SVM 推导

baiyun

baiyunpeng20@mails.ucas.ac.cn

1 符号定义

对于二分类问题,我们有如下定义:

- 1. 假定某一个点的特征向量为: $X_i = x_1, x_2, ..., x_n$.
- 2. 所求的超平面为:WX + b = 0.
- 3. 若点在平面上方, 即 $y_i = 1$, 有: $W^T X_i + b >= 1$.
- 4. 若点在平面上方, 即 $y_i = -1$, 有: $\mathbf{W}^T \mathbf{X}_i + b <= -1$.
- 5. $\mathbf{W}\mathbf{X}_i + b = 1$ 和 $\mathbf{W}\mathbf{X}_i + b = -1$ 被称为支持向量.
- 6. 支持向量之间的距离为: $\frac{2}{||W||}$.

2 开始推导

我们将平面上点所满足的约束条件加入到其中,可以得到 $y_i(\boldsymbol{W^TX_i}+b)>=1$ 。那么我们现在想要让支持向量之间的距离 $\frac{2}{\|\boldsymbol{W}\|}$ 最大,即:

$$max \; \frac{2}{||\boldsymbol{W}||}$$

subject to
$$y_i(\boldsymbol{W^T}\boldsymbol{X_i} + b) >= 1$$

等价于:

$$min \ \frac{1}{2} || \boldsymbol{W} ||$$

又等价于:

$$min \ \frac{1}{2}||oldsymbol{W}||^2$$

这里,我们使用拉格朗日数乘法来进行求解。我们为第i个约束条件设置因子 α_i ,因为我们需要求的是

的最小值,那么我们就需要让约束条件也就是 α_I 与其因子的结果是负的,因为如果这个结果是正的,那么所有的 α_i 取 0,最后的拉格朗日方程就是最小值了。我们让 α_i 取正数,整个方程转化为:

$$g(\mathbf{W}, b) = \frac{1}{2} ||\mathbf{W}||^2 + \sum_{i} \alpha_i (1 - y_i (\mathbf{W}^T \mathbf{X}_i + b))$$

对 W, b 分别求偏导, 有:

$$\frac{\partial g(\boldsymbol{W}, b)}{\partial \boldsymbol{W}} = ||\boldsymbol{W}|| + \sum_{i} -\alpha_{i} y_{i} \boldsymbol{X}_{i}$$
$$\frac{\partial g(\boldsymbol{W}, b)}{\partial b} = -\sum_{i} \alpha_{i} y_{i}$$

令偏导为 0, 得:

$$||\mathbf{W}|| = \sum_{i} \alpha_{i} y_{i} x_{i}$$
$$\sum_{i} \alpha_{i} y_{i} = 0$$

将 ||W|| g((W),b) 中,得到:

$$\frac{1}{2}\left(\sum_{i=1}^{m}\alpha_{i}y_{i}x_{i}\sum_{j=1}^{m}\alpha_{j}y_{j}x_{j}\right) + \sum_{i=1}^{m}\alpha_{i}\left(1 - y_{i}\sum_{j=1}^{m}\alpha_{j}y_{j}x_{j}x_{i} - y_{i}b\right)$$

继续展开:

$$-\frac{1}{2}\sum_{i}^{m}\sum_{j}^{m}\alpha_{i}\alpha_{j}y_{iyj}x_{i}x_{j} - b\sum_{i}^{m}\alpha_{i}y_{i} + \sum_{i}^{m}\alpha_{i}$$

在将 $\sum_i \alpha_i y_i = 0$ 带入该式,得到:

$$-\frac{1}{2}\sum_{i}^{m}\sum_{j}^{m}\alpha_{i}\alpha_{j}y_{iyj}x_{i}x_{j} + \sum_{i}^{m}\alpha_{i}$$

这里,通过 K-T 定理可以知道必然会有 α 存在,但其求解方式则用到了 SMO 方法,这个方法目前还没有掌握,所以先留坑吧。