SVM, AdaBoost, Logistics Regression学习策略与算法的比较

学院	年级	班级	姓名	学号
控制科学与工程	2017级	人工智能与机器人	陈逸群	201700181055

1 学习策略比较

对于Logistic回归模型,其学习策略为:学习一个对数几率的线性回归模型,利用该模型来学习样本的生成概率分布,属于生成模型。根据logistic分布,以二分类为例,给定输入数据x,其输出v的概率为

$$P(y=1|x) = \frac{e^{w \cdot x}}{1 + e^{w \cdot x}}$$

$$P(y=0|x) = \frac{1}{1 + e^{w \cdot x}}$$

其中w是可学习参数。若一个事件的发生概率为p,将一个事件几率定义为 $\frac{p}{1-p}$,那么logistic回归模型的对数几率为 $logit(p)=log(\frac{p}{1-p})=w\cdot x$,为线性模型。

对于SVM模型, 其学习策略为: 对于一个线性可分的样本空间, 学习到一个具有最大几何间隔的超平面将正负样本分开, 从而达到分类的目的。对于线性不可分的样本, 可以采用核函数将其投影到非线性空间, 对于噪声干扰大的数据, 可以采用带松弛变量于惩罚系数的支持向量机, 从而学到能够使正负例样本的几何间隔最大的超平面。

对于AdaBoost模型,其学习策略为:通过训练一系列比随机预测略好的弱分类器,并根据训练时的分类误差率,为每一个弱分类器分配一个权重,从而组成一个最终分类器,达到训练出一个强分类器的目标。

2 算法比较

对于Logistic回归模型,可以采用梯度下降法或者拟牛顿法来求解。

对于SVM,由于当样本容量变得很大的时候,通常的凸优化算法往往变得很低效,以至于无法使用,因此,可以采用SMO (序列最小最优化算法),通过每一次选取两个需要更新的参数,逐步迭代直至满足KKT条件以求得满意解。

对于AdaBoost, 其求解算法为: 在每一次迭代中, 根据前一次的分类误差率对每一个训练样本分配不同的权重, 进而对当前的基本的弱分类器进行训练, 同时根据每一次迭代的分类误差率, 对该基本分类器分配相应的权重。