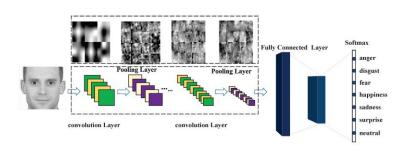


# Машинное обучение











## Приглашенная лекция 10

Ансамбли моделей на примере решающих деревьев

к.ф.-м.н., доцент кафедры ИСиЦТ ОГУ Корнаева Е.П.

#### Обучение с учителем: Решающие деревья

Понятие смещения (bias) и разброса (variance)

Смещение (bias) измеряет ожидаемое отклонение от истинного значения функции или параметра. **Разброс (variance)** – мера отклонения от ожидаемого значения оценки в произвольной выборке данных.

ШУМ

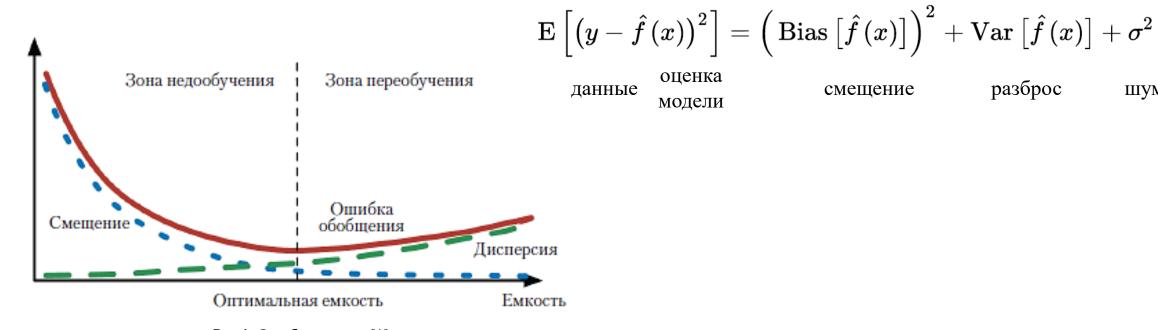


Рис.1. Ошибка модели [1]: красная – общая ошибка модели; синяя – смещение; зеленая – разброс.

#### Обучение с учителем: Решающие деревья

Понятие смещения (bias) и разброса (variance)

Смещение (bias) оценивает насколько в среднем модель хорошо предсказывает целевую переменную Разброс (variance) оценивает устойчивость модели к изменениям в обучающей выборке

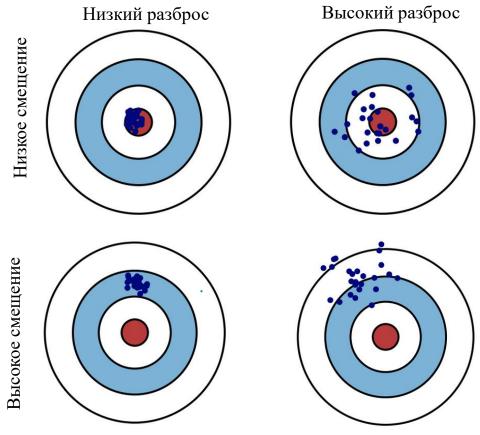


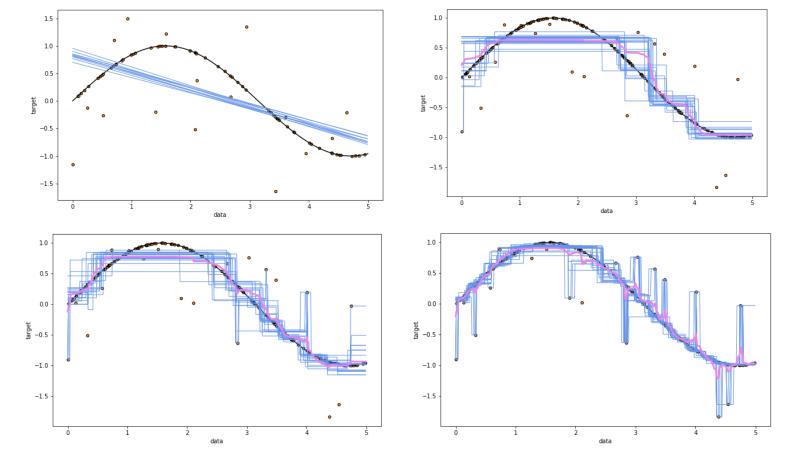
Рис.2. Смещение и разброс [2]

#### Обучение с учителем: Решающие деревья

#### Понятие смещения (bias) и разброса (variance)

Например, для регрессии:

$$y(x) = f(x) + \varepsilon$$



[3] https://base.mnmc.hse.ru

Рис.3. Смещение и разброс на примере регрессии [3]

Деревья классификации и регрессии (Classification and regression trees (CART))

Недостаток решающих деревьев: чувствительность к шумам в данных

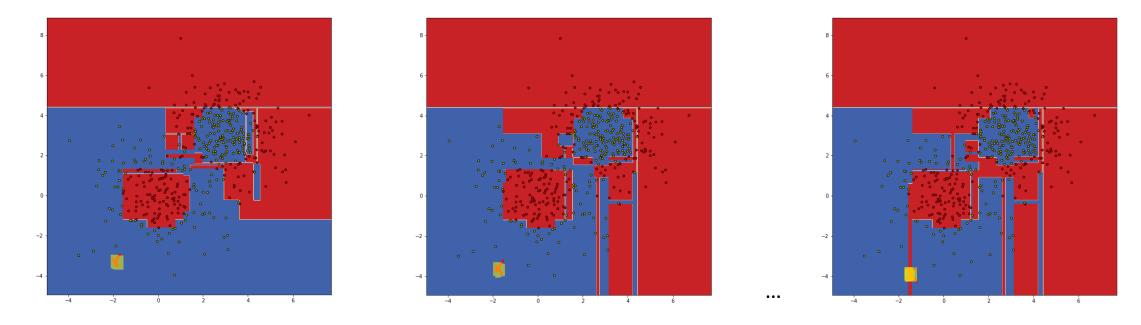


Рис.4. Чувствительность решающих деревьев к изменениям в исходных данных [3]

Деревья классификации и регрессии (Classification and regression trees (CART))

Недостаток решающих деревьев: чувствительность к шумам в данных

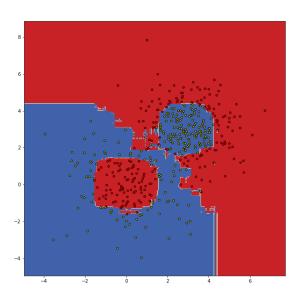


Рис.5. Композиция моделей [3]

Композиция моделей:

$$\tilde{y}(x) = \arg\max_{y \in \mathbb{Y}} \sum_{k=1}^{N} [\tilde{y}_k(x) = y]$$

 $\tilde{y}_k(x)$  - решающие деревья, построенные на подвыборках

Композиция моделей на примере деревьев решений

Бэггинг (Bagging or Bootstrap aggregation) - композиция моделей, обученных независимо на случайных подмножествах объектов

Пусть  $\tilde{y}_k(x)$  -  $k^{ag}$  модель в композиции  $\tilde{y}(x)$  из N моделей

Смещение  $\tilde{y}(x)$  такое же, как у  $\tilde{y}_k(x)$ 

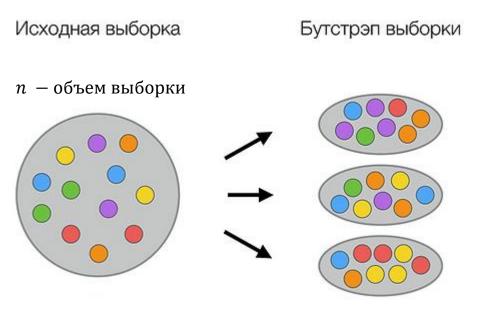
разброс
$$(\tilde{y}(x)) = \frac{1}{N}$$
 (разброс $(\tilde{y}_k(x))$ ) + ковариация  $(\tilde{y}_k(x), \tilde{y}_q(x))$ 

Если базовые модели  $\tilde{y}_k(x)$  независимы, то разброс уменьшается в N раз!

Композиция моделей на примере деревьев решений

Бэггинг (Bagging or Bootstrap aggregation) - композиция моделей, обученных независимо на случайных подмножествах объектов

Процедура бутстрэпа на рис. 6.



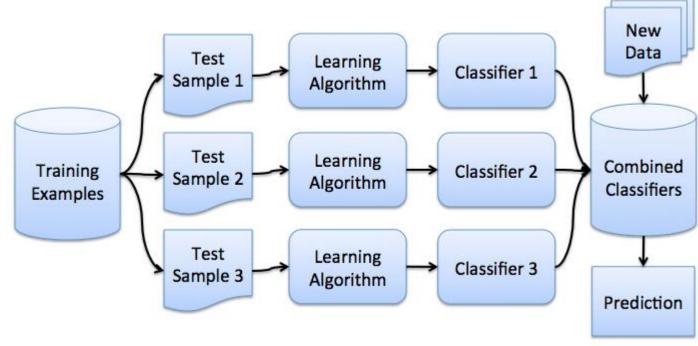
n — объем каждой подвыборки

Рис.6. Бутстрэп [4]

Примерно 37% примеров остаются вне выборки бутстрэпа и не используются при построении k-го дерева

#### Композиция моделей на примере деревьев решений

Бэггинг (Bagging or Bootstrap aggregation) - композиция моделей, обученных независимо на случайных подмножествах объектов



https://habr.com/ru/company/ods/blog/324402/

Для классификации:

$$\tilde{y}(x) = \arg\max_{y \in \mathbb{Y}} \sum_{k=1}^{N} [\tilde{y}_k(x) = y]$$

Для регрессии:

$$\tilde{y}(x) = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^{N} \tilde{y}_k(x)$$

Композиция моделей на примере деревьев решений

Бэггинг (Bagging or Bootstrap aggregation) - композиция моделей, обученных независимо на случайных подмножествах объектов

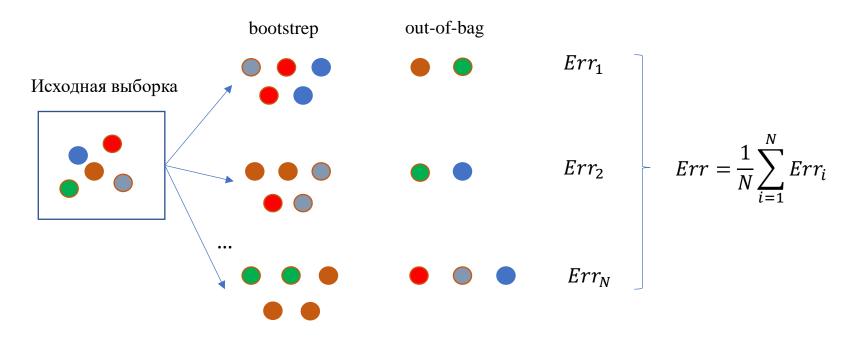
- Бэггинг не меняет смещение;
- Бэггинг понижает разброс;
- Для эффективного понижения разброса надо строить независимые базовые модели композиции.

Композиция моделей на примере деревьев решений

Бэггинг (Bagging or Bootstrap aggregation) - композиция моделей, обученных независимо на случайных подмножествах объектов

Out-of-bag оценка - это усредненная оценка базовых алгоритмов на тех ~37% данных, на которых они не обучались

т.к. каждое дерево обучается примерно на 63% данных, то остальные объекты можно рассматривать как тестовую выборку для каждого дерева.



#### Композиция моделей на примере деревьев решений

Случайный лес (random forest)- ансамбль моделей, использующих метод случайного подпространства

## Подпространство признаков $\hat{X} \subseteq X$

	X <sub>1</sub>	$X_2$	X <sub>3</sub>	•••	X <sub>I</sub>	X <sub>m</sub>	Υ
1	x <sub>11</sub>	<b>X</b> 12	X <sub>13</sub>		x <sub>11</sub>	$x_{1m}$	<b>y</b> <sub>1</sub>
2	X <sub>21</sub>	X <sub>22</sub>	X <sub>23</sub>		X <sub>21</sub>	$x_{2m}$	<b>y</b> <sub>2</sub>
•••							•••
n	$\mathbf{x}_{n1}$	$x_{n2}$	X <sub>n3</sub>		X <sub>nl</sub>	X <sub>nm</sub>	y <sub>n</sub>

m — мерность признакового пространства;

m' — мерность признакового подпространства для разбиения в узлах каждого дерева.

# Выбор m':

- для классификации  $m' = \sqrt{m}$
- для регрессии  $m' = \frac{m}{3}$

