

机器学习-第八讲课后作业

姓名：周宝航 学号：2120190442 专业：计算机科学与技术

一、问题描述

1. 考虑两层网络函数

$$y_k(x, w) = \sigma\left(\sum_{j=1}^M w_{kj}^{(2)} h\left(\sum_{i=1}^D w_{ji}^{(1)} x_i + w_{j0}^{(1)}\right) + w_{k0}^{(2)}\right),$$

其中，隐含单元非线性激活函数是 Logistic sigmoid 函数

$$\sigma(a) = \{1 + \exp(-a)\}^{-1}$$

证明：存在一个准确计算相同函数的等价网路，但该等价网络隐含单元激活函数是 $\tanh(a)$ 函数

$$\tanh(a) = \frac{e^a - e^{-a}}{e^a + e^{-a}}.$$

2. 考虑多目标变量回归问题，假设目标标量对输入矢量 x 的条件分布满足高斯分布 $p(t|x, w) = N(t|y(x, w), \Sigma)$ 。其中 $y(x, w)$ 是网络在输入矢量 x 和权矢量 w 时的输出， Σ 是目标变量上高斯噪声的协方差矩阵。已知独立观测量集合 $\{x, t\}$ ，如果假设 Σ 是不变和已知的，那么为了找到 w 的最大似然解必须最小化的误差函数是什么？现在假设 Σ 也是由数据决定的，写出 Σ 最大似然解的表达式。注意参数 w 和 Σ 的优化是耦合的。

二、基本思路

1. 假设我们已经有一个隐含层的激活函数为 logistic sigmoid 的神

神经网络。我们考虑其隐含层的线性运算的输出结果为： w ，那么经过

激活函数后的输出值为： $\sigma(w) = \frac{1}{1 + \exp(-w)}$ 。而为了保证替换激活函数

为 $\tanh(a)$ 后，神经网络的输出仍与之前一致，我们可以建立等式：

$\sigma(w) = \tanh(w')$ 。其中 w' 表示激活函数为 $\tanh(a)$ 时，神经网络的隐含层线性运算结果。如果证明两种激活函数对应的神经网络是等价的，那么只需要前面的方程中 w' 存在实数解即可。我们将等式展开得到：

$$\frac{1}{1 + e^{-w}} = \frac{e^{w'} - e^{-w'}}{e^{w'} + e^{-w'}}$$

对上式化简可以得到： $w' = \frac{\ln(2e^w + 1)}{2}$ 。由此，我们可以知道：对于相

同输出值， $\tanh(a)$ 激活函数总有对应的输入值保证与 logistic sigmoid 函数相同。所以，证得：存在一个准确计算相同函数的等价网路，但该等价网络隐含单元激活函数是 $\tanh(a)$ 函数。

2. 假设 Σ 是不变和已知的，那么寻找 w 的最大似然解必须最小化

的误差函数是： $\frac{1}{2} \sum_{i=1}^N (t_i - y(x_i, w))^2$ 。我们考虑权值为 \hat{w} 的似然函数：

$$L(\{x, t\}; \hat{w}, \Sigma) = \frac{1}{(2\pi)^{2/N}} \frac{1}{|\Sigma|^{1/2}} \exp\left\{-\frac{1}{2} (t - y(x, \hat{w}))^T \Sigma^{-1} (t - y(x, \hat{w}))\right\}。$$

我们对上面的损失函数取对数并令协方差矩阵的偏导数为 0，解方程可以得到协方差矩阵的最大似然表达式为：

$$\Sigma = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (t_i - y(x_i, \hat{w}))(t_i - y(x_i, \hat{w}))^T。$$