

## AdaBoost для задач многоклассовой классификации

Впервые AdaBoost (от Adaptive Boosting) был предложен в [http://www.face-rec.org/algorithms/Boosting-Ensemble/decision-theoretic\\_generalization.pdf](http://www.face-rec.org/algorithms/Boosting-Ensemble/decision-theoretic_generalization.pdf) (1997) и стал настоящим прорывом в области построения точных алгоритмов на базе «слабых» моделей. Основная идея AdaBoost заключается в перевзвешивании выборки на каждой итерации таким образом, чтобы наиболее сложные объекты получали больший вес. Это позволяет обучить новый алгоритм, который сможет исправить ошибки предыдущих, уделяя усиленное внимание объектам с большим весом. Как и для всех видов бустинга, решающее правило представляет собой взвешенную сумму.

В изначальном виде AdaBoost был способен решать задачи классификации только на два класса. Обобщение алгоритма AdaBoost на многоклассовый случай было предложено в <http://www.web.stanford.edu/~hastie/Papers/SII-2-3-A8-Zhu.pdf>. В данной работе авторы предлагают два алгоритма SAMME и SAMME.R, которые представляют собой многоклассовую модификацию AdaBoost для дискретного (когда базовые алгоритмы возвращают только метки классов) и непрерывного (алгоритмы вычисляют вероятности) случаев.

## Алгоритм SAMME (Stagewise Additive Modeling)

### Дано

1.  $K$  – количество классов,  $D$  – количество признаков
2. Обучающая выборка  $S = \{(x_i, y_i)\}_{i=1}^N = (X, y)$ , где  $x_i \in R^D$  – вектор признаков, а  $y_i$  принимает значения из конечного множества  $\{1, 2, \dots, K\}$

Выборку  $S$  удобно записать в виде матрицы  $X \in R^{N \times D}$ , строками которой являются  $x_i^T$ , и вектора  $y = (y_1, \dots, y_N)^T$ :  $S = (X, y)$

3. Количество базовых моделей:  $L$

### Найти

На основе данной выборки построить решающее правило  $\hat{y} : R^D \rightarrow \{1, 2, \dots, K\}$ , которое для произвольного  $x$  предсказывает  $\hat{y}(x)$  – принадлежность  $x$  к одному из  $K$  классов.

### Алгоритм

1. Проинициализируем веса для каждого объекта  $w_i^1 = \frac{1}{N}, i = 1, \dots, N$
2. Для всех  $l = 1, \dots, L$ :
  1. Обучим базовый алгоритм  $\hat{y}_l$  при помощи весов  $w_n^l$
  2. Вычислим взвешенную ошибку  $\varepsilon_l$  алгоритма  $\hat{y}_l$ :

$$\varepsilon_l = \sum_{i=1}^n w_i^l [\hat{y}_l(X_i) \neq y_i]$$

3. Вычислим вес нового классификатора:

$$(1)\alpha_l = \ln \frac{1 - \varepsilon_l}{\varepsilon_l} + \ln(K - 1)$$

4. Пересчитаем и нормализуем веса:

$$\begin{aligned} \bar{w}_i^{l+1} &= w_i^l \cdot \exp(\alpha_l \cdot [\hat{y}_l(X_i) \neq y_i]), i = 1, \dots, N, \\ w_i^{l+1} &= \frac{\bar{w}_i^{l+1}}{\sum_{i=1}^L \bar{w}_i^{l+1}}, i = 1, \dots, N \end{aligned}$$

3. Финальный прогон классификатора:  $\hat{y}(X) = \arg \max_k \sum_{l=1}^L \alpha_l [\hat{y}_l(X) = y]$

## Теоретическое обоснование

Применительно к задачам классификации 2х классов, AdaBoost оказался чрезвычайно успешным. Брейман (1996) назвал AdaBoost «best off-the-shelf classifier in the world». Однако это не относится к многоклассовым проблемам, хотя AdaBoost также предполагалось использовать и для многоклассовой классификации. Заметим, что для повышения неправильно классифицированных обучающих данных требуется, чтобы ошибка каждого слабого классификатора была меньше 1/2 (относительно распределения, в котором они были обучены), в противном случае вес классификатора будет отрицательным, и веса обучающих выборок будут обновлены в неправильном направлении. Для задач классификации с двумя классами это требование примерно такое же, как и при случайном угадывании, но когда  $K > 2$ , точность 1/2 становится намного сложнее достижима, чем показатель точности случайного угадывания  $1/K$ . Следовательно, AdaBoost может потерпеть неудачу.

Алгоритм SAMME имеет одну и ту же структуру что и AdaBoost, с отличием в вычислении веса классификатора (1). Теперь для того, чтобы  $\alpha_l$  была положительной, необходимо только  $(1 - \varepsilon_l) > 1/K$ , то есть чтобы точность каждого слабого классификатора была лучше, чем раннее угадывание, а не 1/2. Samme придает вес ошибочно классифицированным точкам больший, чем AdaBoost.

Обобщение функции потерь на многоклассовый случай следует естественным образом:

$$Loss(y, f) = \exp\left(-\frac{1}{K}(y_1 f_1 + \dots + y_K f_K)\right) = \exp\left(-\frac{1}{K} y^T f\right)$$

где  $f_1 + \dots + f_K = 0$  (симметричное ограничение);

Очевидно, что при  $K = 2$  SAMME сводится к AdaBoost.

Кулакова Виолетта, 895а