

深度学习入门——回归与分类 Regression & Classification

学生创新中心: 肖雄子彦

线性回归 Linear Regression

学习目标:

- •掌握线性回归相关概念、**建模方法**
- •识别生活中可用线性回归解决的问题
- •运用线性回归对案例进行训练和预测

What's Linear Regression

Regression —— foundation of Deep Learning 机器学习/深度学习本质上都是寻找一组最优的函数映射关系

Supervised Learning(监督学习) f(x)Data Data Model **Feature Target** X 线性回归模型 可以处理 "潜在的"映射关系 简单的线性映射问题

What's Linear Regression

线性回归:从以某种概率分布的样本中找到数据特征与目标值之间的函数关系

回归任务	input 输入	output 输出	
房价预测	f(房屋面积、地理位置 $)$ =	房价	
期末考评	f(课堂表现、打榜分数 $)=$	课程成绩	具体数值
质量评估	f(红酒的年代、成色 $)=$	质量分数	

• • • • •

线性回归特点:输出的数值连续而非离散



Example

f(

Self-motivation自驱力!

X Feature

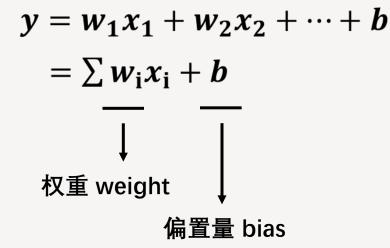
Final Result

y Target

$$x_1$$
, x_2 , x_3 ...

活跃度 课堂答题 小组pre得分





Parameters θ



假如现在只考虑这一个影响因素

Training data

$$(x^1, \hat{y}^1)$$

$$(x^2, \hat{y}^2)$$

$$(x^{10}, \hat{y}^{10})$$



希望每一组数据的 Feature X



$$y = w \cdot x + b$$



得到的值尽可能 接近Target Y



怎么找到最合适的一组(w,b)?

Loss function损失函数:来衡量这组参数得到的模型性能。
(计算网络输出的值与实际Target间的差距)

Square Error

$$L(f) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^{n} (f(x^{i}) - \hat{y}^{i})^{2}$$
$$= \frac{1}{2} \sum_{i=1}^{n} ((wx^{i} + b) - \hat{y}^{i})^{2}$$

• Best function 损失函数最小

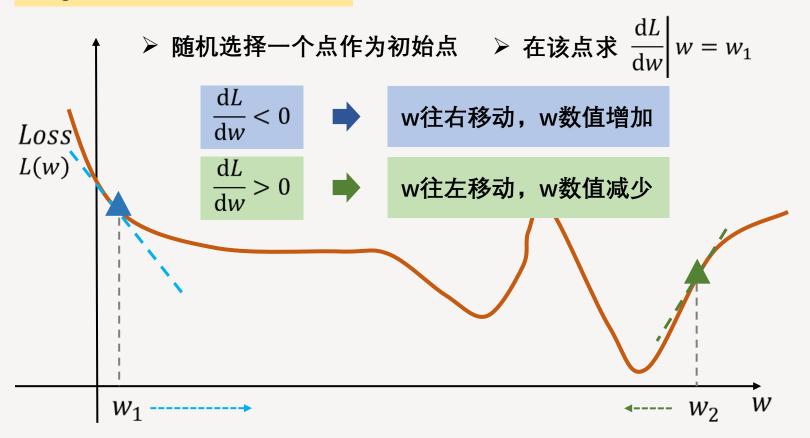
$$f^* = \underset{w,b}{\operatorname{argmin}} L(f)$$



Method: Gradient Descent

怎么找到Loss的最小值?(以一个参数w为例)

Target: 找到使Loss值最小的w

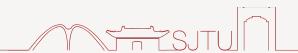


参数会:

沿着导数的反方向更新

$$w_{new} = w_{old} - \alpha \cdot \frac{\mathrm{d}L}{\mathrm{d}w}$$

这里 α 为学习率 即下降的速度和步长

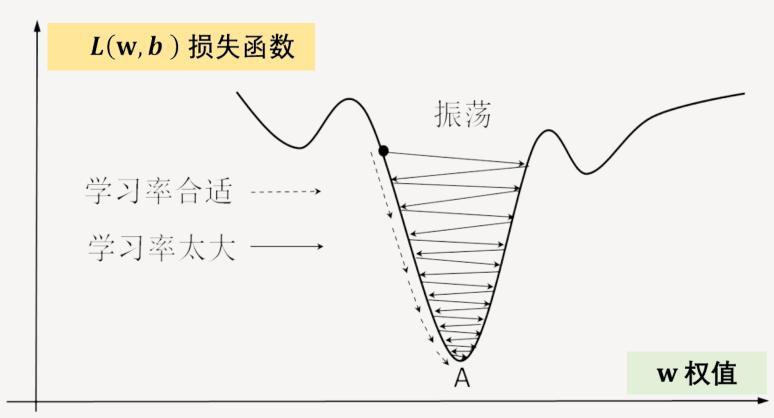


学习率 (Learning Rate)

