



深度学习应用开发 基于TensorFlow的实践

吴明晖 李卓蓉 金苍宏

浙江大学城市学院

计算机与计算科学学院

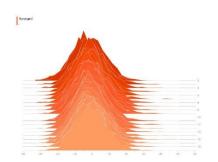
Dept. of Computer Science Zhejiang University City College

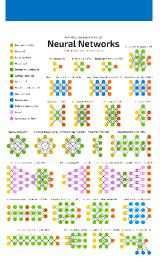










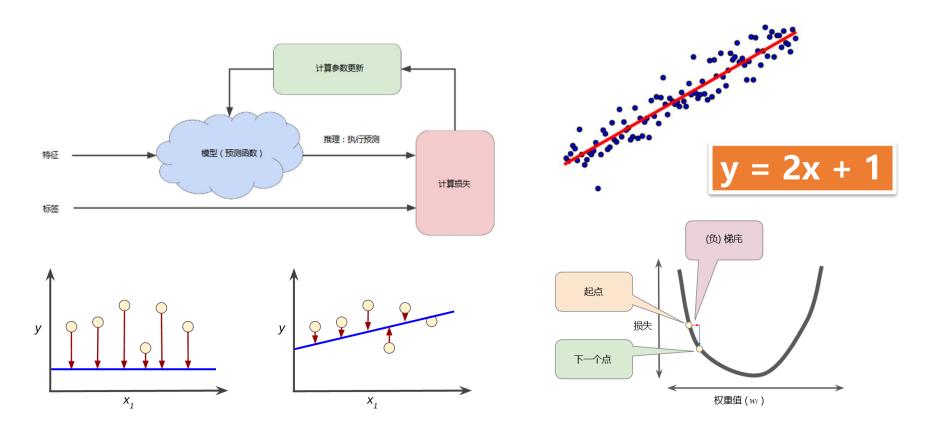




线性回归 TensorFlow实战



第六讲 线性回归问题?用一个神经元搞定!





监督式机器学习



监督式机器学习





机器学习系统:

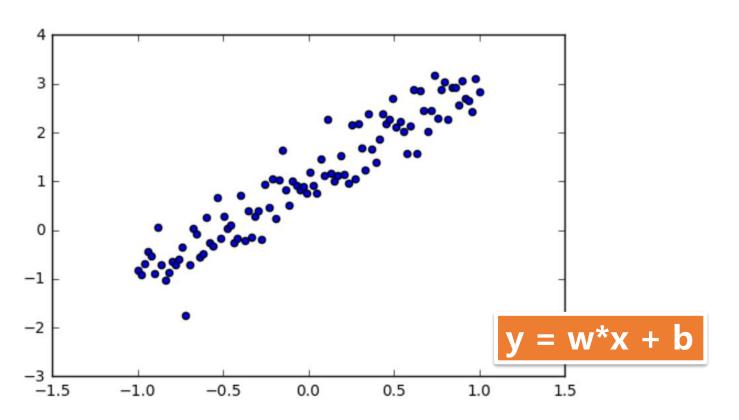
通过学习如何组合输入信息 来对未见过的数据 做出有用的预测

本讲课程部分内容基于"机器学习速成课程" https://developers.google.cn/machine-learning/crash-course/





简单的线性回归案例



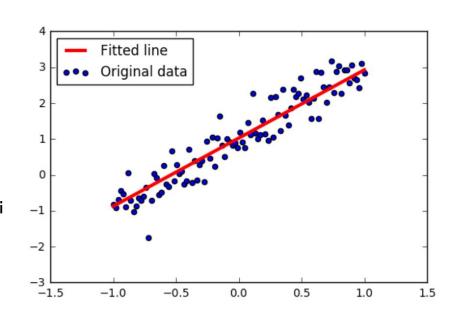


术语:标签和特征



标签是我们要预测的真实事物: **y** 线性回归中的y变量

特征是指用于描述数据的输入变量: x_i 线性回归中的 {x₁, x₂, ···, x_n} 变量





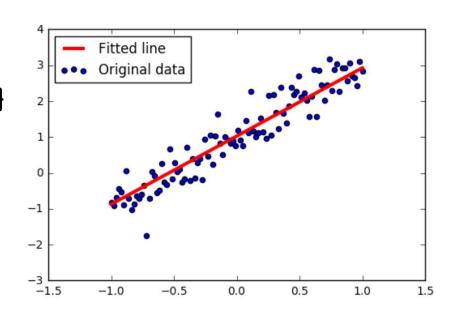
术语: 样本和模型



样本是指数据的特定实例: x

有标签样本具有{特征,标签}: {x,y} 用于训练模型

无标签样本具有{特征,?}: {x,?}
用于对新数据做出预测





术语: 样本和模型



样本是指数据的特定实例: x

有标签样本具有{特征,标签}: {x,y}

用于训练模型

无标签样本具有{特征, ? }: {x, ?}

用于对新数据做出预测

模型可将样本映射到预测标签: y'

