

基于支持向量机的货币识别应用研究

Research of currency recognition based on support vector machines

蒋琳琼 (中南大学信息科学与工程学院 长沙 410083)

贺建颺 (中南大学信息科学与工程学院 长沙 410083)

(湖南金融货币识别与自助服务平台工程技术研究中心 长沙 410004)

摘要:支持向量机是一种新的基于统计学习理论的机器学习算法,它可以应用于小样本、非线性和高维模式识别。研究了支持向量机的学习算法,依据支持向量机的特点采用了相应的货币特征数据获取及预处理方法,提出采用改进 SMO 训练算法和 DAGSVM 多值分类算法构建的支持向量机用于货币识别,从而达到对货币高效、准确识别。实验结果证实了该方案的有效性。

关键词:支持向量机 货币识别 统计学习理论 模式分类

1 引言

货币识别是对货币——通常是指纸币的币值、真伪进行鉴别,本文以纸币器货币识别为例进行了设计。作为一种特殊的印刷品,不同面值纸币的大小、图案各异,并且为防止伪造,图案和添加的特殊材料都很复杂,尤其是在流通过程中的污染、损伤,给纸币的自动识别造成高度困难。传统的纸币识别是通过寻找并分析大量纸币的特征参数,建立每一种币值的标准特征集,组成标准特征库。识别时,将待识别纸币的采样特征与标准特征库逐一进行模式匹配,根据匹配程度做出结论。由于纸币的污损,造成同一币值纸币特征的分散,因此模式匹配局限性很大。利用不同纸币,甚至同一种纸币的不同部分对不同波长光源的反射及透射能力的不同,抽取不同位置作为输入采样点以及特殊材料在特定光源下所激发的特定光谱,实现纸币识别。

支持向量机^[1] (Support Vector Machine, 简称 SVM) 是根据 Vapnik 的结构风险最小化原则, 尽量提高学习机的泛化能力, 由有限的训练样本得到的小的误差能够保证对独立测试集仍保持小的误差, 它比经验风险原理的人工神经网络 (ANN) 学习算法具有更强的理论依据和更好的泛化性能。另外, 支持向量机算法是一个凸二次优化问题, 能够保证找到的极值解是全局最优解。本文选取合适的纸币采样特征为输入特征, 使用支持向量机算法进行快速高效训练, 实现对纸

币的快速、准确识别。

2 支持向量机及其算法

支持向量机的原理是用分类超平面将空间中两类样本点正确分离, 并取得最大边缘 (正样本与负样本到超平面的最小距离)。该问题可归结为一个二次型方程求解问题^[2], 其数学形式为:

$$\text{Minimize } \Phi(\omega, b) = \frac{1}{2} \|\omega\|^2 = \frac{1}{2} (\omega \cdot \omega) \quad (1)$$

$$y_i (\omega \cdot x_i + b) - 1 \geq 0 \quad i=1, \dots, k \quad (2)$$

范数最小的满足约束的 ω 就是最优分类平面的法向量。目标函数是严格上凹的二次型, 约束函数是下凹的, 这是一个严格凸规划。按照最优化理论中凸二次规划的解法, 可以转化为 Wolfe 对偶问题来求解:

$$\text{Maximize } W(\alpha) = \sum_{i=1}^k \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^k \alpha_i \alpha_j y_i y_j x_i \cdot x_j \quad (3)$$

$$\text{s.t. } \sum_{i=1}^k \alpha_i y_i = 0 \quad (4)$$

$$\alpha_i \geq 0, i=1, 2, \dots, k \quad (5)$$

其中 α_i 是样本点 x_i 的 Lagrange 乘子。根据 Kuhn-Tucker (KKT) 条件, 无效约束所对应的 Lagrange 乘子为 0, 分类规则就仅由恰好在超平面边缘上的少数支持向量决定, 而与其它样本无关。这些样本完全确定了超平面, 称之为支持向量 (Support Vectors)。求解上述问题后得到的最优分类函数是

$$f(x) = \text{sgn} \left\{ \sum_{i=1}^k a_i^* y_i (x \cdot x_i) + b^* \right\} \quad (6)$$

其中: a_i^* --- (3) 式的最优解;

b^* --- 分类的阈值, 可以由任意一个支持向量用式(2)求得或通过两类中任意一对支持向量取中值求得。

线性不可分情况和线性可分情况的差别在于可分模式中的约束条件式(5)中 $a_i \geq 0$, 而在不可分模式中换为了更为严格的条件 $0 \leq a_i \leq C$ 。除此之外, 线性不可分情况中约束最优化问题中权值 ω 和阈值 b 的最优值的计算和线性可分情况的计算过程是相同的。

对于非线性分类问题, 则将其映射到一个高维空间中, 在该空间中线性可分, 并且线性判决只需在高维空间中进行内积运算, 甚至不需要知道采用的非线性变换的形式, 所以避开了高维变化计算问题, 使问题大大简化。内积函数 $K(x_i, x_j)$ 就可以实现某一非线性变换后的线性分类, 而计算复杂度并没有增加, 此时的决策函数变为

$$f(x) = \text{sgn} \left\{ \sum_{i=1}^k a_i^* y_i k(x_i \cdot x_j) + b^* \right\} \quad (7)$$

根据 Hilbert - Schmidt 原理, 只要一种运算满足 Mercer 条件^[3], 就可以作为内积函数使用。目前常用的内积函数主要有:

(1) 多项式核函数

$$K(x, x_i) = [(x \cdot x_i) + 1]^q \quad (8)$$

$q = 1, 2, \dots$;

(2) 径向基核函数

$$K(x, x_i) = \exp\left(-\frac{|x - x_i|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (9)$$

(3) Sigmoid 核函数

$$K(x, x_i) = \tanh(v(x \cdot x_i) + c) \quad (10)$$

根据不同的分类问题, 可以选用不同的核函数, 但目前还没有一个对特定问题选择最佳核函数的有效方法。

从上述讨论可知, 支持向量机最终求得的分类函数中实际只包含与支持向量的内积求和, 因此识别时的计算复杂度取决于支持向量的个数。下面给出分类器错误率的估计。

定理 1 如果一组训练样本能够被一个最优超平面分开, 则对于测试样本分类错误率的期望上界是训练样本中平均的支持向量占总训练样本数的比, 即^[4]

$$E(p(\text{error})) \leq \frac{E[\text{支持向量数}]}{(\text{训练样本总数} - 1)} \quad (11)$$

3 基于支持向量机的货币识别

流通货币的污损导致货币特征类间距小、类内距大, 难以使用预设阈值的模式匹配方法对其进行精确分类^[5], 采用红外、红光、紫外以及磁性等方法检测人民币的性能参数, 设计了基于支持向量机的货币识别算法, 以实现判断真伪, 并读出面额的目的。

3.1 特征数据的获取及预处理

不同国家的纸币具有不同的特征标志(面值和真伪), 需要检测采集多种特征信号才能识别其面额及真伪。本文中主要以人民币为实例, 通过传感器组对纸币进行多点采样, 然后从原始采样数据中选取合适的特征数据并进行必要的预处理, 得到支持向量机的输入数据。

数据采集使用一套光学传感器组和 A/D 转换卡来完成, 如图 1 所示。为了获得有效的整体特征信息, 传感器包括了红外光、红光、紫外光等光学传感器和磁性传感器, 可同时并行采集 10 道数据(采用纵向进钞)。

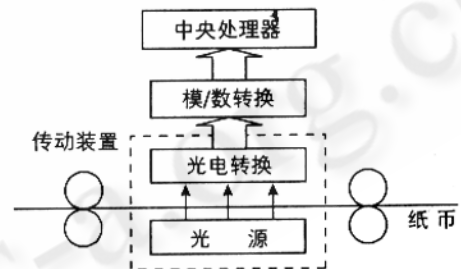


图 1 传感器组

红外、红光、紫外及磁性传感器分布在检测电路板的适当位置。以红光为例, 其分布如下图 2 所示:

每块检测电路板上四个红光传感器, 分布在上左、上右、下左和下右四个位置。每个传感器由两个发射极(小圆圈)和一个接收极(大圆圈)组成。识别纸币时, 传感器发射极发出红光, 接收极收到反馈信号后, 检测板通过相关电路处理并进行 A/D 转换之后把信号传回给母板。最后, 由母板系统中的应用程序调用相应识别算法进行处理并做出最终判断。

由于所采集的特征数据数量大, 含有一定的冗余信息, 不适合直接用于支持向量机, 我们对纸币的原始特征数据采用 PCA 主分量分析方法^[6]进行特征提取。

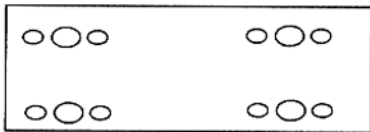


图 2 特殊光发光管分布示意图

每张纸币入纸币识别器有 4 个方向(即正面左向、正面右向、反面左向以及反面右向),20 元人民币正面左向的采样数据经过预处理后的波形图,如图 3 所示。

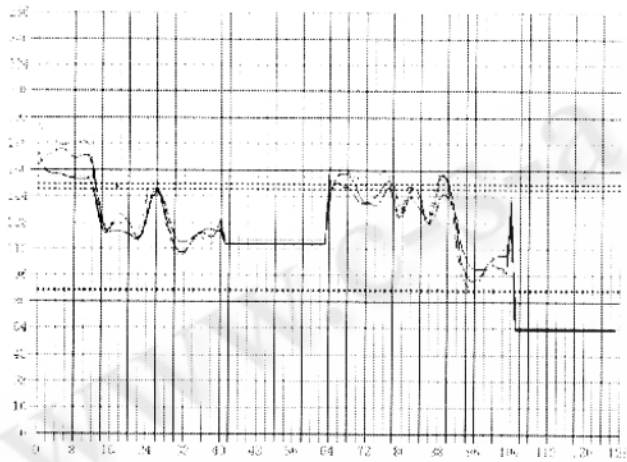


图 3 采样波形图

3.2 支持向量机分类模型

利用支持向量机进行货币识别,就是寻找货币特征数据与类别之间的关系。本文采用非线性分类模型,分类函数如下:

$$f(x) = \text{sgn} \left\{ \sum_{\text{支持向量}} a_i^* y_i k(x \cdot x_i) + b^* \right\}$$

其中 $x_i \in R^n$ 表示第 i 个学习样本, x_i 是一个 n 维向量代表货币的特征向量, y_i 等于 +1 或者 -1 (两类中一类情况), x 是要分类的情况。

支持向量机的核心内容实际上是一个二次优化问题。在纸币识别中,采样数据首先通过预处理,形成了 117 维的特征向量,然后应用支持向量机进行模式分类。

针对支持向量机中关键问题二次优化,本文采用了序贯最小优化(SMO)算法^[7],并做出了改进。序贯最小优化算法可以说是 Osuna 分解算法的一个特例,其工作集中只有 2 个样本,其优点是针对 2 个样本的二次规划问题可以有解析解的形式,从而避免了多样

本情况下的数值解不稳定及耗时问题,SMO 改进算法采用解析的方法,避免了二次规划数值解法的复杂迭代过程。不仅节省了计算时间,而且不会牵涉到迭代法造成的误差积累。

支持向量机一般用于二类模式识别,但是更多的识别为多值识别,所以为了推广支持向量机的应用范围,需要一种多值分类算法。货币识别是多类模式识别,在现有算法基础上,本文选用 DAGSVM 算法。

决策导向的循环图(Decision Directed Acyclic Graph, DDAG)^[8]这是由 Platt 等提出的一个新的学习架构,即将多个两类分类器组合成多类分类器。对于 N 类问题,DDAG 含有个 $N(N-1)/2$ 个分类器,每个分类器对应两类。其优点是推广误差只取决于类数 N 和节点上的类间间隙,而与输入空间的维数无关,根据 DDAG 提出算法 DAGSVM, DDAG 的每个节点和一个 $1-v-r, 1-v-1$ 分类器相关,其速度显著比 $1-v-r, 1-v-1$ 快,而且识别率相对也较高。

3.3 实验结果

下面通过实验对本文采用的支持向量机算法在不同的核函数及参数情况下的进行训练测试比较试验,试验的硬件环境为 Pentium1.7GHz/256M RAM,软件环境为 MATLAB7.1.0/VC6.0/Windows 2000 Professional。

采用序贯最小优化改进算法和 DAGSVM 算法进行纸币试验。

试验所用纸币为第四版人民币 5 元、10 元、50 元、100 元和第五版的 5 元、10 元、20 元、50 元、100 元共 9 种面值。每个样本数据为 117 维的向量数据,总共采集了 9180 个样本,其中训练样本数为 1980,测试样本数为 7200。

多项式内核函数采用不同的次数试验结果(如表 1):

径向基内核函数采用不同参数试验结果(如表 2):

表 1 多项式内核函数试验结果

q	支持向量(个)	训练时间(s)	错误率(%)
2	491	5815	2.75
3	482	5509	2.11
4	469	5182	2.19

表 2 径向基内核函数试验结果

σ^2	支持向量(个)	训练时间(s)	错误率(%)
1	426	3703	1.72
10	419	3756	1.94
25	449	3753	1.02
40	472	3696	1.65

通过采用不同的核函数,核函数采用不同的参数进行对比实验,最终选取径向基核函数($\sigma^2=25$)。

4 结语及展望

由效果较好的 SMO 改进算法和 DAGSVM 算法构建的支持向量机用于货币识别,其解决小样本、非线性和高维模式识别问题的特点得到了充分的发挥;并且由于二次优化算法采用 SMO 的改进方法为解析方法,所以保证了算法的收敛性。实验结果证实了该方案的有效性,可以预见在使用货币识别器的系统中获得广泛应用。今后基于 SVM 的货币识别研究方向主要是获取有效的特征数据及预处理,进一步优化算法和优化程序,加快训练速度,提高实时处理能力,改善识别率。

参考文献

1 Vapnik V. The Nature of Statistical Learning Theory

[M]. New York: Springer Verlag, 1995.

- 2 Nello Cristianini etc. 支持向量机导论[M],北京:电子工业出版社,2004.
- 3 Courant R, Hilbert D. Methods of Mathematical Physics[M]. Volume 1, Berlin: Springer - Verlag, 1953.
- 4 Cui Weidong, Zhou Zhihua, Li Xing. Research of Support Vector Machines[J]. Computer Engineering and Application, 2001, 37(1): 86 - 88.
- 5 张平、徐问之,基于神经网络多国货币种类的识别与研究[J],重庆大学学报(自然科学版). Vol. 22, No. 3, 1999.
- 6 Ali Ahmadi, Sigeru Omatu etc. A Reliable Classification Method for Paper Currency Based on the Non-linear PCA[C]. IEEJ Trans. EIS, VOL. 123, No. 10, 2003.
- 7 Keerthi S S, etc. , Improvements to Platt's SMO algorithm for SVM classifier Design[c]. TR CD - 99 - 14, Dept. of Mecha. and Prod. Engin. National Uni. Of Singapore, 1999.
- 8 Platt J. etc. Large margin DAGs for multiclassification[M]. in Advances in Neural information processing systems 12, MIT Press, 2000. 547 - 553.