学习率(Learning Rate)表示参数学习的效率,即参数更新的速度。

$$w_1 = w_0 - \alpha \cdot \frac{\partial L}{\partial w_0}$$

$$b_1 = b_0 - \alpha \cdot \frac{\partial L}{\partial b_0}$$



那学习率到底怎么设置才合适呢?

$$\alpha^t = \frac{\alpha}{\sqrt{t+1}}$$

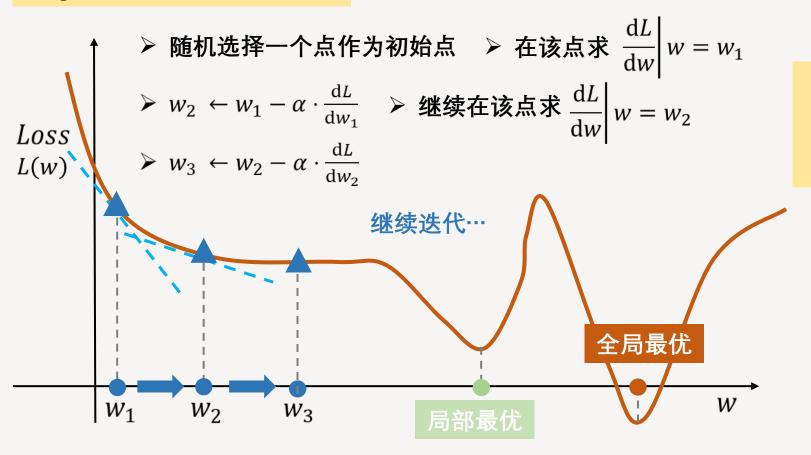
策略之一:可以随着更新次数增多

选择更小的Learning Rate…

Method: Gradient Descent

设置好learning rate之后,接下来开始参数的更新

Target: 找到使Loss值最小的w



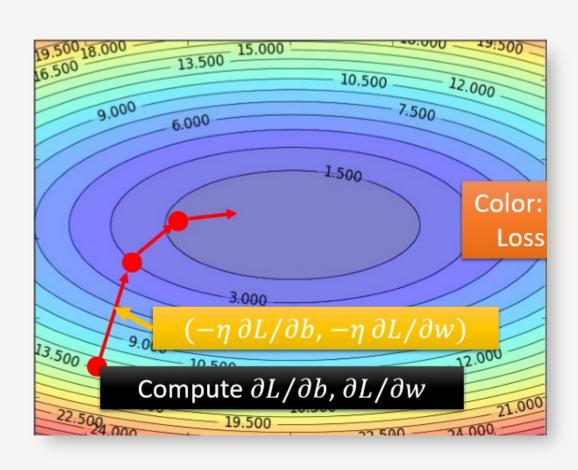
一个参数情况下 参数会 沿着导数的反方向更新

$$w_{new} = w_{old} - \alpha \cdot \frac{\mathrm{d}L}{\mathrm{d}w}$$

这里 α 为学习率 即下降的速度和步长



线性回归都是凸集的,不用担心他陷入局部最优



- 没有局部最优
- 从任意一个地方都能到达整体最优

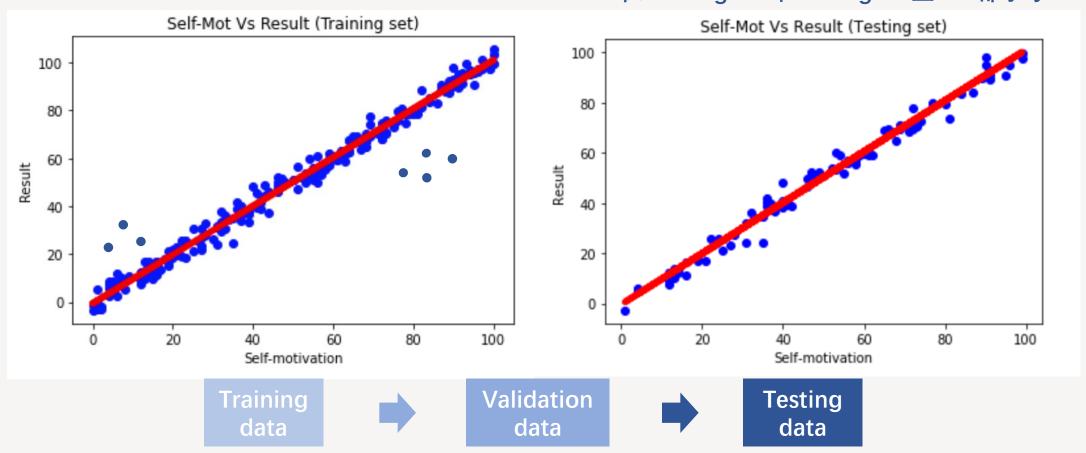
$$\frac{\partial L}{\partial w} = \sum_{i=1}^{n} [f(x^i) - \hat{y}^i] x^i$$

$$\frac{\partial L}{\partial b} = \sum_{i=1}^{n} [f(x^i) - \hat{y}^i]$$



用训练集训练出来的model,还需要在测试集上测试

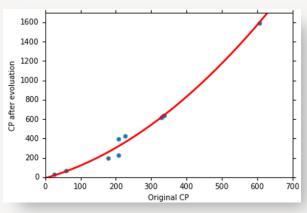
在training set 和testing set上loss都小才√



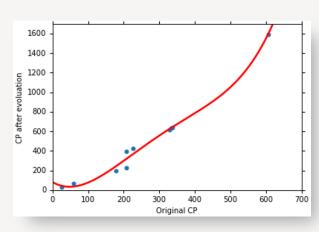
但真实的数据,往往不这么好训练,可能分布并不会这么"集中"。

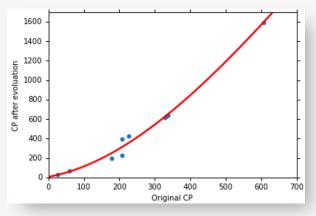


如果想更好去拟合训练集,可以设计更复杂的模型

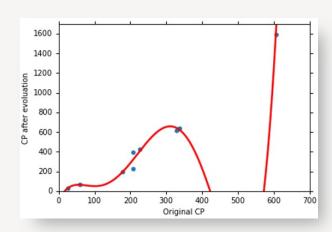


$$y = w_1 x_1 + w_2 x_1^2 + b$$





$$y = w_1 x_1 + w_2 x_1^2 + w_3 x_1^3 + b$$

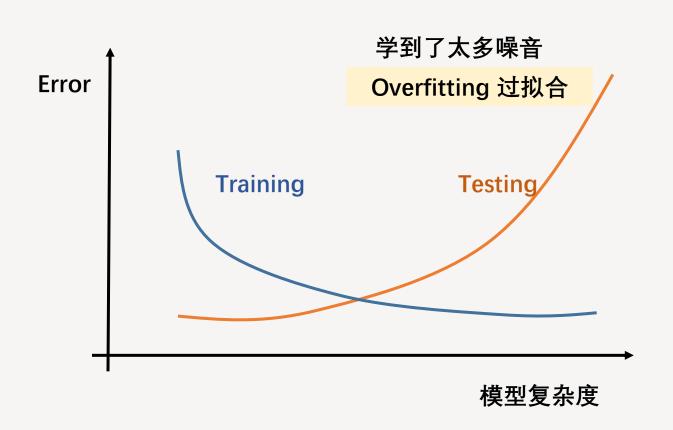


	Training	Testing
1	31.9	35.0
2	15.4	18.4
3	15.3	18.1
4	14.9	28.2
5	12.8	232.1

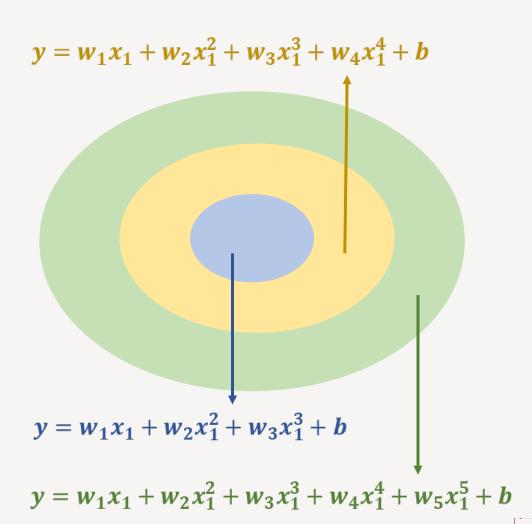
$$y = w_1 x_1 + w_2 x_1^2 + w_3 x_1^3 + w_4 x_1^4 + b$$

$$y = w_1 x_1 + w_2 x_1^2 + w_3 x_1^3 + w_4 x_1^4 + b$$
 $y = w_1 x_1 + w_2 x_1^2 + w_3 x_1^3 + w_4 x_1^4 + w_5 x_1^5 + b$

不同模型在训练集和测试集上的表现



复杂的模型可表达的内容更丰富,学到的东西更多。



以下对线性回归表述正确的是?

- A 线性回归可以确定自变量X对目标值Y的影响程度
- 多 线性回归的目标值Y必须是定量的,如"得分"、"收入"
- 线性回归的自变量X不一定是定量的,可以是分类变量,如 "性别"、"民族"等。

Question & Demo