

线性回归的一般形式：

$$f(\mathbf{x}) = \mathbf{w}^T \mathbf{x} + b$$

损失函数的一般形式：

$$L(\theta) = \frac{1}{2m} \sum_{i=1}^m [f(\mathbf{x}_i) - y_i]^2$$

使用正规方程求解：

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} x_1^{(1)} & \cdots & 1 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ x_1^{(m)} & \cdots & 1 \end{bmatrix} \text{ } m \text{ 个样本, } n \text{ 个特征, 并在最后添加一列 } 1$$

$$\mathbf{Y} = \begin{bmatrix} y^{(1)} \\ \vdots \\ y^{(m)} \end{bmatrix}$$

$$\boldsymbol{\theta} = \begin{bmatrix} \theta_1 \\ \vdots \\ \theta_{n+1} \end{bmatrix}$$

L2 正则化项： $\lambda=0$ 就是不带正则化项

$$L(\theta) = \sum_{i=1}^m [f(\mathbf{x}_i) - y_i]^2 + \lambda \sum_{j=1}^n \theta_j^2 = \theta^T \mathbf{X}^T \mathbf{X} \theta - \mathbf{Y}^T \mathbf{X} \theta + \mathbf{Y}^T \mathbf{Y} - \theta^T \mathbf{X}^T \mathbf{Y} + \lambda (\mathbf{E} \theta)^T \mathbf{E} \theta$$

$$\nabla_{\theta} L = 2\mathbf{X}^T \mathbf{X} \theta - 2\mathbf{X}^T \mathbf{Y} + 2\lambda \mathbf{E} \theta = \mathbf{0} \Rightarrow \boldsymbol{\theta} = (\mathbf{X}^T \mathbf{X} + \lambda \mathbf{E})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{Y}$$

注意，这里的 E 不是单位矩阵，而是：

$$\mathbf{E} = \begin{bmatrix} 1 & \cdots & 0 \\ \vdots & 1 & \vdots \\ 0 & \cdots & 0 \end{bmatrix} (n+1, n+1) \text{ 最后一个元素为 } 0 \text{ (对应 } \mathbf{X} \text{ 最后一列为常数项 } 1 \text{)}$$

使用梯度下降法来求解：

$$X = \begin{bmatrix} x_0^{(1)} & \cdots & x_n^{(1)} \\ \vdots & \cdots & \vdots \\ x_0^{(m)} & \cdots & x_n^{(m)} \end{bmatrix} \quad (m, n + 1) \text{ 首列为常数项 } 1$$

$$Y = \begin{bmatrix} y^{(1)} \\ \vdots \\ y^{(m)} \end{bmatrix}$$

$$\theta = \begin{bmatrix} \theta_0 \\ \vdots \\ \theta_n \end{bmatrix} \quad \theta_0 \text{ 为截距项}$$

$$f(x) = x\theta$$

$$L(\theta) = \frac{1}{2m} \sum_{i=1}^m [f(x_i) - y_i]^2 + \frac{\lambda}{2} \sum_{j=1}^n \theta_j^2 = \frac{1}{2m} (\theta^T X^T X \theta - Y^T X \theta + Y^T Y - \theta^T X^T Y) + \frac{\lambda}{2} (E\theta)^T E\theta$$

$$\nabla_{\theta} L = \frac{1}{m} X^T (X\theta - Y) + \lambda E\theta$$