быстрее

Обычно берут $|X^k| = \frac{1}{2} |X|$.

СМЕЩЕНИЕ И РАЗБРОС БУСТИНГА

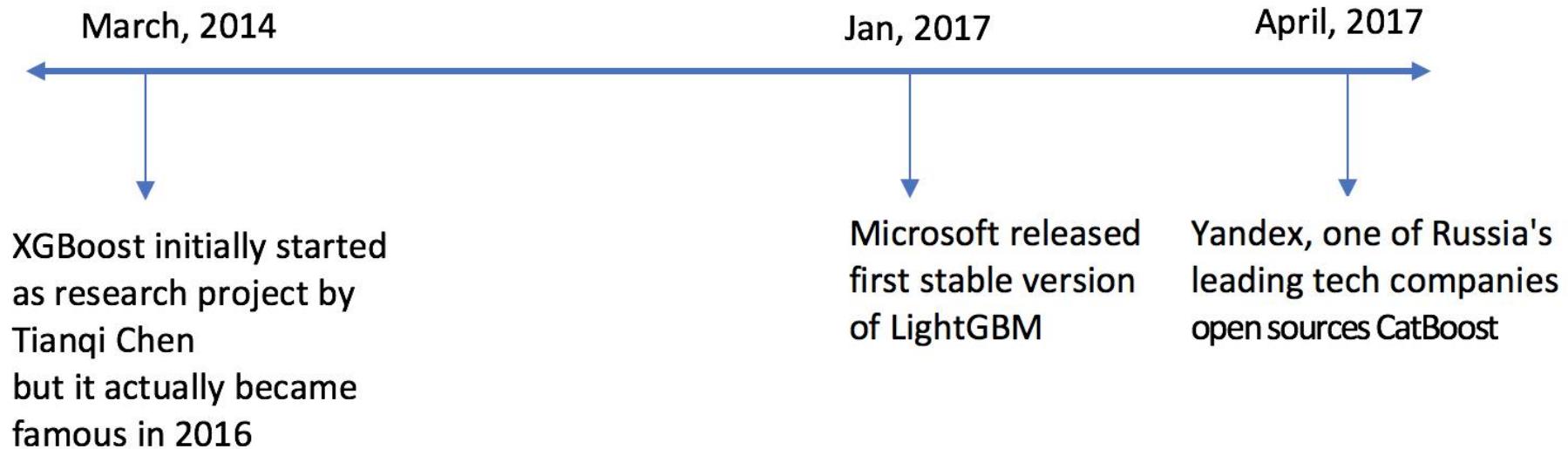
- Бустинг целенаправленно уменьшает ошибку, т.е. смещение у него маленькое.
- Алгоритм получается сложным, поэтому разброс может быть большим.

Значит, чтобы не переобучиться, в качестве базовых алгоритмов надо брать неглубокие деревья (глубины 3-6).

ИМПЛЕМЕНТАЦИИ ГРАДИЕНТНОГО БУСТИНГА

- Xgboost
- CatBoost
- LightGBM

XGBOOST, LIGHTGBM, CATBOOST



- <https://github.com/dmlc/xgboost>
- <https://github.com/Microsoft/LightGBM>
- <https://towardsdatascience.com/catboost-vs-light-gbm-vs-xgboost-5f93620723db>

XGBOOST (EXTREME GRADIENT BOOSTING)

- На каждом шаге градиентного бустинга решается задача

$$\sum_{i=1}^l (b(x_i) - s_i)^2 \rightarrow \min_b$$

$$\Leftrightarrow \sum_{i=1}^l \left(-s_i b(x_i) + \frac{1}{2} b^2(x_i) \right)^2 \rightarrow \min_b$$

- На каждом шаге xgboost решается задача

$$\sum_{i=1}^l \left(-s_i b(x_i) + \frac{1}{2} \textcolor{red}{h_i} b^2(x_i) \right) + \gamma J + \frac{\lambda}{2} \sum_{j=1}^J b_j^2 \rightarrow \min_b, \quad (*)$$

$$h_i = \frac{\partial^2 L}{\partial z^2} \Big|_{a_{N-1}(x_i)}$$

XGBOOST

$$\sum_{i=1}^l \left(-s_i b(x_i) + \frac{1}{2} \mathbf{h}_i b^2(x_i) \right) + \gamma J + \frac{\lambda}{2} \sum_{j=1}^J b_j^2 \rightarrow \min_b$$

Основные особенности xgboost:

- базовый алгоритм приближает направление, посчитанное с учетом *второй производной* функции потерь
- функционал *регуляризуется* – добавляются штрафы за количество листьев и за норму коэффициентов
- при построении дерева используется критерий информативности, зависящий от оптимального вектора сдвига
- критерий останова при обучении дерева также зависит от оптимального сдвига

CATBOOST

CatBoost – алгоритм, разработанный в Яндексе. Он является оптимизацией Xgboost и в отличие от Xgboost умеет обрабатывать категориальные признаки.

