



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

В этом тесте присутствуют вопросы только с множественным выбором. Такие вопросы засчитываются, только если вы отметили все правильные варианты и не отметили все неправильные. Частичных баллов по таким заданиями нет

Линейная регрессия: Отклики означают значения зависимой (предсказываемой переменной). Линейная регрессия без дополнительных формулировок означает, что применяем её к исходным (нетрансформированным признакам), а вектор коэффициентов ищем методом наименьших квадратов. L2 регуляризация означает, что дополнительно штрафуются квадрат L2 нормы вектора коэффициентов с некоторым коэффициентом. Если упоминается метод с регуляризацией, то подразумевается, что коэффициент при регуляризаторе строго больше нуля.

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 число объектов больше числа признаков. Выберите верное утверждение для аналитической оценки коэффициентов линейной регрессии с работающей L2 регуляризацией (гребневой регрессии):

- ☒ ☐ оценка определена для любых данных
- ☐ ☒ оценка определена только в случае линейно независимых признаков

Балл: 0

Комментарий к правильному ответу:

2. Верно ли, что при минимизации суммы квадратов отклонений коэффициенты линейной регрессии определяются неоднозначно (существуют разные наборы коэффициентов, дающие минимум функционалу) в случае линейно-зависимых признаков?

- ☐ ☐ нет
- ☒ ☒ да

Балл: 2.0

Комментарий к правильному ответу:

3. Рассмотрим одну итерацию обновления весов градиентного спуска для минимизации ф-ции потерь $f(w)$ с L1 регуляризацией для



настройки вектора весов w . Для каждой компоненты веса $w(i)$ вклад $L1$ регуляризации на каждом шаге оптимизации будет

- ☐ ☐ пропорционален весу $w(i)$
- ☒ ☒ будет зависеть только от знака соответствующего веса $w(i)$
- ☐ ☐ пропорционален $L1$ норме всего вектора весов $\|w\|_1$

Балл: 2.0

Комментарий к правильному ответу:

4. Рассмотрим задачу прогнозирования цены акции, при которой новые обучающие данные (наблюдения) поступают динамически, а старые быстро устаревают. При применении метода стохастического градиентного спуска для дообучения предварительно обученной модели на таких данных следует

- ☐ ☐ равномерно сэмплировать объекты из всей истории
- ☒ ☒ чаще сэмплировать недавно появившиеся объекты

Балл: 2.0

Комментарий к правильному ответу:

5. Может ли выбор слишком большого шага (learning rate) в методе градиентного спуска приводить к расходимости?

- ☐ ☐ нет
- ☒ ☒ да

Балл: 2.0

Комментарий к правильному ответу:

6. Рассмотрим один шаг стохастического градиентного спуска на объекте (x, y) для настройки бинарного линейного классификатора с экспоненциальной функцией потерь. Может ли отступ (margin) на этом объекте уменьшиться после шага стохастического градиентного спуска?

- ☐ ☐ да
- ☒ ☒ нет

Балл: 2.0**Комментарий к правильному ответу:**

7. Рассмотрим минимизацию функции методом стохастического градиентного спуска. Пусть шаг (learning rate) выбран некоторой положительной константой. Достаточно ли такого шага для сходимости к локальному минимуму при стремлении числа итераций до бесконечности?

☒ ☒ нет, нужно динамически уменьшать размер шага

☐ ☐ да

Балл: 2.0**Комментарий к правильному ответу:**

8. Рассмотрим минимизацию функции методом градиентного спуска. Пусть шаг (learning rate) выбран некоторой положительной константой. Достаточно ли такого шага для сходимости к локальному минимуму при стремлении числа итераций до бесконечности?

☐ ☐ нет, нужно динамически уменьшать размер шага

☐ ☐ да, независимо от величины этой константы

☐ ☐ нет, нужно динамически увеличивать размер шага

☒ ☒ да, если эта константа достаточно мала

☐ ☐ да, если эта константа достаточно велика

Балл: 2.0**Комментарий к правильному ответу:**