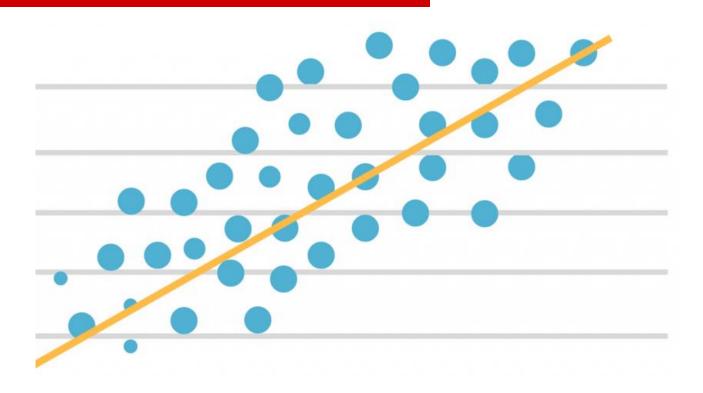
法律声明

□ 本课件包括:演示文稿,示例,代码,题库,视频和声音等,小象学院拥有完全知识产权的权利;只限于善意学习者在本课程使用,不得在课程范围外向任何第三方散播。任何其他人或机构不得盗版、复制、仿造其中的创意,我们将保留一切通过法律手段追究违反者的权利。



关注 小象学院





回归模型

--Robin



目录

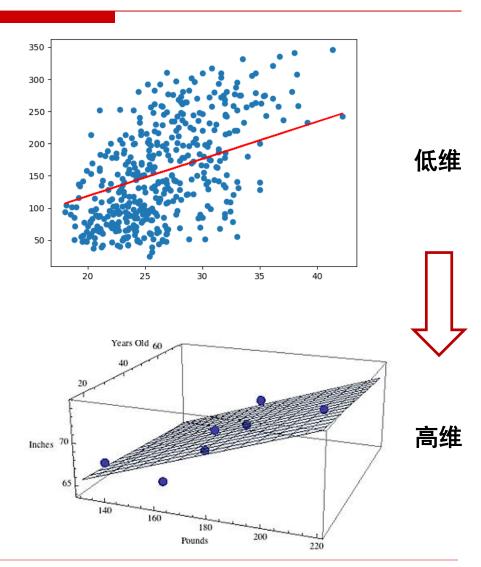
- 简单线性回归
- 多元线性回归

线型回归

$$h_{\theta}(x) = \theta_0 + \theta_1 x_1 + \theta_2 x_2$$

$$h(x) = \sum_{i=0}^{n} \theta_i x_i = \theta^T x$$

$$J(\theta) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^{m} (h_{\theta}(x^{(i)}) - y^{(i)})^{2}$$

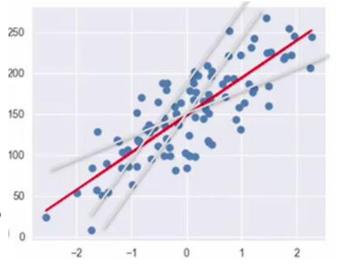




线型回归

- 如何求解参数theta?
- 梯度下降法
- 2. 最小二乘法(Least Square)

$$\sum_{j=1}^n X_{ij}eta_j = y_i, \; (i=1,2,\ldots,m), \quad \mathbf{X}oldsymbol{eta} = \mathbf{y},$$



$$\mathbf{X} = egin{bmatrix} X_{11} & X_{12} & \cdots & X_{1n} \ X_{21} & X_{22} & \cdots & X_{2n} \ dots & dots & \ddots & dots \ X_{m1} & X_{m2} & \cdots & X_{mn} \end{bmatrix}, egin{array}{c} oldsymbol{eta} = egin{bmatrix} eta_1 \ eta_2 \ dots \ eta_n \end{bmatrix}, egin{array}{c} \mathbf{y} = egin{bmatrix} y_1 \ y_2 \ dots \ y_m \end{bmatrix}$$

$$\hat{oldsymbol{eta}} = rg\min_{oldsymbol{eta}} S(oldsymbol{eta}), \quad S(oldsymbol{eta}) = \sum_{i=1}^m ig|y_i - \sum_{j=1}^n X_{ij}eta_jig|^2 = ig\|\mathbf{y} - \mathbf{X}oldsymbol{eta}ig\|^2$$

令导数为0



$$(\mathbf{X}^{\mathrm{T}}\mathbf{X})\hat{oldsymbol{eta}} = \mathbf{X}^{\mathrm{T}}\mathbf{y}.$$

$$(\mathbf{X}^{\mathrm{T}}\mathbf{X})\hat{\boldsymbol{eta}} = \mathbf{X}^{\mathrm{T}}\mathbf{y}.$$
 $\hat{\boldsymbol{eta}} = (\mathbf{X}^{\mathrm{T}}\mathbf{X})^{-1}\mathbf{X}^{\mathrm{T}}\mathbf{y}$



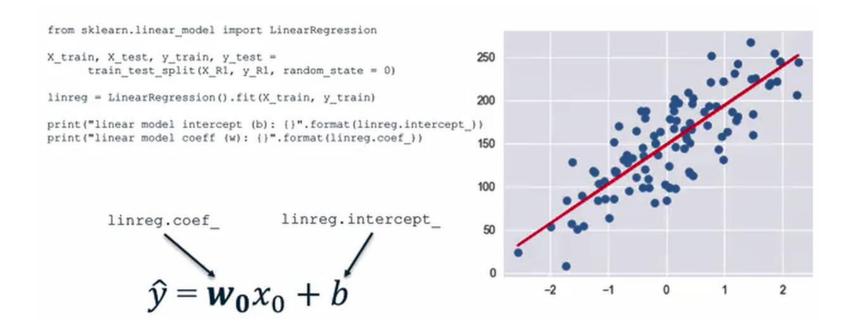
对beta进行求导

线型回归

- 如何选择?
- 1. 梯度下降法(Gradient Descent)
- 2. 最小二乘法(Least Square)
- 数据量小的时候,使用Least Square;
- 数据量大的时候,可以考虑使用Gradient Descent



sklearn中调用线性回归



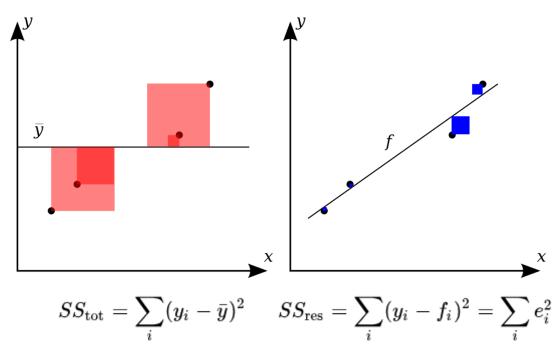
sklearn.linear_model.LinearRegression



回归模型评价指标

- 决定系数(coefficient of determination, R², R squared)
- 反应了y的波动有多少百分比能被x的波动所描述
- 拟合程度越高,越接近于1

$$R^2 = 1 - rac{SS_{
m res}}{SS_{
m tot}}$$





联系我们

小象学院: 互联网新技术在线教育领航者

- 微信公众号: 小象学院



