



# **КОМПОЗИЦИИ классификаторов**

Евгений Борисов

# композиции классификаторов

## общая схема применения методов ML

определяем задачу в общем виде

изучаем предметную область

формализуем задачу

извлекаем признаки из объекта

собираем и обрабатываем учебный набор

выбираем и обучаем модель

тестируем модель

запускаем модель в работу

# композиции классификаторов

## методы ML

- *метрические* - померять расстояния, определить ближайших
- *логические* - построить правило (комбинацию предикатов)
- *линейные* - построить разделяющую поверхность
- *статистические* - восстановить плотность, определить вероятность
- **композиции** - собрать несколько классификаторов в один

# композиции классификаторов

$X$  - объекты                       $y$  - метки

$a(x)=C(b(x))$  - классификатор

$b : X \rightarrow R$  - базовый алгоритм

$C : R \rightarrow y$  - решающее правило

$R$  - множество оценок (существенно шире чем  $y$ )

# композиции классификаторов

## примеры оценок и решающих правил

$a(x) = \text{sign}(b(x))$  - классификация на 2 класса

$y = \{-1, 0, 1\}$  - метки

$b : X \rightarrow \mathbb{R}$  - базовый алгоритм

$C(b) = \text{sign}(b)$  - решающее правило

# композиции классификаторов

## примеры оценок и решающих правил

$a(x) = \text{sign}(b(x))$  - **классификация на 2 класса**

$y = \{-1, 0, 1\}$  - метки

$b : X \rightarrow \mathbb{R}$  - базовый алгоритм

$C(b) = \text{sign}(b)$  - решающее правило

$a(x) = \arg\max b_t(x)$  - **классификация на  $m$  классов**

$y = \{1, \dots, m\}$  - метки

$R = \mathbb{R}^m$  - оценки

$b : X \rightarrow \mathbb{R}^m$  - базовый алгоритм

$C(b_1, \dots, b_m) = \arg\max b_t$  - оценки

# КОМПОЗИЦИИ КЛАССИФИКАТОРОВ

## примеры оценок и решающих правил

$a(x) = \text{sign}(b(x))$  - **классификация на 2 класса**

$y = \{-1, 0, 1\}$  - метки

$b : X \rightarrow \mathbb{R}$  - базовый алгоритм

$C(b) = \text{sign}(b)$  - решающее правило

$a(x) = \arg\max b_t(x)$  - **классификация на  $m$  классов**

$y = \{1, \dots, m\}$  - метки

$R = \mathbb{R}^m$  - оценки

$b : X \rightarrow \mathbb{R}^m$  - базовый алгоритм

$C(b_1, \dots, b_m) = \arg\max b_t$  - оценки

$a(x) = b(x)$  - **регрессия**

$y = R = \mathbb{R}$  - метки / оценки

$b : X \rightarrow \mathbb{R}$  - базовый алгоритм

$C(b) = b$  - решающее правило (вырождено)

# композиции классификаторов

**Идея:** из нескольких «плохих» классификаторов  
собрать один «хороший»



# композиции классификаторов

**Идея:** из нескольких «плохих» классификаторов собрать один «хороший»

$X$  - объекты                       $y$  - метки

$b_t: X \rightarrow R$  - базовый алгоритм

$C: R \rightarrow y$  - решающее правило

$R$  - множество оценок

**композиция базовых алгоритмов  $b_t(x)$**

$$a(x) = C( F( b_1(x), \dots, b_T(x) ) )$$

$F: R^T \rightarrow R$  - корректирующая операция

# композиции классификаторов

$a(x) = C\left(F\left(b_1(x), \dots, b_T(x)\right)\right)$  композиция из классификаторов  $b_t$

**примеры корректирующих операций**

$$F\left(b_1(x), \dots, b_T(x)\right) = \frac{1}{T} \sum_{i=1}^T b_t(x) \quad \text{простое голосование}$$

# композиции классификаторов

$a(x) = C\left(F\left(b_1(x), \dots, b_T(x)\right)\right)$  композиция из классификаторов  $b_t$

## примеры корректирующих операций

$$F\left(b_1(x), \dots, b_T(x)\right) = \frac{1}{T} \sum_{i=1}^T b_t(x)$$
 простое голосование

$$F\left(b_1(x), \dots, b_T(x)\right) = \sum_{i=1}^T a_t \cdot b_t(x); a_t \in \mathbb{R}$$
 взвешенное голосование

# КОМПОЗИЦИИ КЛАССИФИКАТОРОВ

$a(x) = C\left(F\left(b_1(x), \dots, b_T(x)\right)\right)$  композиция из классификаторов  $b_t$

## примеры корректирующих операций

$$F\left(b_1(x), \dots, b_T(x)\right) = \frac{1}{T} \sum_{i=1}^T b_t(x)$$
 простое голосование

$$F\left(b_1(x), \dots, b_T(x)\right) = \sum_{i=1}^T a_t \cdot b_t(x); a_t \in \mathbb{R}$$
 взвешенное голосование

$$F\left(b_1(x), \dots, b_T(x)\right) = \sum_{i=1}^T g_t(x) \cdot b_t(x); g_t: X \rightarrow \mathbb{R}$$
 смесь алгоритмов

# композиции классификаторов

## бустинг

$X \subset \mathbb{R}^n$  - объекты ;  $y = \{-1; +1\}$  - метки

$b_t(x): X \rightarrow \{-1, 0, +1\}$  классификатор с отказами

взвешенное голосование

$$a(x) = \text{sign} \left( \sum_{i=1}^T a_i \cdot b_i(x) \right)$$

функционал качества - количество ошибок

$$Q_T = \sum_{i=1} \left[ \left( y_i \cdot \sum_{t=1}^T a_t \cdot b_t(x_i) \right) < 0 \right]$$

последовательно добавляем компоненты  $a_t b_t(x)$

при этом фиксируем параметры предыдущих компонент

# КОМПОЗИЦИИ классификаторов

## AdaBoost

взвешенное голосование

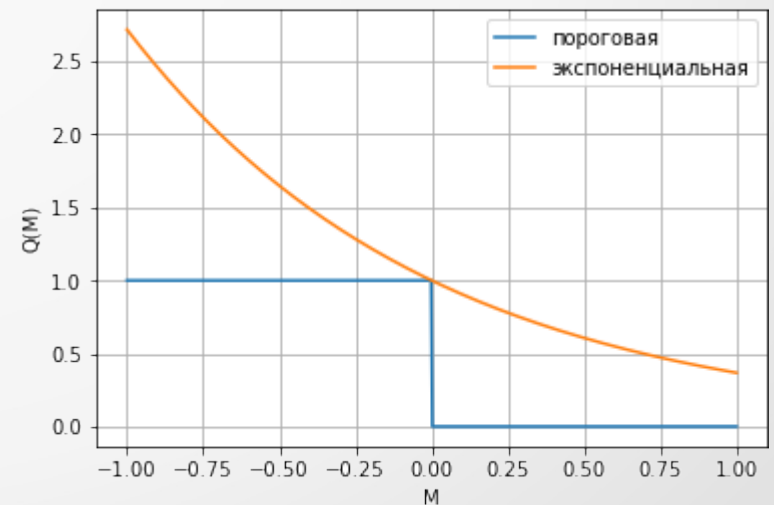
$$a(x) = \text{sign} \left( \sum_{i=1}^T a_i \cdot b_i(x) \right)$$

функционал качества - количество ошибок

$$Q_T = \sum_{i=1} \left[ \left( y_i \cdot \sum_{i=1}^T a_i \cdot b_i(x_i) \right) < 0 \right]$$

функционал качества - пороговая функция  
оптимизировать не удобно  
заменим его на гладкую аппроксимацию

$$Q_T \leq \tilde{Q}_T = \sum_i \left[ \exp \left( - y_i \cdot \sum_{i=1}^T a_i \cdot b_i(x_i) \right) \right]$$



