

# Coursera Machine Learning Week3

[Coursera Machine Learning] (<https://www.coursera.org/learn/machine-learning/home/welcome>) Lunar's note

MachineLearning Coursera`

## Coursera Machine Learning Week3

### 分类问题 Classification

1. Linear regression 不适用分类问题
2. Logistic Regression
3. 高级优化 Advanced Optimization
4. 多元分类 Multiclass classification

### 过度拟合问题 Overfitting

1. 欠拟合 ( underfit 或 High bias )
2. 过拟合 ( overfitting )
3. 解决过度拟合
4. 正则化

## 分类问题 Classification

### 1. Linear regression 不适用分类问题

### 2. Logistic Regression

- Model: Logistic function (Sigmoid function)

$$h_{\theta}(x) = \frac{1}{1 + e^{-\theta^T x}}$$

- Hypothesis Representation

$$h_{\theta}(x) = P(Y = 1 | x; \theta)$$

- Decision boundary 决策边界

$\theta^T x$  就是决策边界，在边界的不同side做不同决策，比如说  $\theta_0 + \theta_1 x_1 + \theta_2 x_2$  在图像中就是一条直线，直线上方和下方是不同class

非线性决策边界 一次多项式不适用时可以使用高阶多项式

- 代价函数 cost function 线性回归中的代价函数用在这里会变成非凸函数 ( non-convex ) 所以要使用不同的代价函数 (极大似然估计 maximum likelihood estimation)

$$Cost(h_{\theta}(x), y) = \begin{cases} -\log(h_{\theta}(x)) & (y=1) \\ -\log(1-h_{\theta}(x)) & (y=0) \end{cases}$$

- 简化版本  $Cost(h_{\theta}(x), y) = -y \log(h_{\theta}(x)) - (1 - y) \log(1 - h_{\theta}(x))$   
 $y = 0 \text{ or } 1$

- $J(\theta) = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m Cost(h_{\theta}(x^{(i)}), y^{(i)})$

- 拟合参数 fit parameters 梯度下降 Gradient Descent 方法和线性回归一样

### 3. 高级优化 Advanced Optimization

- Conjugate gradient
- BFGS
- L-BFGS

advantages :

- 不需要选择学习速率
- 比梯度下降更快

disadvantages :

- 更复杂

### 4. 多元分类 Multiclass classification

One-vs-all

分成n次二元分类问题,选取 $\max(h_{\theta}^{(i)}(x))$

## 过度拟合问题 Overfitting

### 1. 欠拟合 ( underfit 或 High bias )

预测偏差较大

### 2. 过拟合 ( overfitting )

( 或 High variance ) 对于训练集拟合得很好, 但是对new example表现不佳。

### 3. 解决过度拟合

- 减少特征变量
- 正则化 ( Regularization )

### 4. 正则化

减小某些特征值的参数值( $\theta^i$ ), 通常我们能获得一个更“简单”的假设("Simpler" hypothesis), 更不易于过度拟合。

- How

使用新的cost function

$$J(\theta) = \frac{1}{2m} [\sum_{i=1}^m (h_{\theta}(x^{(i)}) - y^{(i)})^2 + \lambda \sum_{j=1}^n \theta_j^2]$$

那么最小化 $J(\theta)$ 的过程中 ( 使用梯度下降或者正规方程都可以 ),  $\theta_j$ 也会逐渐变小。但是过大的 $\lambda$ 比如 $10^9$ 会导致欠拟合。

- ◦ Logistic regression中的正则化, 注意cost function中最后一项

$$J(\theta) = -[\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m -y \log(h_{\theta}(x)) + (1-y) \log(1-h_{\theta}(x))] + \frac{\lambda}{2m} \sum_{j=1}^n \theta_j^2$$