

Ансамблевые методы классификации

Курс «Интеллектуальные информационные системы»

Кафедра управления и информатики НИУ «МЭИ»

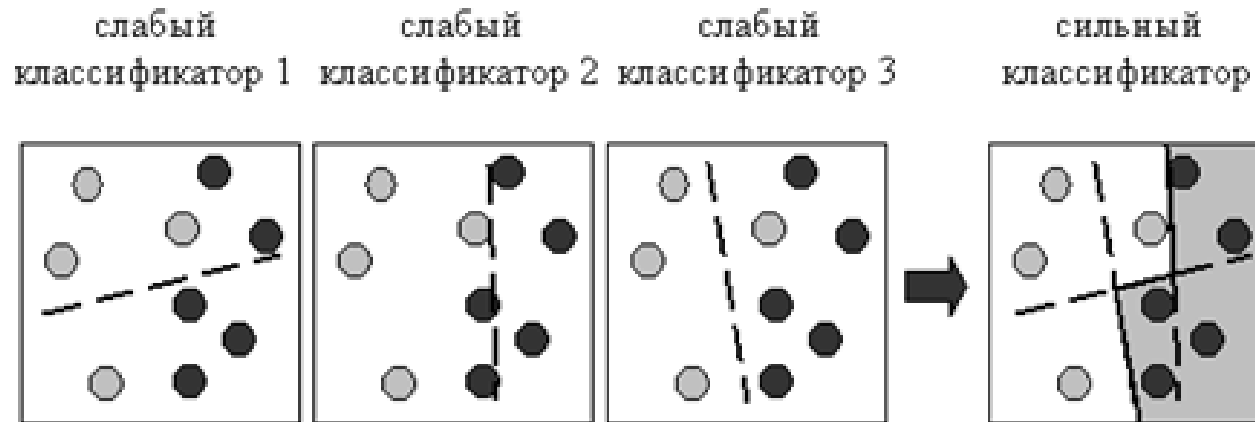
Осень 2021 г.

Ансамблевые методы классификации

- Коллективы решающих правил (stacking)
- Bagging
- Boosting

Коллективная классификация

Коллективом решающих правил (КРП) называется совокупность методов классификации, объединенных для выработки общего решения.



Коллективная классификация

Какие методы включать в коллектив?

- Наиболее точные
- Наиболее разнородные – ошибающиеся на разных объектах

Как померить разнородность?

– Использовать меры сходства (см. методы выявления информативных терминов)

Способы обеспечения дополнительной разнородности:

- обучение *КРП* с помощью методов *bagging* и *boosting*;
- обучение комитета классификаторов на различных независимых обучающих выборках;

Коллективная классификация (2)

Сколько методов включать в коллектив?

Вероятность правильной классификации в зависимости от количества и точности методов:

	$m = 3$	$m = 5$	$m = 7$	$m = 9$
$p = 0,6$	0,648	0,682	0,710	0,733
$p = 0,7$	0,784	0,837	0,874	0,901
$p = 0,8$	0,896	0,942	0,966	0,980
$p = 0,9$	0,972	0,991	0,997	0,999

Стратегии принятия решений

- Простое голосование – каждый классификатор имеет равный вес при принятии решения. Новое наблюдение относится к тому классу, за который проголосовало большинство членов КРП
- Взвешенное голосование – каждому классификатору присваивается вес в зависимости от количества допускаемых ошибок Δ_p (Δ_p –ошибка p -го классификатора,). Решение об отнесении нового наблюдения к какому-либо из классов принимается по формуле:

$$C(\vec{X}_{N+1}) = \sum_{p=1}^m \left(\frac{\Delta_p}{\sum_{s=1}^m \Delta_s} J_p \right).$$

- Определение областей компетенции для классификаторов, включенных в комитет (например, в случае неоднородных КРП можно выявить для каждого p -го решающего правила «зону ответственности», в которой классификатор ошибается меньше других.

Что делать, если классификаторы не пришли к решению?

Вводят понятие «Отказ от классификации» (метка «Джокер»)

Если все члены комитета присваивают полностью не совпадающие метки одному и тому же объекту, то это означает, что, скорее всего, данный объект является нехарактерным шумовым элементом и к нему целесообразно применить операцию “Отказ от классификации”.

При этом наблюдения, получившие метку “Джокер” не включаются в расчет общей ошибки, т.е. в этом случае общая ошибка вычисляется по формуле:

$$\Delta = \frac{(N^-)^*}{N^*}$$

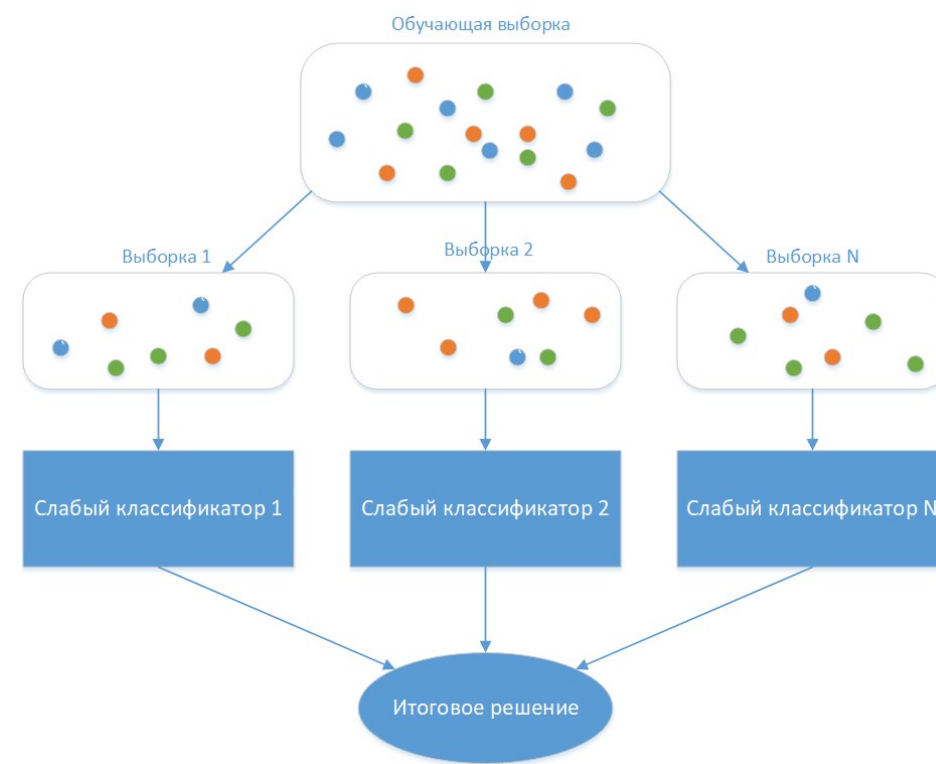
$(N^-)^*$ - число документов, отнесенных к неправильным классам, $(N^-)^{**}$ - число документов, получивших метку «Джокер», N – размер экзаменационной выборки, $N^* = N - (N^-)^{**}$

Bagging

Bagging – Bootstrap AGGregatING - для обучения «слабых» классификаторов используется случайная выборка с повторениями. Обучаем все классификаторы параллельно.

Результат классификации выдается на основе простого голосования каждой модели - обычно, вес каждого «слабого» классификатора одинаковый.

Классический пример – bagging над деревьями решений – «Случайный лес»



Случайный лес (Random Forest)

Пусть обучающая выборка состоит из N примеров, размерность пространства признаков равна M , и задан параметр m

Все деревья комитета строятся независимо друг от друга по следующей процедуре:

1. Сгенерируем случайную подвыборку **с повторением** размером N из обучающей выборки. (Таким образом, некоторые примеры попадут в неё несколько раз, а в среднем $N(1 - 1/N)^N$, т.е. примерно N/e примеров не войдут в неё вообще)
2. Построим решающее дерево, классифицирующее примеры данной подвыборки, причём в ходе создания очередного узла дерева будем выбирать признак, на основе которого производится разбиение, не из всех M признаков, а лишь из m случайно выбранных.
3. Проводится построение дерева

Классификация объектов проводится путём голосования: каждое дерево комитета относит классифицируемый объект к одному из классов, и побеждает класс, за который проголосовало наибольшее число деревьев.

Часто используют «лес решающих пней» - деревья глубиной 1, т.е. каждое дерево проверяет только 1 признак

Boosting

Хотим, чтобы каждый последующий классификатор улучшал качество классификации предыдущих => обучаем «слабые» классификаторы последовательно.

AdaBoost – адаптивный бустинг – Объектам, которые неправильно проклассифицированы текущим комитетом, назначается больший вес, и последующий классификатор строится с учетом веса этих объектов.

Градиентный бустинг – на каждом шаге оптимизируется функция потерь, зависящая от ответов комитетов на предыдущем шаге.