

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 формулировкой означает, что применяем её к исходным (нетрансформированным признакам), а вектор коэффициентов ищем методом наименьших квадратов. L2 регуляризация означает, что дополнительно штрафуется 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.

пр	оотивном случае ставится 0 баллов.
1.	Может ли выбор слишком большого шага (learning rate) в методе градиентного спуска приводить к расходимости?
	✓ Да
	нет
	Балл: 2.0
	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?
	✓ Да
	нет
	Балл: 2.0 Комментарий к правильному ответу:
3.	Рассмотрим минимизацию невыпуклой

3. Рассмотрим минимизацию невыпуклой функции потерь. Запуск метода градиентного спуска из разных начальных приближений будет в пределе (с точностью до погрешности вычислений) приводить к нахождению

=

- одинакового решения
- 🗸 🗸 разных решений, в зависимости от начального приближения

Балл: 2.0

Комментарий к правильному ответу:

- 4. Пусть аналитическая оценка метода наименьших квадратов для линейной регрессии не определена. Выберите, что может сделать оценку определяемой:
 - удалить часть признаков
 - 🔲 🔲 добавить новые признаки
 - Добавить регуляризацию в ф-цию потерь

Балл: 2.0

Комментарий к правильному ответу:

- 5. 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:

6. Одна итерация стохастического градиентного спуска с одним объектом (x,y), и шагом $\varepsilon>0$ для экспоненциальной ф-ции потерь будет ($[u]_+=\max(0,u),\,\mathbb{I}[condition]=1$, если выполнено условие condition, иначе ноль):

$$egin{aligned} \mathcal{L}_{exp}(M) &= e^{-M} & \mathcal{L}_{perceptron}(M) &= [-M]_+ \ \mathcal{L}_{hinge}(M) &= [1-M]_+ & \mathcal{L}_{log}(M) &= \log_2\left(1+e^{-M}
ight) \end{aligned}$$

$$lacksquare w = w - arepsilon e^{-w^Txy}xy$$

$$lacksquare w = w + arepsilon e^{-w^Txy}xy$$

$$lacksquare w = w + arepsilon e^{-w^Txy}$$

 $lacksquare w = w - arepsilon e^{-w^Txy}$

Балл: 2.0

Комментарий к правильному ответу:

7. 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

✓	✓	будет зависеть только от знака соответствующего веса w	(i)
		пропорционален весу w(i)	

Балл: 2.0

Комментарий к правильному ответу:

8. Пусть N-число объектов в обучающей выборке, D-размерность признакового пространства, C-число классов. Сложность построения прогноза уже обученным линейным многоклассовым классификатором

O(D)
O(C*N*D)
O(N*C)

O(N*D))
--------	---

	O(N)
$\overline{}$	$\mathcal{O}(14)$



	O(C*N*N*D)
--	------------



Балл: 2.0

Комментарий к правильному ответу: