



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

Оптимизационная задача метода опорных векторов:

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

Величины нарушений:  $\xi$ . 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. 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
- ☐ ☐ локальному минимуму критерия, не обязательно совпадающим с глобальным
- ☒ ☒ глобальному минимуму критерия

**Балл: 2.0**

**Комментарий к правильному ответу:**

2. Рассмотрим метод опорных векторов, где нарушения ограничений штрафуются с весом  $C$ . По решению двойственной задачи можно понять, что объект является неинформативным (не влияет на решение), если двойственная переменная, сопоставленная ограничению на отступ для соответствующего объекта

- ☐ ☐ больше  $C$
- ☐ ☐ принадлежит  $(0, C)$
- ☒ ☒ равна нулю
- ☐ ☐ равна  $C$

**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

- ☐ ☐ уменьшить  $C$
- ☒ ☒ увеличить  $C$
- ☐ ☐ параметр  $C$  не влияет на гибкость модели

**Балл: 2.0**

**Комментарий к правильному ответу:**

4. Пусть  $C$  - коэффициент при штрафах за нарушение ограничений (он же - при ф-ции потерь в прямой задаче оптимизации) в методе опорных векторов. С ростом  $C$  число опорных векторов будет

- ☐ ☐ число опорных векторов не будет зависеть от выбора  $C$
- ☒ ☒ уменьшаться
- ☐ ☐ увеличиваться

**Балл: 2.0**

**Комментарий к правильному ответу:**

5. Пусть  $d$  - степень полиномиального ядра в методе опорных векторов. Пусть вы хотите повысить гибкость модели, чтобы уменьшить число ошибок на обучающей выборке. Для этого вам нужно

- ☐ ☐ уменьшить  $d$
- ☐ ☐ параметр  $d$  не влияет на гибкость модели
- ☒ ☒ увеличить  $d$

**Балл: 2.0**

**Комментарий к правильному ответу:**

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

- ☐ ☐ от всех объектов



- ☐ ☐ с отступом строго больше нуля
- ☐ ☐ с отступом строго больше единицы
- ☒ ☒ с отступом меньше или равным единицы
- ☐ ☐ с отступом меньше или равным нуля

**Балл: 2.0**

**Комментарий к правильному ответу:**

7. Допускает ли метод опорных векторов обобщение через замену скалярных произведений функциями ядра?

- ☐ ☐ метод опорных векторов не обобщается через ядра
- ☐ ☐ да, через прямую задачу оптимизации (относительно весов, без ограничений)
- ☒ ☒ да, через двойственную задачу оптимизации (относительно двойственных переменных, соответствующих ограничениям)

**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

- ☐ ☐  $O(D \cdot M \cdot M)$
- ☐ ☐  $O(D \cdot M)$
- ☐ ☐  $O(N)$
- ☐ ☐  $O(M)$
- ☐ ☐  $O(D \cdot N)$
- ☐ ☐  $O(D \cdot N \cdot N)$
- ☒ ☒  $O(D)$

**Балл: 2.0**

**Комментарий к правильному ответу:**

