

Оптимизационная задача метода опорных векторов:

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

Величины нарушений: 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. 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

☐ ☐ принадлежит $(0, C)$

☒ ☒ равна нулю

☐ ☐ больше C

☐ ☐ равна C

Балл: 2.0

Комментарий к правильному ответу:

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

☒ ☒ уменьшаться

☐ ☐ увеличиваться

Машинное обучение 2022-
2023

Материалы (/course/4/info)

1. Введение в Python.1-5
(/course/4/task/1)

2. Введение в Python.6
(/course/4/task/2)

3. Введение в Python.7
(/course/4/task/3)

4. numpy-pandas-matplotlib
(unit-tests) (/course/4/task/4)

5. Тест №1 (/course/4/task/5)

6. numpy-pandas-matplotlib
(notebook) (/course/4/task/6)

7. KNN (unit-tests)
(/course/4/task/7)

8. KNN (notebook)
(/course/4/task/8)

9. Тест №2 (/course/4/task/9)

10. Linear models (unit-tests)
(/course/4/task/10)

11. Linear models (notebook)
(/course/4/task/11)

12. Тест №3
(/course/4/task/12)

13. Основы SVM (ML)
(/course/4/task/13)

14. Основы SVM (notebook)
(/course/4/task/14)

15. Тест №4
(/course/4/task/15)

Таблица результатов
(/course/4/standings)

1. Введение в Python.1-5 (/course/4/task/1)
2. Введение в Python.6 (/course/4/task/2)
3. Введение в Python.7 (/course/4/task/3)
4. numpy-pandas-matplotlib (unit-tests) (/course/4/task/4)
5. Тест №1 (/course/4/task/5)
6. numpy-pandas-matplotlib (notebook) (/course/4/task/6)
7. KNN (unit-tests) (/course/4/task/7)
8. KNN (notebook) (/course/4/task/8)
9. Тест №2 (/course/4/task/9)
10. Linear models (unit-tests) (/course/4/task/10)
11. Linear models (notebook) (/course/4/task/11)
12. Тест №3 (/course/4/task/12)
13. Основы SVM (ML) (/course/4/task/13)
14. Основы SVM (notebook) (/course/4/task/14)
15. Тест №4 (/course/4/task/15)

☐ ☐ число опорных векторов не будет зависеть от выбора C

Балл: 2.0

Комментарий к правильному ответу:

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

- ☐ ☐ функция потерь hinge, без регуляризации
- ☐ ☐ логистическая функция потерь, без регуляризации
- ☒ ☒ функция потерь hinge+L2 регуляризация
- ☐ ☐ функция потерь hinge+L1 регуляризация
- ☐ ☐ логистическая функция потерь+L1 регуляризация
- ☐ ☐ логистическая функция потерь+L2 регуляризация

Балл: 2.0

Комментарий к правильному ответу:

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

- ☐ ☐ от всех объектов
- ☐ ☐ с отступом меньше или равным нулю
- ☒ ☒ с отступом меньше или равным единицы
- ☐ ☐ с отступом строго больше единицы
- ☐ ☐ с отступом строго больше нуля

Балл: 2.0

Комментарий к правильному ответу:

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

1. Введение в Python.1-5 (/course/4/task/1)
2. Введение в Python.6 (/course/4/task/2)
3. Введение в Python.7 (/course/4/task/3)
4. numpy-pandas-matplotlib (unit-tests) (/course/4/task/4)
5. Тест №1 (/course/4/task/5)
6. numpy-pandas-matplotlib (notebook) (/course/4/task/6)
7. KNN (unit-tests) (/course/4/task/7)
8. KNN (notebook) (/course/4/task/8)
9. Тест №2 (/course/4/task/9)
10. Linear models (unit-tests) (/course/4/task/10)
11. Linear models (notebook) (/course/4/task/11)
12. Тест №3 (/course/4/task/12)
13. Основы SVM (ML) (/course/4/task/13)
14. Основы SVM (notebook) (/course/4/task/14)
15. Тест №4 (/course/4/task/15)

- ☐ ☐ 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:

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

☒ ☒ да, через двойственную задачу оптимизации (относительно двойственных переменных, соответствующих ограничениям)

☐ ☐ да, через прямую задачу оптимизации (относительно весов, без ограничений)

☐ ☐ метод опорных векторов не обобщается через ядра

Балл: 2.0

Комментарий к правильному ответу:

7. Рассмотрим RBF ядро в методе опорных векторов с множителем при норме, равным а:

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

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

☒ ☒ увеличить а

☐ ☐ уменьшить а

☐ ☐ параметр а не влияет на гибкость модели

Балл: 2.0

Комментарий к правильному ответу:

8. Пусть D-число признаков, N-число объектов, M-число опорных объектов в методе опорных векторов. Минимальная вычислительная

- 1. Введение в Python.1-5 (/course/4/task/1)
- 2. Введение в Python.6 (/course/4/task/2)
- 3. Введение в Python.7 (/course/4/task/3)
- 4. numpy-pandas-matplotlib (unit-tests) (/course/4/task/4)
- 5. Тест №1 (/course/4/task/5)
- 6. numpy-pandas-matplotlib (notebook) (/course/4/task/6)
- 7. KNN (unit-tests) (/course/4/task/7)
- 8. KNN (notebook) (/course/4/task/8)
- 9. Тест №2 (/course/4/task/9)
- 10. Linear models (unit-tests) (/course/4/task/10)
- 11. Linear models (notebook) (/course/4/task/11)
- 12. Тест №3 (/course/4/task/12)
- 13. Основы SVM (ML) (/course/4/task/13)
- 14. Основы SVM (notebook) (/course/4/task/14)
- 15. Тест №4 (/course/4/task/15)



сложность, с которой можно строить прогноз при уже настроенной модели, в случае решения двойственной задачи для метода опорных векторов с Гауссовым (RBF) ядром равна

☐ ☐ $O(D \cdot M \cdot M)$

☒ ☒ $O(D \cdot M)$

☐ ☐ $O(D)$

☐ ☐ $O(D \cdot N)$

☐ ☐ $O(D \cdot N \cdot N)$

Балл: 2.0
Комментарий к правильному ответу: