

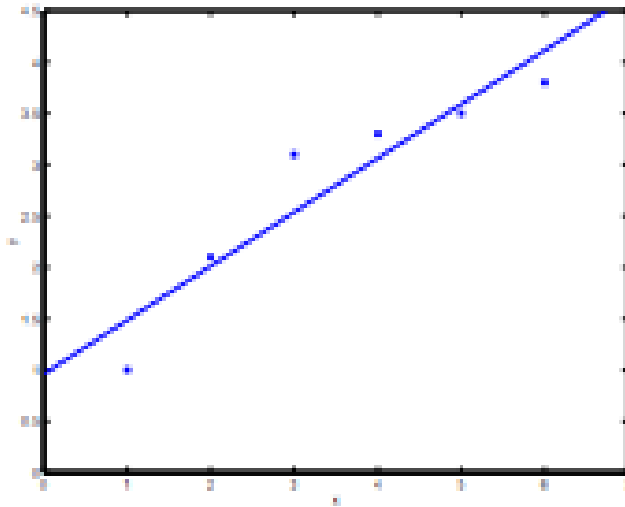
# Регуляризация

Доц. д-р Ивайло Пенев

Кат. „Компютърни науки и технологии“

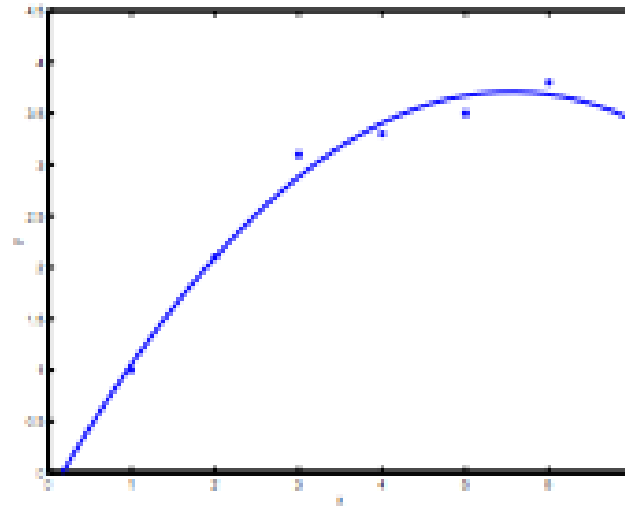
# Overfitting

- Предсказваме  $y$  от  $x \in R$

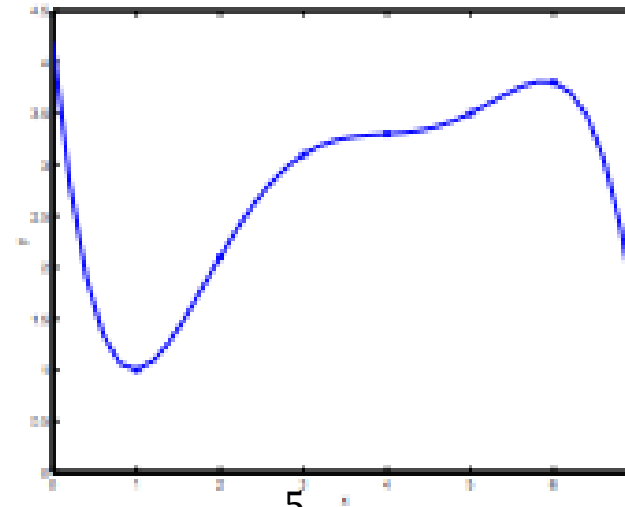


$$y = \theta_0 + \theta_1 x$$

**Underfitting**



$$y = \theta_0 + \theta_1 x + \theta_2 x^2$$



$$y = \sum_{j=0}^5 \theta_j x^j$$

**Overfitting**

# Underfitting - overfitting

- Underfitting (high bias) – формата на функцията на хипотезата не описва точно тренда на обучителните данни – функцията е твърде проста или се състои от малко променливи
- Overfitting (high variance) – хипотезата описва точно обучителните данни, но не предсказва вярно нови данни, т.е. не е обобщаваща за нови данни – функцията е твърде сложна
- Тези проблеми са характерни за линейна и логаритмична регресия

# Методи за справяне с overfitting

## 1. Намаляване на броя на променливите

- Избираме кои променливи да останат в хипотезата
- Използваме алгоритъм за избор на модел (model selection algorithm)

## 2. Регуляризация (regularization)

- Запазваме всички променливи, но намаляваме степента на параметрите  $\theta_j$
- Регуляризацията се използва, когато в хипотезата имаме променливи с по-малка важност

# Регуляризация на параметри

- При overfitting на хипотезата можем да намалим степента на някои терми ( $\theta_j x$ ), като увеличим тяхната цена
- $\theta_0 + \theta_1 x + \theta_2 x^2 + \theta_3 x^3 + \theta_4 x^4$  - намаляваме влиянието на  $\theta_3 x^3$  и  $\theta_4 x^4$  без да ги премахваме от функцията и без да променяме формата на кривата
- Функцията на цената може да придобие например следния вид:

$$\min_{\theta} \frac{1}{2m} \sum_{i=1}^m (h_{\theta}(x^{(i)}) - y^{(i)})^2 + 1000 \cdot \theta_3^2 + 1000 \cdot \theta_4^2$$

- За да приближим цената към нула, трябва да намалим  $\theta_3, \theta_4 \Rightarrow \theta_3 \approx 0, \theta_4 \approx 0$  – в резултат ще намалим стойностите на термите  $\theta_3 x^3, \theta_4 x^4$  в хипотезата

# Обобщение на регуляризацията

- Можем да приложим регуляризация на всички параметри в цената, т.е.:

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

- $\lambda$  – параметър на регуляризацията – определя колко да се увеличи стойността на параметрите  $\theta$
- С използване на регуляризацията можем да „изгладим“ кривата на хипотезата, за да намалим overfitting
- Ако  $\lambda$  има много голяма стойност, може да се получи underfitting

# Регуляризирана линейна регресия – градиентно спускане

Повтаряй до достигане на минимум на  $\phi$ -та на цената  $J(\theta)$

{

$$\theta_0 := \theta_0 - \alpha \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (h_{\theta}(x^{(i)}) - y^{(i)}) x_0^{(i)}$$

$$\theta_j := \theta_j - \alpha \left[ \left( \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (h_{\theta}(x^{(i)}) - y^{(i)}) x_j^{(i)} \right) + \frac{\lambda}{m} \theta_j \right] \text{ за } j = 1, 2, \dots, n$$

}

- Термът  $\frac{\lambda}{m} \theta_j$  представлява регуляризацията
- С известни преобразувания правилото за  $\theta_j$  може да се представи така:

$$\theta_j := \theta_j \left( 1 - \alpha \frac{\lambda}{m} \right) - \alpha \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (h_{\theta}(x^{(i)}) - y^{(i)}) x_j^{(i)}$$

# Нормално уравнение с регуляризация

$$\theta = (X^T X + \lambda \cdot L)^{-1} X^T y$$

, където

$$L = \begin{bmatrix} 0 & & \\ & 1 & \\ & & 1 \end{bmatrix}$$

- $L$  има размерност  $(n+1) \times (n+1)$  – идентичната матрица, умножена с единствено реално число  $\lambda$
- Ако  $m < n$ , то матрицата  $X^T X$  е неинвертируема
- Когато добавим терм  $\lambda \cdot L$ , то  $X^T X + \lambda \cdot L$  става инвертируема



# Функция на цената с регуляризация

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

- Регуляризирана функция на цената

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

- Второто събираемо  $\frac{\lambda}{2m} \sum_{j=1}^n \theta_j^2$  изключва от сумата параметъра  $\theta_0$

# Градиентно спускане при регуляризирана логаритмична регресия

Повтаряй до достигане на минимум на  $\phi$ -та на цената  $J(\theta)$

{

$$\theta_0 := \theta_0 - \alpha \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (h_{\theta}(x^{(i)}) - y^{(i)}) x_0^{(i)}$$

$$\theta_j := \theta_1 - \alpha \left[ \left( \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (h_{\theta}(x^{(i)}) - y^{(i)}) x_j^{(i)} \right) + \frac{\lambda}{m} \theta_j \right] \text{ за } j = 1, 2, \dots, n$$

}

, където

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