# КОМПОЗИЦИИ классификаторов

## AdaBoost обучение

взвешенное голосование

$$a(x) = \text{sign} \left( \sum_{i=1}^T a_i \cdot b_i(x) \right)$$

функционал качества

$$Q_T = \sum_i \left[ \exp \left( -y_i \cdot \sum_{i=1}^T a_i \cdot b_i(x_i) \right) \right]$$

**для каждого учебного примера  $X$  введём вес  $w$**

# КОМПОЗИЦИИ классификаторов

## AdaBoost обучение

взвешенное голосование

$$a(x) = \text{sign} \left( \sum_{t=1}^T a_t \cdot b_t(x) \right)$$

функционал качества

$$Q_T = \sum_i \left[ \exp \left( -y_i \cdot \sum_{t=1}^T a_t \cdot b_t(x_i) \right) \right]$$

**для каждого учебного примера  $X$  введём вес  $w$**

сумма весов  $w$  примеров  $x$ , классифицированных  $b$  с ошибкой

$$N(b, W) = \sum_i w_i [b(x_i) \neq y_i]$$

сумма весов  $w$  примеров  $x$ , классифицированных  $b$  верно

$$P(b, W) = \sum_i w_i [b(x_i) = y_i]$$



# КОМПОЗИЦИИ классификаторов

## AdaBoost обучение

### Теорема Freund, Schapire (1996)

пусть для вектора весов  $W$  существует классификатор  $b$ , который классифицирует выборку  $X$  лучше чем наугад ( $P > N$ ) тогда минимум функционала  $Q_T$  достигается при следующих параметрах.

$$a_t = \frac{1}{2} \ln \left( \frac{P(b_t, W)}{N(b_t, W)} \right) \quad b_T = \underset{b}{\operatorname{argmax}} \sqrt{P(b, W)} - \sqrt{N(b, W)}$$

# КОМПОЗИЦИИ классификаторов

## AdaBoost обучение

$w_i = \frac{1}{n}$  начальные значения весов примеров,  
n - количество примеров

последовательно обучаем и добавляем компоненты композиции  
с учётом весов примеров  $w$

# КОМПОЗИЦИИ классификаторов

## AdaBoost обучение

$w_i = \frac{1}{n}$  начальные значения весов примеров,  
n - количество примеров

последовательно обучаем и добавляем компоненты композиции  
с учётом весов примеров  $w$

### вес классификатора

в композиции

$$a_t = \frac{1}{2} \ln \left( \frac{P(b_t, W)}{N(b_t, W)} \right)$$

# КОМПОЗИЦИИ классификаторов

## AdaBoost обучение

$w_i = \frac{1}{n}$  начальные значения весов примеров,  
n - количество примеров

последовательно обучаем и добавляем компоненты композиции  
с учётом весов примеров  $w$

**вес классификатора**  
в композиции

$$a_t = \frac{1}{2} \ln \left( \frac{P(b_t, W)}{N(b_t, W)} \right)$$

**изменение весов примеров**

при добавлении классификатора  $b_t$

$$w_i := w_i \cdot \exp(-y_i \cdot a_t \cdot b_t(x_i))$$

$$w_i := \frac{w_i}{\sum_i w_i} \quad \text{нормируем веса после коррекции}$$

$$Q_T = \sum_i \left[ \underbrace{\exp\left(-y_i \cdot \sum_{t=1}^{T-1} a_t \cdot b_t(x_i)\right)}_{w_i} \cdot \exp(-y_i \cdot a_T \cdot b_T(x_i)) \right]$$

# КОМПОЗИЦИИ классификаторов

## AdaBoost обучение

$w_i = \frac{1}{n}$  начальные значения весов примеров,  
n - количество примеров

последовательно обучаем и добавляем компоненты композиции  
с учётом весов примеров  $w$

**вес классификатора**  
в композиции

$$a_t = \frac{1}{2} \ln \left( \frac{P(b_t, W)}{N(b_t, W)} \right)$$

**изменение весов примеров**

при добавлении классификатора  $b_t$

$$w_i := w_i \cdot \exp(-y_i \cdot a_t \cdot b_t(x_i))$$

$$w_i := \frac{w_i}{\sum_i w_i} \quad \text{нормируем веса после коррекции}$$

$$Q_T = \sum_i \left[ \underbrace{\exp\left(-y_i \cdot \sum_{t=1}^{T-1} a_t \cdot b_t(x_i)\right)}_{w_i} \cdot \exp(-y_i \cdot a_T \cdot b_T(x_i)) \right]$$

**«трудные» примеры получают больший вес**

# композиции классификаторов

## AdaBoost

инициализировать  
веса примеров  $w$

обучаем классификатор  $b(x)$   
на взвешенных примерах

считаем ошибки  $N(b, w)$

$N > 0.5$

вычисляем вес  $\alpha$   
классификатора  $b(x)$   
добавляем его в композицию

вычисляем потерю  $Q$

$Q < \text{порога}$

корректируем  
веса примеров  $w$

конец  
работы

# композиции классификаторов

**примеры базовых классификаторов для AdaBoost**

решающие деревья

пороговый классификатор

# композиции классификаторов

## **примеры базовых классификаторов для AdaBoost**

решающие деревья

пороговый классификатор

AdaBoost строит длинные композиции из простых классификаторов

для коротких композиции из сложных классификаторов (SVM) результаты AdaBoost хуже



# композиции классификаторов

## другие методы построения композиций

### **bagging**

обучение по случайным подвыборкам набора примеров,  
подвыборки могут пересекаться,  
применяем на больших наборах

# композиции классификаторов

## другие методы построения композиций

### **bagging**

обучение по случайным подвыборкам набора примеров,  
подвыборки могут пересекаться,  
применяем на больших наборах

### **rsm** (random subspace method)

обучение на случайном подмножестве признаков,  
применяем если много признаков

# композиции классификаторов

## другие методы построения композиций

### **bagging**

обучение по случайным подвыборкам набора примеров,  
подвыборки могут пересекаться,  
применяем на больших наборах

### **rsm** (random subspace method)

обучение на случайном подмножестве признаков,  
применяем если много признаков

bagging и rsm можно комбинировать

# композиции классификаторов

## схема построения композиции bagging/rsm

выделяем случайное подмножество примеров/признаков

обучаем классификатор

если результат классификатора хороший  
то добавляем в композицию

если ошибка композиции уменьшилась  
то повторяем  
иначе завершение работы

$$a(x) = \text{sign} \left( \sum_{i=1}^T b_i(x) \right) \quad \text{композиция - простое голосование}$$

$b_t(x): X \rightarrow \{-1, 0, +1\}$  классификатор с отказами

# КОМПОЗИЦИИ классификаторов

## метод RandomForest (случайный лес)

bagging над решающими деревьями без pruning (без оптимизации)

признак в каждой вершине выбираем из случайного подмножества размера  $k$  всех признаков учебного набора размера  $n$

$$k = \sqrt{n} \quad \text{для задач классификации}$$

подбираем количество деревьев  $T$  по критерию out-of-bag

$$\text{out-of-bag}(a) = \sum_{i=1}^{\ell} \left[ \text{sign} \left( \sum_{t=1}^T [x_i \notin U_t] b_t(x_i) \right) \neq y_i \right] \rightarrow \min$$

т.е. проверяем количество ошибок  
на учебных наборах других деревьев

# композиции классификаторов: литература

git clone [https://github.com/mechanoid5/ml\\_lectorium.git](https://github.com/mechanoid5/ml_lectorium.git)

К.В. Воронцов Композиция классификаторов. - курс  
"Машинное обучение" ШАД Яндекс 2014

Е.С.Борисов Бустинг - композиции классификаторов  
<http://mechanoid.kiev.ua/ml-adaboost.html>

<http://www.machinelearning.ru>

# КОМПОЗИЦИИ классификаторов



**Вопросы ?**

# композиции классификаторов: практика

## источники данных для экспериментов



sklearn.datasets  
UCI Repository  
kaggle



## задание

- применить AdaBoost
- посчитать метрики качества для AdaBoost
- реализовать bagging/rsm