多特徵線性回歸

很多實際問題中，樣本的特徵很多，因此為了更進一步刻畫x和y之間的關係而增加特徵來表示，如下:

$$y = f(x) = w_1 * x_1 + w_2 * x_2 + \cdots + w_k * x_k + b = \sum_{i=1}^{k} w_i * x_i + b$$

x_i的係數w_i越大，x_i對$f(x)$輸出值影響就越大，因此w_i又被稱為權重。而b雖然和x_i無關，但仍會影響$f(x)$的輸出值，因此常被稱作偏置，並表示為w_0，同時，$x_0 = 1$

若將所有特徵以行向量表示，即$X = (x_0, x_1, \dots, x_k)$，並將這些特徵的係數用列向量表示，即$W = (w_0, w_1, \dots, w_k)^T$。則函式如下

$$f(x) = (x_0, x_1, \dots, x_k)\begin{bmatrix} w_0 \\ \vdots \\ w_k \end{bmatrix} = XW$$

模型訓練就是透過已知目標值的一組樣本$\{x^{(i)}, y^{(i)}\}$求解某種意義上的最佳假設函數$f_w(x)$，即確定假設函數的未知參數w。

多變數假設函數也可用基於均方差的損失函數對誤差度量。

$$L(w) = \frac{1}{2m}\sum_{i=1}^{m}(f_w\left(x^{(i)}\right) - y^{(i)})^2$$

規範化(標準化)

$$Z = \frac{x - \mu}{\sigma}$$

上式中μ為x的平均值，而σ為x的標準差。

$$\mu = \frac{1}{k}\sum_{i=1}^{k} x_i$$

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{k}\sum_{i=1}^{k}(x_i - \mu)^2}$$