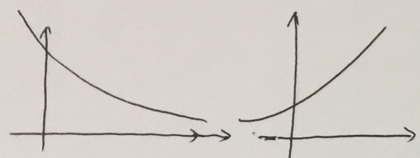
6. SVM.

logistic regression

cost: $-(y\log h_\theta(x) + (1-y)\log(1-h_\theta(x)))$

1. 分类，可计算概率.

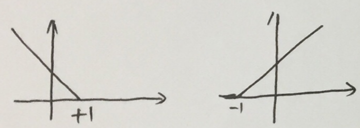


$y=1 \quad \theta^T x >> 0$ $\qquad$ $y=0, \ \theta^T x << 0$

线性：两者可互换.
非线性：核函数，只用SVM

SVM

cost: $\min_\theta C\sum_{i=1}^{m}[y^{(i)}\text{Cost}_1(\theta^T x^{(i)}) + (1-y^{(i)})\text{Cost}_0(\theta^T x^{(i)})] + \frac{1}{2}\sum_{i=1}^{n}\theta_i^2$



$y=1 \quad \theta^T x \geq 1$ $\qquad$ $y=-1 \quad \theta^T x \leq -1$

problem & solution

可分问题

目标：$\begin{cases} \min \frac{1}{2}\|w\|^2 \\ y_i(wx_i+b) \geq 1 \end{cases}$

对偶问题.

$\begin{cases} \max_\alpha \sum_{i=1}^{m}\alpha_i - \frac{1}{2}\sum_{i=1}^{m}\sum_{j=1}^{m}\alpha_i\alpha_j y_i y_j x_i^T x_j \\ s.t. \ \sum_{i=1}^{m}\alpha_i y_i = 0 \qquad \alpha_i \geq 0 \end{cases}$

SMO算法

step1. 选择 α_i, α_j. $\begin{cases} \alpha_i: \text{违背KKT最大} \\ \alpha_j: |E_i - E_j| \text{最大} \end{cases}$

step2. 固定其它参数，求对偶式，更新 α_i, α_j.

不可分

核方法

$K(x_i, x_j) = \langle\phi_i, \phi_j\rangle$ ← 高维映射内积.

低维，在函数中的相似性.

常用 $\begin{cases} \text{高斯核：} \exp\left(-\frac{\|x_i - x_j\|^2}{2\delta^2}\right) \\ \text{线性核} \quad K(x_i, x_j) = x_i^T x_j \end{cases}$

软间隔.

$\begin{cases} \text{目标函数同硬间隔} \\ 0 \leq \alpha_i \leq C \quad \text{不同类.} \end{cases}$