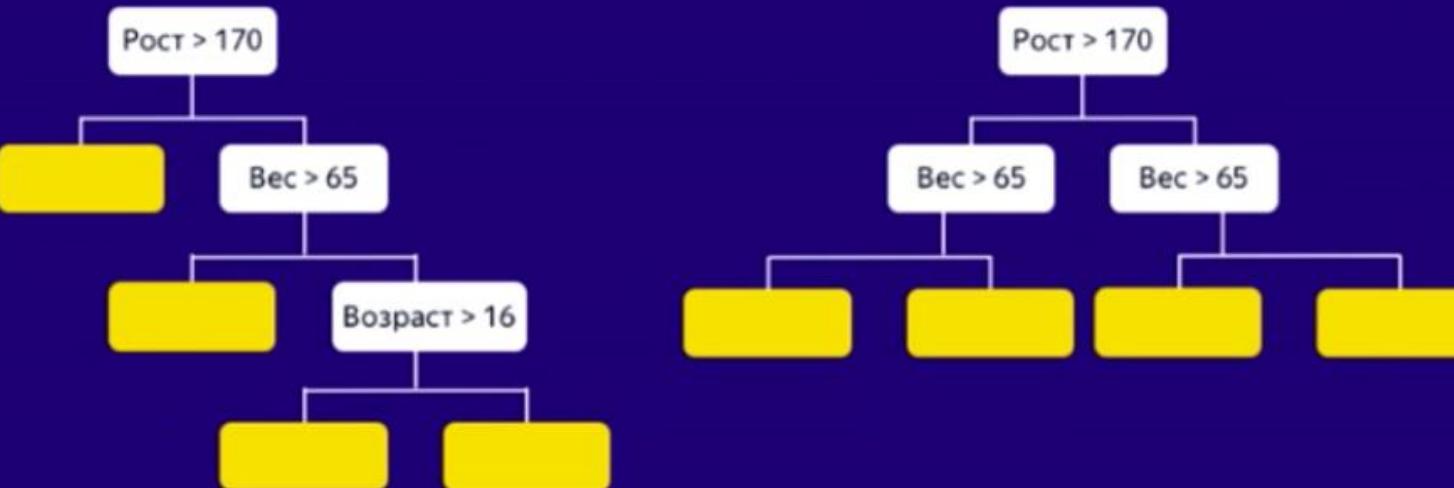
<https://github.com/catboost/catboost>

CATBOOST

Особенности catboost:

- используются симметричные деревья решений

Симметричные деревья



CATBOOST

Особенности catboost:

- Для кодирования категориальных признаков используется набор методов (one-hot encoding, счётчики, комбинации признаков и др.)

Статистики по категориальным факторам

- › One-hot кодирование
- › Статистики без использования таргета
- › Статистики по случайным перестановкам
- › Комбинации факторов

| | | | | |
|---|-----|-----|-----|---|
| i | СДЕ | СДЕ | СДЕ | 1 |
| | СДЕ | СДЕ | СДЕ | 1 |
| | СДЕ | СДЕ | СДЕ | 0 |
| | СДЕ | СДЕ | СДЕ | 0 |
| | СДЕ | СДЕ | СДЕ | 1 |
| | СДЕ | СДЕ | СДЕ | 1 |

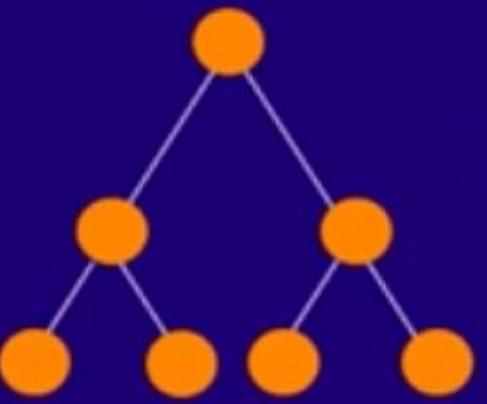
$$i \rightarrow \frac{1+1+0}{3}$$

CATBOOST

Особенности catboost:

- динамический бустинг

Динамический бустинг



$$\text{leafValue}(\text{doc}) = \sum_{i=1}^{\text{doc}} \frac{g(\text{approx}(i), \text{target}(i))}{\text{docs in the past}}$$