由模型的内部参数定义,这些内部参数值是通过学习得到的



术语:训练



训练模型表示通过有标签样本来学习(确定)所有权重和偏差的理想值

在监督式学习中,机器学习算法通过以下方式构建模型:

检查多个样本并尝试找出可最大限度地减少损失的模型

这一过程称为经验风险最小化



术语:损失



损失是对糟糕预测的惩罚: 损失是一个数值,表示对于单个样本而言模型 预测的准确程度

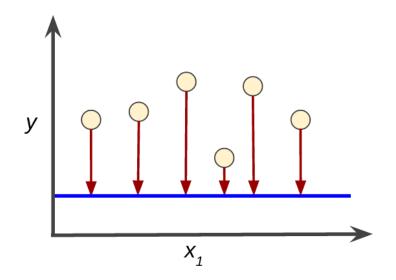
如果模型的预测完全准确,则损失为零,否则损失会较大

训练模型的目标是从所有样本中找到一组平均损失"较小"的权重和偏差

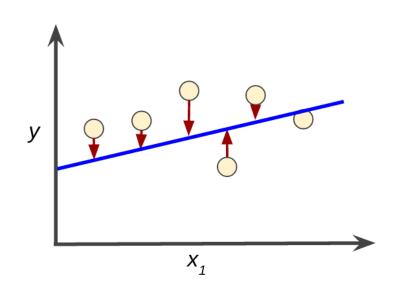


损失





左侧模型的损失较大



右侧模型的损失较小



定义损失函数



L₁损失: 基于模型预测的值与<u>标签</u>的实际值之差的绝对值

平方损失: 一种常见的损失函数, 又称为 L₂ 损失

均方误差(MSE)指的是每个样本的平均平方损失

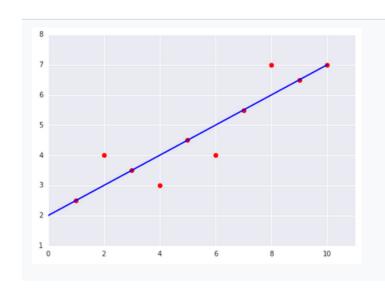
$$MSE = rac{1}{N} \sum_{(x,y) \in D} (y - prediction(x))^2$$

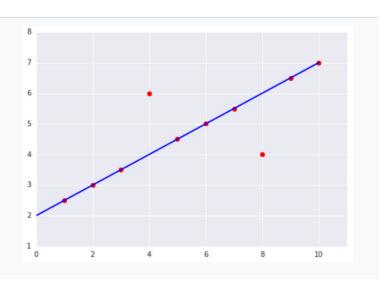






以下曲线图中显示的两个数据集,哪个数据集的均方误差(MSE)较高?





