**第3章 逻辑回归模型的训练**

本章首先回顾多元微积分基础。阐述描述多元函数局部特性的梯度、偏导数、方向导数、赫森矩阵等概念。之后介绍多元函数的驻点、局部极小点、全局最小点和鞍点。

梯度下降法是基于函数局部一阶特性的优化算法。它是神经网络和深度学习中最重要的训练算法。本文介绍梯度下降法的原理及其各种变体。赫森矩阵包含函数的二阶特性。本章介绍基于函数二阶特性的优化算法——牛顿法和共轭方向法。最后，将上述优化算法应用到逻辑回归模型的训练中。

阅读完本章，读者应能理解逻辑回归、神经网络和深度学习的训练原理。

**3.1 多元微积分**

本节名为“多元微积分”，其实我们主要关注多元微分。它刻画了函数的局部特性。寻找函数的最小点就利用了这些局部特性。

**3.1.1 梯度**

回忆一下一元函数的可导性及其导数：

（3.1）

如果极限（3.1）存在则在可导。是自变量空间的某一点。是一个变化量，决定了另一点。在的图像中用一条直线连接和两点，称为割线。式（3.1）极限里的商是割线的斜率。随着趋近于0，割线的极限是在的切线。割线斜率的极限是切线的斜率。如图3-1所示。

图3-1 一元函数的割线、切线和斜率

也可以视作自变量从变化到过程中的平均变化（速）率。是平均变化（速）率的极限——在的瞬时变化（速）率。

在一元情况下，自变量只能沿着一个方向（轴）前后运动。可以用瞬时变化（速）率定义导数。如果是多元函数，自变量是向量，它可以沿无数方向运动。这种情况下不能以类似式（3.1）那样定义的导数。

对一元函数，在点构造一个以为自变量的仿射变换：

（3.2）

令，容易看出。根据式（3.1）有：

（3.3）

所以可以写成一个仿射变换加上余项：

（3.4）

其中有：

（3.5）

如果满足式（3.5），称是变化幅度的高阶无穷小。当向靠近，即趋近于0时，也随之消失（趋近于0）。且消失得比更快。

反过来，如果在附近的变化可以写成一个仿射变换加上余项：，其中是的高阶无穷小，那么：

（3.6）

式（3.6）的极限存在说明在可导。所以在可导等价于它在附近的值可以被一个仿射函数近似。该近似与的误差是的高阶无穷小。仿射函数的斜率就是。

可导的仿射近似定义可以扩展到多元函数。假设一个变化向量。如果作为的函数可以被一个仿射变换近似：

（3.7）

其中是的高阶无穷小：

（3.8）

式（3.7）中的是一个向量，就是多元函数在的梯度（gradient）。的近似仿射变换是：

（3.9）

如果忽略近似误差，在附近可认为图像就是仿射的图像——超平面。如图3-2所示。

图3-2 多元函数的导——梯度

是函数在附近的一阶近似。它的特性就是在附近的局部一阶特性。如果自变量是n维，则的图像是n+1维空间中一张超平面。该超平面的法向量是n+1维向量，即给梯度添加一维常量-1。第1章曾经介绍，仿射函数的全部特性体现在中：的方向决定超平面的朝向，决定超平面的倾斜程度。所以的局部一阶特性都包含在梯度中。