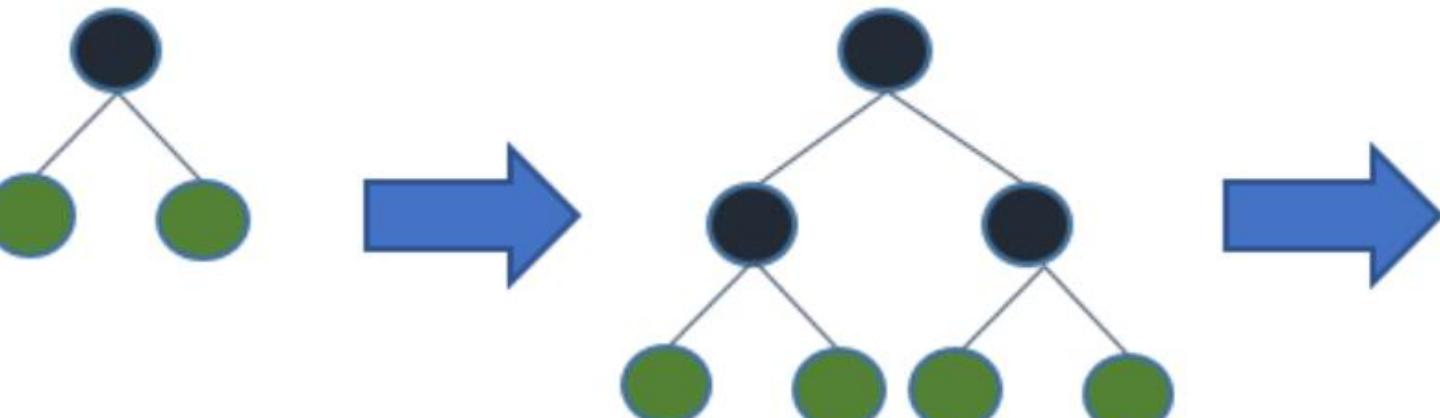
CATBOOST

Бонусы реализации:

- Поддержка пропусков в данных
- Обучается быстрее, чем xgboost
- Показывает хороший результат даже без подбора параметров
- Удобные методы: проверка на переобученность, вычисление значений метрик, удобная кросс-валидация и др.

LIGHTGBM

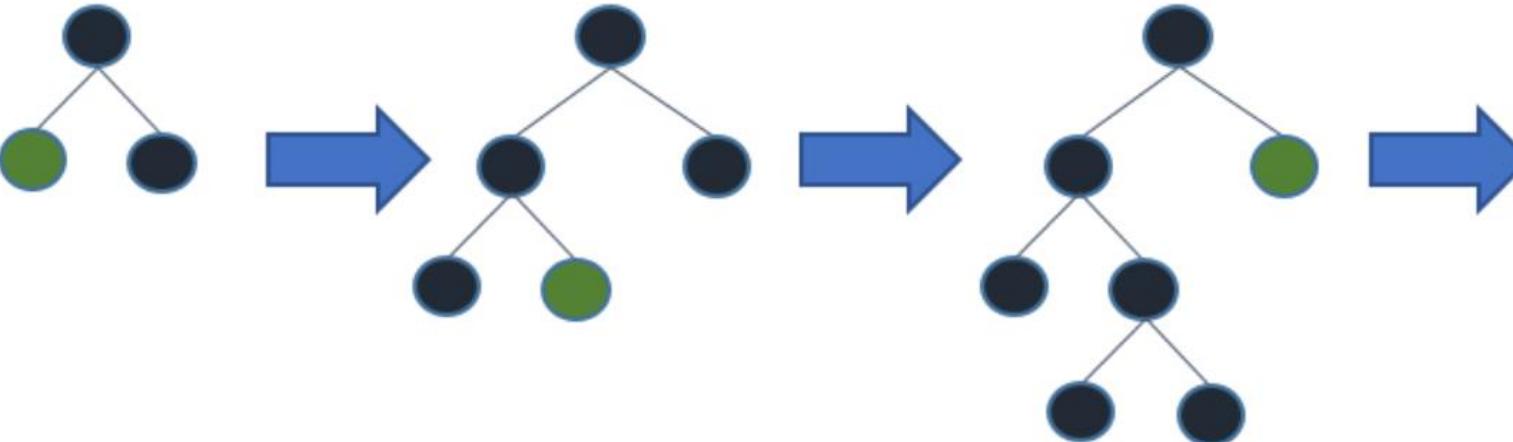
В других реализациях градиентного бустинга деревья строятся по уровням:



Level-wise tree growth

LIGHTGBM

LightGBM строит деревья, добавляя на каждом шаге один лист:



Leaf-wise tree growth

Такой подход позволяет добиться более высокой точности решения задачи оптимизации.

LIGHTGBM

Кодирование категориальных признаков.

- LightGBM разбивает значения категориального признака на два подмножества в каждой вершине дерева, находя при этом наилучшее разбиение
- Если категориальный признак имеет k различных значений, то возможных разбиений $2^{k-1} - 1$. В LightGBM реализован способ поиска оптимального разбиения за $O(k \log k)$ операций.

LIGHTGBM

Ускорение построения деревьев за счёт бинаризации признаков:

| | | | | | | |
|---|---|---|---|----|----|----|
| 2 | 3 | 5 | 9 | 11 | 12 | 16 |
|---|---|---|---|----|----|----|



| | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|
| 1 | 1 | 1 | 1 | 2 | 2 | 2 |
|---|---|---|---|---|---|---|

split

An example of how binning can reduce the number of splits to explore. The features must be sorted in advance for this method to be effective.