

## kNN и SVM

Total points 8

1. Как решается задача классификации методом  $k$  ближайших соседей?

1 point

- ☒ Для объекта, который нужно классифицировать, находятся  $k$  ближайших к нему объектов из обучающей выборки («соседей»), и исходный объект относится к тому классу, который преобладает среди соседей.
- ☐ Для объекта, который нужно классифицировать, находятся  $k$  ближайших к нему объектов из обучающей выборки («соседей»), и исходный объект относится к тому классу, к которому относится  $k$ -тый сосед, чтобы не переобучаться на более близких объектах.
- ☐ Обучающая выборка делится на группы по  $k$  объектов, а в областях внутри выпуклой оболочки этих объектов классификатор отвечает классом, преобладающим среди этих объектов.

2. Как работает центроидный классификатор?

1 point

- ☐ Обучающая выборка делится на группы по  $k$  объектов, а в областях внутри выпуклой оболочки этих объектов классификатор отвечает классом, преобладающим среди этих объектов.
- ☒ Для каждого класса вычисляется «центр» - среднее арифметическое входящих в него точек из обучающей выборки, новый объект относится к тому классу, чей центр ближе к объекту.
- ☐ Для объекта, который нужно классифицировать, находятся  $k$  ближайших к нему объектов из обучающей выборки («соседей»), и исходный объект относится к тому классу, который преобладает среди соседей.

3. Как решается задача регрессии методом  $k$  ближайших соседей?

1 point

- ☐ Для объекта, на котором нужно сделать прогноз, находятся  $k$  ближайших к нему объектов из обучающей выборки («соседей»), и на исходном объекте прогнозируется то значение целевой переменной, которое преобладает среди соседей.
- ☒ Для объекта, на котором нужно сделать прогноз, находятся  $k$  ближайших к нему объектов из обучающей выборки («соседей»), и на исходном объекте в качестве прогноза используется среднее значение целевой переменной по соседям.

4. Каким получится оптимальное значение количества соседей  $k$  в методе ближайших соседей, если настраивать его по качеству работы алгоритма на обучающей выборке?

1 point

- ☒ Зависит от выборки.
- ☐ 2
- ☐ 1
- ☐ 3

5. Метод опорных векторов — это линейный классификатор, использующий:

1 point

- ☒ Кусочно-линейную функцию потерь (hinge loss) и  $L_2$  регуляризатор.
- ☐ Логистическую функцию потерь и  $L_1$  регуляризатор.
- ☐ Экспоненциальную функцию потерь и  $L_2$  регуляризатор.
- ☐ Квадратичную функцию потерь и  $L_1$  регуляризатор.
- ☐ Логистическую функцию потерь и  $L_2$  регуляризатор.

6. Выберите выражение, которое задает функцию потерь (как функцию от отступа) в методе опорных векторов:

1 point

- ☐  $L(M) = e^{-M}$
- ☒  $L(M) = \max(0, 1 - M)$
- ☐  $L(M) = \ln(1 - e^{-M})$
- ☐  $L(M) = (1 - M)^2$

7. Метод опорных векторов строится из соображений:

1 point

- ☐ Минимизации ширины разделяющей полосы.
- ☒ Максимизации ширины разделяющей полосы.
- ☐ Минимизации квадратичных потерь.

8. Использование ядер в методе опорных векторов заключается в:

1 point

- ☐ Явном преобразовании пространства признаков, т.е. в вычислении новых признаков и решении задачи на них.
- ☐ Замене обычного скалярного произведения произвольной нелинейной функцией, которая достаточно быстро вычисляется, чтобы итерационный процесс, применяемый для решения оптимизационной задачи сходил за разумное время.
- ☒ Замене скалярного произведения в исходном пространстве признаков скалярным произведением в спрямляющем пространстве, т.е. некоторой, возможно нелинейной, симметричной и положительно определенной функцией.

Coursera Honor Code [Learn more](#)

- ☒ I, **Anton Alexandrovich Troitskii**, understand that submitting work that isn't my own may result in permanent failure of this course or deactivation of my Coursera account.

Submit

Save draft

 Like  Dislike  Report an issue