# 统计学习实验三：Logistics Regression

王嗣萱 2018110601014

## 1 实验原理

### 1.1 Logistic 分布

Logistic 分布是一种连续型的概率分布，其分布函数和密度函数分别为：
$F(x) = P(X \leq x) = \frac{1}{1+e^{-(x-\mu)/\gamma}}$
$f(x) = F^{'}(X \leq x) = \frac{e^{-(x-\mu)/\gamma}}{\gamma(1+e^{-(x-\mu)/\gamma})^2}$
其中，$\mu$ 表示位置参数，$\gamma$ 为形状参数。我们可以看下其图像特征：

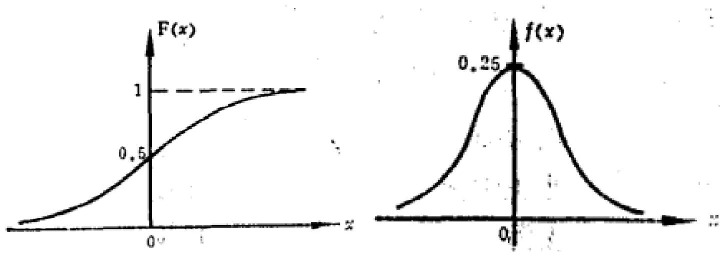


**图 1:** Logistic 分布

Logistic 分布是由其位置和尺度参数定义的连续分布。Logistic 分布的形状与正态分布的形状相似，但是 Logistic 分布的尾部更长，所以我们可以使用 Logistic 分布来建模比正态分布具有更长尾部和更高波峰的数据分布。在深度学习中常用到的 Sigmoid 函数就是 Logistic 的分布函数在 $\mu = 0, \gamma = 1$ 的特殊形式。

### 1.2 Logistic 回归

本次实验中考虑'0'，'1' 的二分类问题，即一个伯努利分布
$P(y = 1|x; \theta) = h_\theta(x)$
$P(y = 0|x; \theta) = 1 - h_\theta(x)$
可以将其合并为一个表达式：
$P(y|x; \theta) = (h_\theta(x))^y(1 - h_\theta(x))^{1-y}$
logistic regression 的目标函数是根据最大似然思想求得的。似然函数为：
$L(\theta) = \prod_{i=1}^{n}(h_\theta(x^i))^{y^i}(1 - h_\theta(x^i))^{1-y^i}$
对 $L(\theta)$ 求对数可以得到:
$l(\theta) = -logL(\theta) = -\sum_{i=1}^{n}[y^i log(h_\theta(x^i)) + (1 - y^i)log(1 - h_\theta(x^i))]$
使用 $J(\theta) = \frac{1}{m}l(\theta)$ 作为 logistic regression 的目标函数

### 1.3

## 2 Python 代码实现

## 3 结果及图形展示

## 4 总结体会