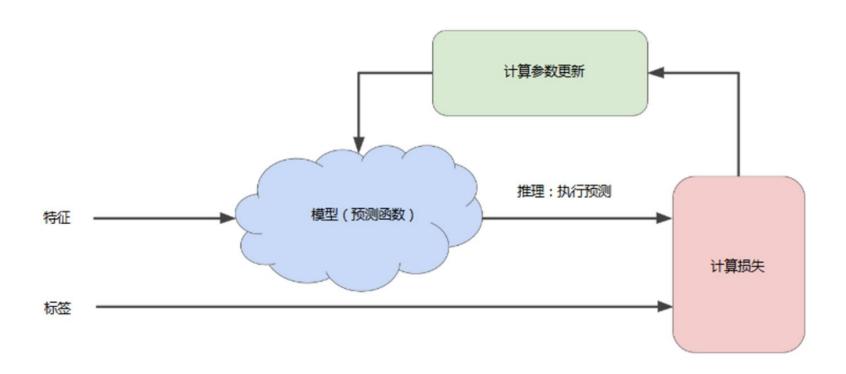


模型训练与降低损失



训练模型的迭代方法







要点

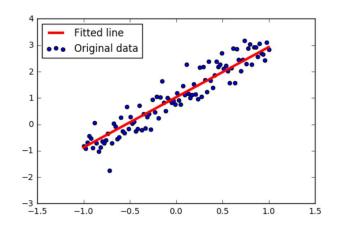


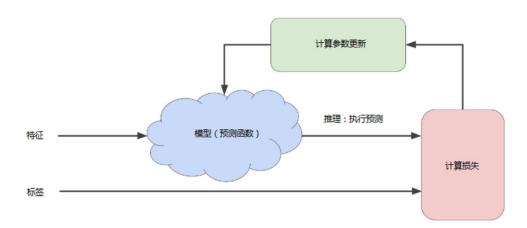
模型训 练要点

首先对权重w和偏差b进行初始猜测

然后反复调整这些猜测

直到获得损失可能最低的权重和偏差为止



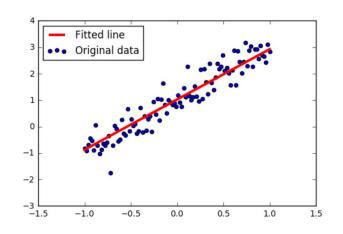


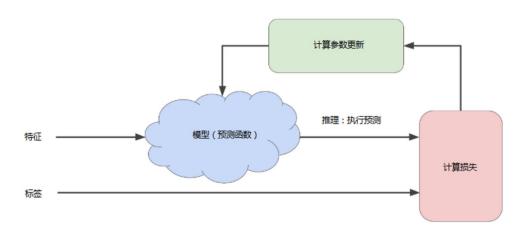




在学习优化过程中,机器学习系统将根据所有标签去重新评估所有 特征,为损失函数生成一个新值,而该值又产生新的参数值。

通常,您可以不断迭代,直到总体损失不再变化或至少变化极其缓慢为止。这时候,我们可以说该模型已**收敛**

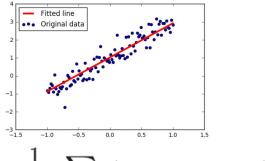






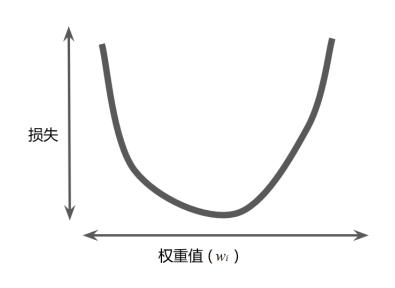






$$MSE = rac{1}{N} \sum_{(x,y) \in D} (y-prediction(x))^2$$

pred = w*x + b

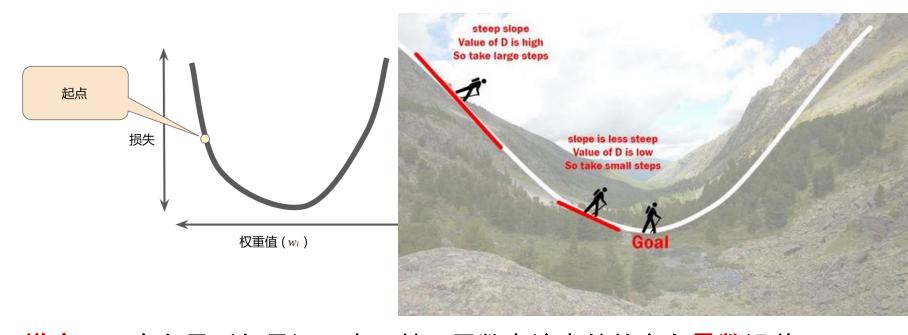


该线性回归问题产生的损失与权重图为<mark>凸形</mark> 凸形问题只有一个最低点;即只存在一个斜率正好为 0 的位置 这个最小值就是损失函数收敛之处





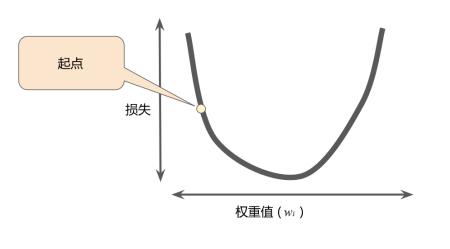




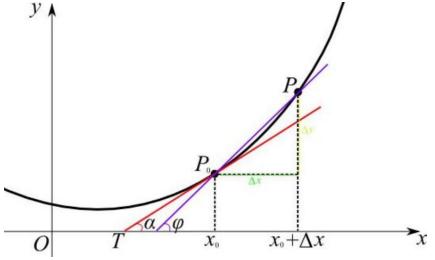
梯度: 一个向量(矢量),表示某一函数在该点处的方向导数沿着该方向取得最大值,即函数在该点处沿着该方向(此梯度的方向)变化最快,变化率最大







$$f'(x_0) = \lim_{\Delta x \to 0} \frac{\Delta y}{\Delta x} = \lim_{\Delta x \to 0} \frac{f(x_0 + \Delta x) - f(x_0)}{\Delta x}$$

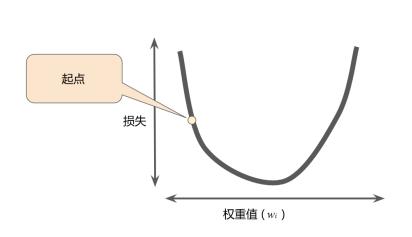


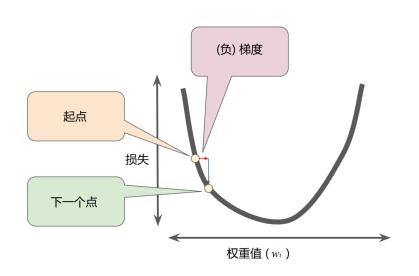
梯度: 一个向量(矢量),表示某一函数在该点处的方向<mark>导数</mark>沿着该方向取得最大值,即函数在该点处沿着该方向(此梯度的方向)变化最快,变化率最大





梯度是矢量: 具有方向和大小





沿着负梯度方向进行下一步探索



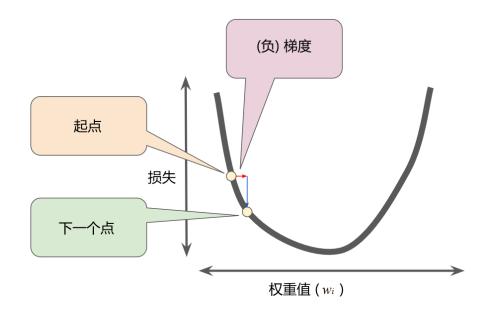
学习率



沿着负梯度方向进行下一步探索,前进多少合适?

用梯度乘以一个称为**学习速率** (有时也称为**步长**)的标量, 以确定下一个点的位置

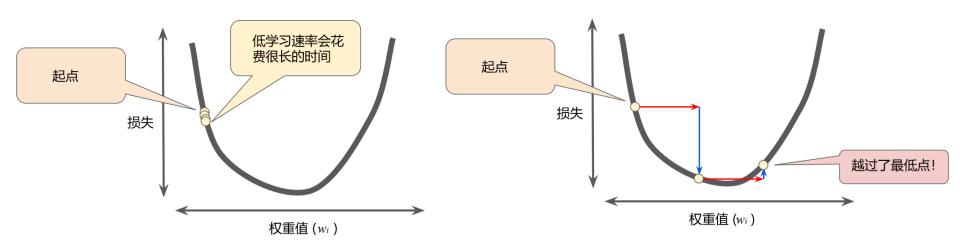
例如:如果梯度大小为 2.5,学习速率 为 0.01,则梯度下降法算法会选择距离 前一个点 0.025 的位置作为下一个点





学习率





梯度学习速率过小

梯度学习速率过大







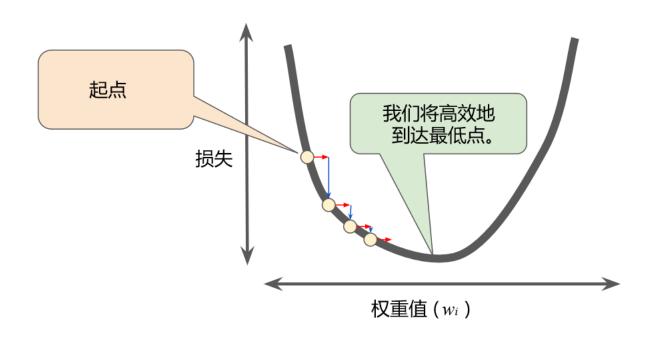






学习率









在机器学习中,<mark>超参数</mark>是在开始学习过程<mark>之前</mark>设置值的参数,而不 是通过训练得到的参数数据

通常情况下,需要对超参数进行优化,选择一组好的超参数,可以 提高学习的性能和效果

超参数是编程人员在机器学习算法中用于调整的旋钮

典型超参数: 学习率、神经网络的隐含层数量……