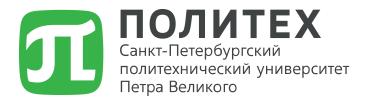
Министерство образования и науки Российской Федерации

САНКТ-ПЕТЕРБУРГСКИЙ ПОЛИТЕХНИЧЕСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ ПЕТРА ВЕЛИКОГО



Отчет по Лабораторной работе № 5. по дисциплине "Машинное обучение"

Выполнила студентка гр. 3530202/00201

Руководитель

Козлова Е. А.

Селин И. А.

Санкт-Петербург 2023

Оглавление

Задание 1	
Задание 2	4
Задание 3	5
Задание 4	
Задание 5	7
Задание 6	8
Задание 7	9
Задание 8	10
Задание 9	11

Загрузите данные из файла reglab1.txt. Постройте по набору данных регрессии, используя модели с различными зависимыми переменными. Выберите наиболее подходящую модель.

В качестве регрессора используется класс LinearRegression из библиотеки Sklearn. Для оценки качества из выборки выделяется 30% тестовой части, а в качестве метрики используется коэффициент детерминации (R2_score в реализации Sklearn).

```
Score X(Y, Z): 0.92
Score Y(X, Z): 0.95
Score Z(X, Y): 0.97
Score X(Y): 0.0002
Score Y(Z): 0.61
Score Z(X): 0.37
```

Вывод: лучше всего рассматривать зависимость Z(X, Y)

Реализуйте следующий алгоритм для уменьшения количества признаков, используемых для построения регрессии: для каждого выбрать подмножество признаков мощности , минимизирующее остаточную сумму квадратов RSS. Используя полученный алгоритм, выберите оптимальное подмножество признаков для данных из файла reglab.txt. Объясните свой выбор.

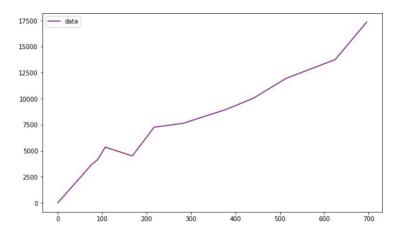
Результаты с различными вариациями:

var	1	RSS	1
+	+		+
x1, x2, x3	1	0.0015903048755141662	1
x1, x2, x4	1	0.0017417756867110768	1
x1, x2	1	0.003552867528399772	1
x1, x3, x4	1	0.6380642206862528	1
x1	1	0.7035771662135488	1
x1, x4	1	0.7166138947728119	1
x1, x3	1	0.7424918700173698	1
x2, x3	1	1.3839657168716932	1
x2, x4	1	1.4353750331404591	1
x2	1	1.6008225891761723	1
x3	1	1.8688242519700318	1
x3, x4	1	1.9624139447171114	1
x4	1	2.1538862944736703	1

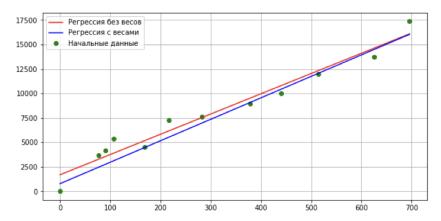
Как можно видеть, самым оптимальным является подмножество (x1,x2,x3). Также можно заметить, что при отсутствии x1 и x2 мы значительно теряем точность, в то время как отсутствие x3 и x4 практически не влияет на точность.

Загрузите данные из файла cygage.txt. Постройте регрессию, выражающую зависимость возраста исследуемых отложений от глубины залегания, используя веса наблюдений. Оцените качество построенной модели.

Исходные данные:



Регрессии с применением весов и без:



Вывод: регрессия с весами оказалась несколько лучше по значению метрики, чем без них (без весов: 0.9592555, с весами: 0.9736839). В общем случае весами стоит пользоваться, когда есть некоторые предположения о достоверности полученных точек относительно друг друга. В этом случае выбор весовых коэффициентов позволяет лучше подобрать решение для конкретной практической задачи.

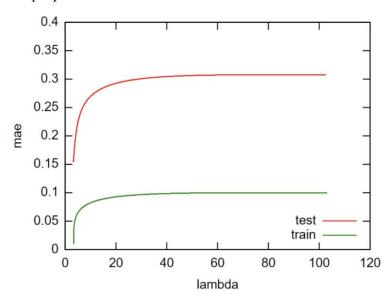
Загрузите данные из файла longley.csv. Данные состоят из 7 экономических переменных, наблюдаемых с 1947 по 1962 годы (n=16). Исключите переменную Population. Разделите данные на тестовую и обучающую выборки равных размеров случайным образом. Постройте линейную регрессию по признаку Employed.

Постройте гребневую регрессию для значений . Подсчитайте ошибку на тестовой и обучающей выборке для линейной регрессии и гребневой регрессии на данных значениях λ , постройте графики. Объясните полученные результаты.

В ходе работы была исключена переменная Population, доля тестовой выборки 0.25. Результаты линейной регрессии по признаку Employed:

LinearRegression train: 0.01284337644 LinearRegression test: 0.48727692657

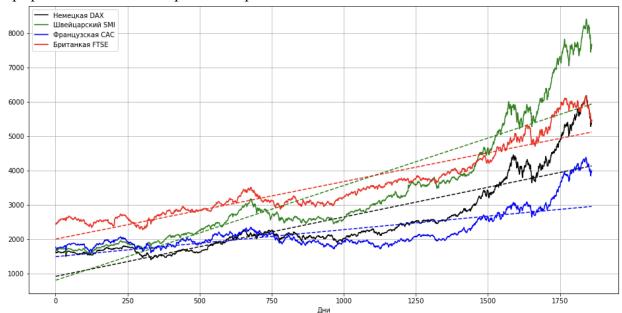
Результат гребневой регрессии для заданных значений λ и i:



Вывод: по полученному графику мы видим, что лямбда увеличивает ошибку, что плохо характеризует точность предсказаний модели. В остальном, их точность получилась примерно одинаковой.

Загрузите данные из файла eustock.csv. Данные содержат ежедневные котировки на момент закрытия фондовых бирж: Germany DAX (Ibis), Switzerland SMI, France CAC, и UK FTSE. Постройте на одном графике все кривые изменения котировок во времени. Постройте линейную регрессию для каждой модели в отдельности и для всех моделей вместе. Оцените, какая из бирж имеет наибольшую динамику.

Графики изменения котировок во времени:



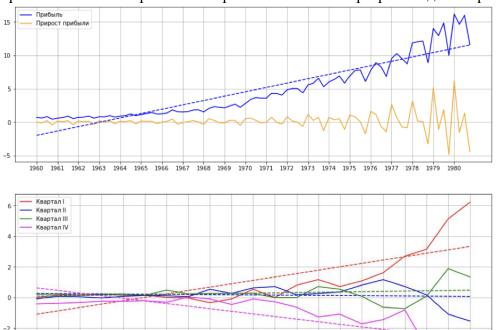
Метрики построенных регрессий:

Биржа DAX: 0.7331Биржа SMI: 0.7944Биржа CAC: 0.5303Биржа FTSE: 0.8482

Вывод: из графика видно, что наибольший прирост на данном периоде произошел на швейцарской бирже. Что касается построения регрессора для всех графиков сразу, то это равносильно построению четырёх отдельных регрессоров. В данном случае метрика комбинированного регрессора равна 0.7265.

Загрузите данные из файла JohnsonJohnson.csv. Данные содержат поквартальную прибыль компании Johnson & Johnson с 1960 по 1980 гг. Постройте на одном графике все кривые изменения прибыли во времени. Постройте линейную регрессию для каждого квартала в отдельности и для всех кварталов вместе. Оцените, в каком квартале компания имеет наибольшую и наименьшую динамику доходности. Сделайте прогноз по прибыли в 2016 году во всех кварталах и в среднем по году.

Кривые изменения прибыли во времени и линейная регрессия для кварталов:



Вывод: согласно этим линейным моделям, в 2016 году компания будет иметь следующую прибыль:

1961 1962 1963 1964 1965 1966 1967 1968 1969 1970 1971 1972 1973 1974 1975 1976 1977 1978 1979 1980

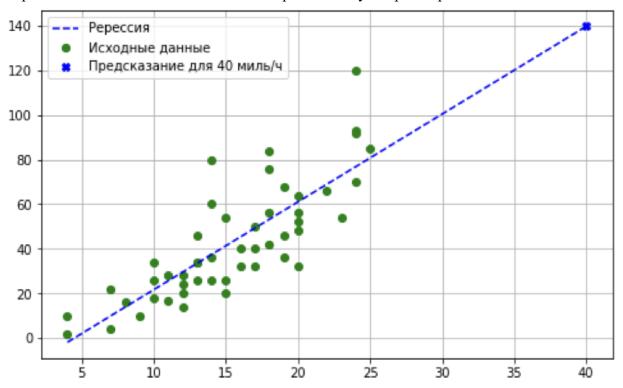
Квартал I: 11.28Квартал II: -0.2702Квартал III: 1.165Квартал IV: -8.860

Год: 34.56

Разумеется, говорить о правдоподобности этих предсказаний не приходится. Как минимум потому, что зависимость, как видно из графиков, у показателей нелинейная.

Загрузите данные из файла cars.csv. Данные содержат зависимости тормозного пути автомобиля (футы) от его скорости (мили в час). Данные получены в 1920 г. Постройте регрессионную модель и оцените длину тормозного пути при скорости 40 миль в час.

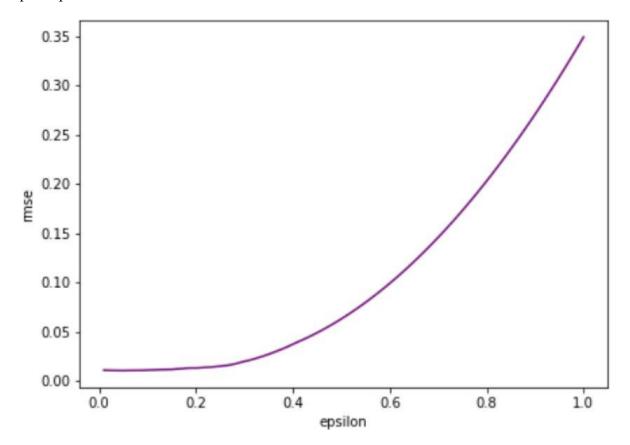
Регрессионная модель и оценка длины тормозного пути при скорости 40 миль в час:



Вывод: регрессионная модель оценивает тормозной путь в 139.7 футов

Загрузите данные из файла svmdata6.txt. Постройте регрессионный алгоритм метода опорных векторов (sklearn.svm.SVR) с параметром C=1, используя ядро "rbf". Отобразите на графике зависимость среднеквадратичной ошибки на обучающей выборке от значения параметра ϵ . Прокомментируйте полученный результат

График зависимости среднеквадратичной ошибки на обучающей выборке от значения параметра эпсилон:



Вывод: как мы можем видеть - эпсилон зависит экспоненциально

Загрузите набор данных из файла nsw74psid1.csv. Постройте регрессионное дерево (sklearn.tree.DecisionTreeRegressor) для признака re78. Постройте линейную регрессионную модель и SVM-регрессию для этого набора данных. Сравните качество построенных моделей, выберите оптимальную модель и объясните свой выбор

Было построено регрессионное дерево для признака re78. Была построена линейная регрессионная модель и SVM-регрессия для этого набора данных. Ниже представлены результаты:

DecisionTreeRegressor: 0.346435982735 LinearRegression: 0.578923465762 SVR-regression: 0.0456772359

Вывод: как мы можем видеть по результатам, все три модели недостаточно хорошо описывают исходные данные, но LinearRegression дает лучший результат.