Linear and Logistic Regression

!!! Разглеждаме dataset-a като едно векторно пространство

n(реда) **X** m(колони)

n - observation (една точка в т-мерното пространство)

m - feature (едно измерение в данните)

! По конвенция -> матрично умножение - ред по стълб

Linear Regression

1. Определение

Линейният регресионен анализ се използва за прогнозиране на стойността на дадена променлива въз основа на стойността на друга променлива.

Линейната регресия е основен статистически метод за анализ на зависимостта между променливи. Тя се използва за предсказване на стойността на зависима променлива (наречена **целева променлива** или **отговор**) въз основа на една или повече независими променливи (наречени **признаци** или **предиктори**). В основната си форма, линейната регресия предполага, че съществува линейна зависимост между целевата променлива и независимите променливи.

Изходната променлива (зависима променлива ,target) е число (става въпрос за регресия) и линейна комбинация на входните променливи с неизвестни коефициенти (в даден момент трябва да ни станат известни)

2. Пример:

Представи си, че искаш да предвидиш цената на жилище (у) в зависимост от неговата площ (х). Линейната регресия ще се опита да намери права линия, която най-добре описва тази зависимост, така че можеш да използваш модела за прогнозиране на цената на ново жилище въз основа на неговата площ.

3. Предимства на линейната регресия:

- Простота: Лесна за разбиране и интерпретация.
- Ефективност: Бързо се изпълнява дори при големи данни.
- **Интерпретируеми резултати**: Можеш лесно да разбереш как всяка независима променлива влияе на зависимата променлива.

4. Ограничения:

- **Линейност**: Предполага, че връзката между променливите е линейна, което не винаги е вярно в реалния живот.
- Чувствителност към шум: Моделът е чувствителен към аномалии и неточни данни.
- **Корелация на признаците**: Ако независимите променливи са силно корелирани помежду си (мултиколинеарност), това може да доведе до нестабилни коефициенти и трудности при интерпретацията.

5. Зависима и Независима променлива

В статистиката и анализа на данни, зависима променлива и независима променлива са термини, използвани за описание на връзката между различни променливи в даден модел.

5.1 Зависима променлива

Зависимата променлива (наричана още отговор или целева променлива) е тази, която се опитваме да предскажем или обясним. Тя зависи от стойностите на независимите променливи. С други думи, тя променя стойността си в зависимост от промените в независимите променливи.

5.2 Независима променлива

Независимата променлива (наричана още **фактор** или **предиктор**) е променливата, която оказва влияние върху зависимата променлива. Тя е независима в смисъл, че не зависи от другите променливи в модела, а влияе върху тях.

5.3 Пример:

Представи си, че правиш проучване за това как **времето за учене** влияе на **оценките на учениците** на изпит.

- **Зависима променлива**: Оценката на ученика на изпита (това е променливата, която искаме да предскажем).
- **Независима променлива**: Времето, което ученикът прекарва в учене (това е факторът, който оказва влияние върху оценката).

6. Метрики за разстояние

Loss function

- For each sample $i, i \in [1, m]$
- $d_i = (\tilde{y}_i y_i)^2$

Total cost function

Also called simply "cost function"

$$J = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} (\tilde{y}_i - y_i)^2$$

• J depends on a, b, x, y

Ј - средна квадратична грешка(нашата метрика колко добре се справя моделът)

7. Gradiant descent

Един от най-популярните алгоритми за оптимизация, използван в машинното обучение и други области за минимизиране на функцията на загубата. Той помага да се намери минималната стойност на дадена функция, която представлява разликата между предсказаните и реалните стойности (грешката на модела).

Представи си, че се намираш на върха на хълм и искаш да слезеш до най-ниската точка (минимум). За да постигнеш това, можеш да следваш наклона на хълма (градиента) в посоката на най-стръмното слизане. Градиентният спуск прави точно това – той изчислява наклона на функцията (градиента) и се движи в посоката, противоположна на

него, за да намали стойността на функцията.

$$\nabla J = \begin{pmatrix} \frac{\partial J}{\partial a} \\ \frac{\partial J}{\partial b} \end{pmatrix}$$

8. RANSAC

(Random Sample Consensus) - начин за изключване на outliers. Взимаме случаен брой данни и fit-ваме модел върху тях, след това взимаме друг subset и т.н. В някои от моделите ще има съгласие, в други не. Данните, които са били inliers във всеки един модел, дават нашия sample consensus.

9. Обяснения, функции, атрибути...

MinMaxScaler - (Preprocessing function, NOT A MODEL) взима всяка една колона и я трансформира в стойности между 0 и 1 (by default).

estimator_ - След като избере случайна подгрупа от данни, алгоритъмът RANSAC използва оценител, за да изчисли параметрите на модела. Това може да бъде различно в зависимост от проблема, който се решава. Например, ако се опитваме да напаснем права линия към данни, оценителят ще изчисли параметрите на тази линия (наклон и отместване).

estimator.coef - Атрибутът соеf съдържа коефициентите на регресионния модел, показващи колко се променя целевата променлива (у), когато независимата променлива се увеличи с 1 единица, при фиксирани останали променливи.

- Ако даден коефициент е **положителен**, това означава, че увеличението на съответната независима променлива води до **увеличение на у**.
- Ако коефициентът е **отрицателен**, това показва, че увеличаването на съответната променлива води до **намаление на у**.
- Пример:
 Коефициенти [8.05526872, 0.58314896, -13.62191589] ->
 - 1. **8.05526872** Първата променлива има положителен ефект върху у, като всяко увеличение с 1 единица води до увеличение на у с 8.06 единици.

- 2. **0.58314896** Втората променлива има по-слаб положителен ефект. Увеличение с 1 единица води до нарастване на у с 0.58 единици.
- 3. **-13.62191589** Третата променлива има силен **отрицателен ефект**. Увеличение с 1 единица намалява у с 13.62 единици.

inliermask - показва кои от точките в набора от данни са вътрешни (inliers) спрямо намерената моделна линия или повърхнина. Това е булев масив (True/False) с размер, равен на броя на точките в обучаващия набор от данни. Всяка стойност в масива показва дали съответната точка от данните е била inlier спрямо модела:

- True: Точката е вътрешна (т.е. добре се вписва в модела).
- False: Точката е външна (outlier), т.е. тя се отклонява значително от модела и не е използвана за финалната регресия.