ТЕСТ МОЖНО СДАТЬ ТОЛЬКО 1 РАЗ, НАЖАВ НА КНОПКУ "Сохранить решение"

Оптимизационная задача метода опороных векторов:

$$\begin{cases} \frac{1}{2} w^T w + C \sum_{i=1}^{N} \xi_i \to \min_{w, w_0, \xi} \\ y_i \left(w^\top x_i + w_0 \right) = M \left(x_i, y_i \right) \geq 1 - \xi_i, i = 1, 2, \ldots N \\ \xi_i \geq 0, i = 1, 2, \ldots N \end{cases}$$

Величины нарушений: ξ. Параметр C - коэффициент при штрафах за нарушения ограничений. N - число объектов обучающей выборки.

Гибкость модели- выразительная способность модели

В тестовых заданиях первая галочка — правильный ответ, вторая галочка — выбранный ответ. Цвет обозначает, правильно ли в данном пункте поставлена галочка. Если все пункты верные (галочки совпадают / все пункты зеленые), то за задание ставится полный балл, в противном случае ставится 0 баллов.

1. Пусть мы оцениваем число ошибок метода опорных векторов методом leave-one-out (т.е. по кросс-валидации с числом блоков=числу объектов), у которого M-число опорных векторов при настройке по всей обучающей выборке. Тогда число ошибок leave-one-out

   - [ ] [ ] всегда больше или равно M
   - [ ] [ ] может быть и больше, и меньше M
   - [ ] [ ] не меньше M
   - [x] [x] не превосходит M

   Балл: 2.0
   Комментарий к правильному ответу:
   На неинформативном объекте ошибки точно нет, а при его исключении решение не поменяется, поэтому ошибки тоже не будет. Получается, ошибки могут возникать только при исключении опорных объектов.

2. Решение в методе опорных векторов будет зависеть только от объектов

   - [x] [x] с отступом меньше или равным единицы
   - [ ] [ ] с отступом меньше или равным нуля
   - [ ] [ ] от всех объектов
   - [ ] [ ] с отступом строго больше нуля

- [ ] [ ] с отступом строго больше единицы

Балл: 2.0
Комментарий к правильному ответу:

3. Пусть C - коэффициент при штрафах за нарушение ограничений (он же - при ф-ции потерь в прямой задаче оптимизации) в методе опорных векторов. Пусть вы хотите уменьшить число ошибок на обучающей выборке. Для этого вам нужно

- [x] [x] увеличить C
- [ ] [ ] параметр C не влияет на гибкость модели
- [ ] [ ] уменьшить C

Балл: 2.0
Комментарий к правильному ответу:

4. Рассмотрим RBF ядро в методе опорных векторов с множителем при норме, равным a:

$$K(x,z) = e^{-a||x-z||^2}$$

. Пусть вы хотите повысить гибкость модели (способность адаптироваться под обучающую выборку), чтобы уменьшить число ошибок на обучающей выборке. Для этого вам нужно

- [x] [x] увеличить a
- [ ] [ ] параметр a не влияет на гибкость модели
- [ ] [ ] уменьшить a

Балл: 2.0
Комментарий к правильному ответу:

5. Решение для метода опорных векторов численными методами из случайного начального приближения приводит к

- [ ] [ ] глобальному минимуму критерия без использования ядер Мерсера и лишь к локальному (не обязательно глобальному) - при их использовании
- [x] [x] глобальному минимуму критерия
- [ ] [ ] локальному минимуму критерия, не обязательно совпадающим с глобальным

Балл: 2.0
Комментарий к правильному ответу:

6. Построение разделяющей гиперплоскости, максимизирующей зазор (ширину) между объектами разных классов в обучающей выборке при бинарной классификации позволяет:

- [ ] [ ] сделать обучение устойчивым к наличию выбросов
- [x] [x] повысить ожидаемую точность классификации на тестовой выборке
- [ ] [ ] ускорить процесс построения прогнозов
- [ ] [ ] ускорить процесс обучения модели

Балл: 2.0
Комментарий к правильному ответу:

7. Выберите условия, при который линейный классификатор будет проводить разделяющую гиперплоскость, чтобы максимизировать зазор (ширину) между объектами разных классов в обучающей выборке при бинарной классификации:

- [ ] [ ] логистическая функция потерь, без регуляризации
- [ ] [ ] функция потерь hinge+L1 регуляризация
- [x] [x] функция потерь hinge+L2 регуляризация
- [ ] [ ] логистическая функция потерь+L1 регуляризация
- [ ] [ ] логистическая функция потерь+L2 регуляризация
- [ ] [ ] функция потерь hinge, без регуляризации

Балл: 2.0
Комментарий к правильному ответу:

8. Пусть D-число признаков, N-число объектов в обучении, M-число опорных объектов в методе опорных векторов. Минимальная вычислительная сложность, с которой можно строить прогноз при уже настроенной модели, в случае решения прямой задачи для метода опорных векторов (без использования ядер) равна

- [ ] [ ] O(D*M)
- [ ] [ ] O(D*M*M)
- [ ] [ ] O(M)
- [ ] [ ] O(D*N)
- [ ] [ ] O(N)
- [ ] [ ] O(D*N*N)
- [x] [x] O(D)

Балл: 2.0

Комментарий к правильному ответу: