

基于支持向量机的手写签名研究

张国富, 凌捷, 彭辉, 谷保平

(广东工业大学 计算机学院, 广东 广州 510006)

摘要:针对一般手写签名中特征提取方法的不足,将支持向量机的原理引入到手写签名算法里,从而可以很好地应用于高维数据,避免了特征提取中维数灾问题。主要研究如何在标准的窗格中利用扫描的方法提取图像密度特征,从而得到特征向量。通过 MATLAB 工具,将得到的图像密度特征作为特征向量为 SVM 的输入进行训练仿真实验。实验表明,该方法能够有效识别手写签名真伪,说明把支持向量机应用到手写签名具有很好的识别能力,并解决了“维数灾”的问题。

关键词:支持向量机;手写签名;特征提取

中图分类号:TP309.2

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2008)05-0057-03

Research of Handwritten Signature Based on SVM

ZHANG Guo-fu, LING Jie, PENG Hui, GU Bao-ping

(Faculty of Computer, Guangdong University of Technology, Guangzhou 510006, China)

Abstract:Not content to method of feature selection applied in the field of handwritten signature, the theory of support vector machine applied in the algorithm which better applied in high-dimension data avoid the question of dimension-destroy in the feature selection. Recognition application of handwritten signature based on the principle and application of support vector machine is proposed. The background and development prospects are described. Through testing based on the MATLAB tool, support vector machine has good ability for recognition in the handwritten. The result shows that the proposed method has encouraging performance.

Key words:support vector machine; handwritten signature; feature selection

0 引言

近几年来,随着信息技术的迅猛发展,极大地方便了人们的日常生活,不过对网络安全问题也提出了严峻的挑战。所以,对实时准确的个人身份认证提出了要求。基于生物特征的身份认证技术是指利用人体所固有的生理或行为特征之间的差异,通过计算机来鉴定身份的技术。常用的生理特征有指纹、虹膜、脸像等;常用的行为特征有签名、步态等。弥补了传统的身份认证基于密码、IC卡等方式本质上的缺点,如密码可能被窃取、遗忘,IC卡可能遗失、被盗等,并且应用越来越广泛,如银行支票等。与传统鉴定方式相比,生物识别具有防伪性良好、易携带、不易遗失或遗忘等优点。文中介绍一种基于支持向量机的认证方法。支持向量机技术已成功应用到许多领域:包括生物信息学、文本和手写识别等。支持向量机机器学习方法,在开

始时研究尚不十分完善,在解决模式识别问题中有点束缚,用起来不是很灵活,因此这些研究一直没有得到充分的重视。到20世纪90年代的时候,由于神经网络等较新兴的机器学习方法的研究遇到一些诸如如何确定网络结构的问题、过学习与欠学习问题、局部极小点问题等,使得SVM得到迅速发展,从而产生了较完善的理论体系—统计学习理论(Statistical Learning Theory,简称SLT),这个理论的实现在解决小样本、非线性及高维模式识别问题中表现出许多优势,可以应用推广到函数拟合等其他机器学习问题中。SVM的关键在于核函数,可以很好地应用于高维数据,避免了维数灾问题^[1]。这种方法具有一个独特的特点,它使用训练实例的一个子集来表示决策边界,该子集称作支持向量(support vector)。

1 SVM的原理

支持向量机是Vapnik等人在统计学习理论基础之上建立起来的机器学习方法,根据有限的样本信息在模型的复杂性(即对特定训练样本的学习精度)和学习能力(即无错误地识别任意样本的能力)之间寻求最

收稿日期:2007-08-27

基金项目:广东省科技计划项目(2006B11201014, 2005B10101067);
天河区科技计划项目(061G009)

作者简介:张国富(1975-),男,江西九江人,硕士研究生,研究领域为信息安全;凌捷,教授,博士,研究方向为信息安全技术。

佳折衷,以期获得最好的推广能力。

支持向量机的算法核心是基于 Mercer 核展开定理,通过非线性映射 f ,把样本空间映射到一个高维或者无穷维的特征空间,使在特征空间中可以应用线性学习机的方法解决样本空间中的高度非线性分类和回归等问题。支持向量机的分类问题可以说是对最优超平面的求解。下面就以二维平面空间举例,按照间隔最大化原则,定义最优划分超平面和支持向量,使得线性可分的两类分类(如图 1 所示)问题可以转化为一个凸约束条件下的凸规划问题。利用已有的最优化理论和一些算法,建立起线性支持向量机,从而解决了线性可分离的问题,并且可以得到全局最优解。

SVM 学习任务可以形式化地描述为以下被约束的优化问题:

$$\min_w \frac{\|w\|^2}{2}$$

$$\text{受限于 } y_i(w \cdot x_i + b) \geq 1, i = 1, 2, \dots, N$$

由于目标函数是二次的,而约束在参数 w 和 b 上是线性的,因此这个问题是一个凸(convex)优化问题,可以通过标准的拉格朗日乘子(Lagrange multiplier)方法解决^[2]。

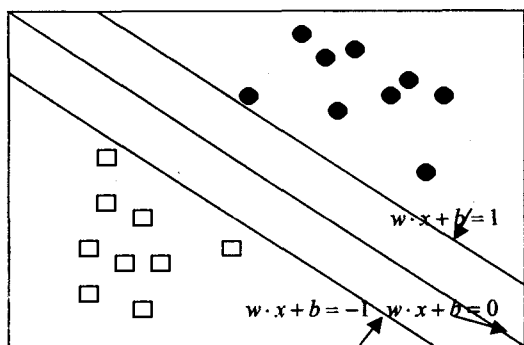


图 1 支持向量机的两类分类

SVM 训练过程说明如下:支持向量机是在样本空间寻找使得 $\|w\|^2$ 值最小的最佳分类面。上述图中分类间隔是 $2/\|w\|$,两个样本中离分类面最近的点且平行于最优分类面的超平面 $w \cdot x + b = \pm 1$ 上的训练样本就是使判决函数 $f(x) = y_i(w^T \cdot x_i + b) - 1 \geq 0, i = 1, 2, \dots, n$ 成立的那些样本,叫做支持向量。因为它们支撑了最优分类面,如图中 $w \cdot x + b = \pm 1$ 。

根据上述讨论,最优分类面问题可以表示为如下的约束优化问题,即在式 $f(x) = y_i(w^T \cdot x_i + b) - 1 \geq 0, i = 1, 2, \dots, n$ 的条件下,使得函数 $g(x) = \|w\|^2/2 = w^T \cdot w/2$ 的值最小。因此定义 Lagrange 函数:

$$L(w, b, a) = \frac{1}{2} \|w\|^2 - \sum_{i=1}^n (a_i y_i w^T x_i + b) + \sum_{i=1}^n a_i$$

Lagrange 系数 $a_i > 0$, 求 w 和 b 使 Lagrange 函数

的值最小。分别对 w 和 b 求偏微分并令它们等于 0, 就可以把原问题转化为如下这种较简单的对偶问题并在约束条件 $\sum_{i=1}^n a_i y_i = 0, a_i \geq 0, i = 1, 2, \dots, n$ 和根据 Kuhn - Tucker 条件求解上述问题后得到的最优分类函数是: $f(x) = \text{sgn}(\sum_{i=1}^n y_i a_i^* < x, x_i > + b^*)$ 。 b^* 是分类阈值,可以用任一个支持向量求得,或通过两类中任意一对支持向量取中值得^[3]。

对于非线性问题,可以通过非线性变换转化为某个高维空间中的线性问题,在变换空间求最优分类面。在最优分类面中采用适当的内积函数 $k(x_i, x_j)$, 就可以实现某一非线性变换后的线性分类,而计算复杂度却没有增加,此时相应的分类函数也变为 $f(x) = \text{sgn}(\sum_{i=1}^n a_i \cdot y_i k(x, x_i) + b^*)$, 这就是支持向量机。概括地说,支持向量机就是首先通过用内积函数定义的非线性变换将输入空间变换到一个高维空间,在这个空间中求最优分类面。SVM 分类函数形式上类似于一个神经网络,输出是中间节点的线性组合,每个中间节点对应一个支持向量^[4,5]。

SVM 学习是通过非线性变换将输入空间变换到一个高维空间的,然后在这个新空间中求取最优线性分类面,而这种非线性变换是通过定义适当的内积函数实现的^[2,3]。

支持向量机求得的分类函数形式上类似于一个神经网络,其输出是若干中间层节点映射而成的一个线性组合,每个中间层节点相当于输入样本和一个支持向量的内积,所以通常也被称为支持向量学习网络,如图 2 所示,其模型结构类似于一个神经网络。因为最终的判别函数中只包含了与支持向量的内积求和,所以其识别时的计算复杂度取决于支持向量的个数^[4~6]。

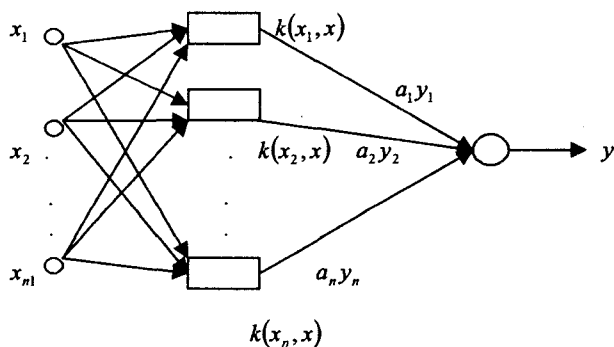


图 2 支持向量学习网络模型

2 手写签名识别系统

手写签名识别系统总体结构如图 3 所示。

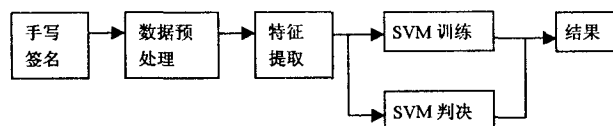


图3 手写签名识别系统总体结构

1)数据预处理。

签名人提供的签名样本和待识别签名的灰度图像都需要进行预处理,以修正签名人签名时在字体大小、倾斜、笔划粗细等方面的随意性的影响。然后进行去噪、归一化等操作,其目的就是将采集到的数据变成适合进行特征提取的模式。

2)特征提取。

由于手写汉字具有一定的随意性,而可适用于印刷体汉字识别的汉字结构某些特征,笔划方向特征等都不大适宜作为手写汉字的识别特征,特征提取也存在一定的困难。所以借鉴手写签名的特点,并且可以对任何一个待识别的手写签名都能获得若干个学习样本,使用SVM训练方法来进行手写签名判决,用经过细化后的签名图像的笔划密度特征作为识别特征,即作为SVM的输入向量^[7,8]。识别特征的个数即是特征向量的元素个数(维数),也即是SVM输入层的节点数。

3)SVM训练。

SVM训练过程包括根据数据库中的标准数据训练SVM分类器,SVM模型的确定,SVM中核函数的参数的确定等等。通过训练,得到用于决策的SVM分类器,最后,在利用SVM分类器的决策过程中,可以对一个新的连接进行识别。

3 仿真实验及结束语

将样本像素规划在 $h \times w$ 标准窗格中,首先分别沿水平、垂直、45°、135°4个方向扫描图像。在每个方向扫描时分别采用 $h/32$ 、 $w/32$ 、 $\sqrt{h^2 + w^2}/32$ 和 $\sqrt{h^2 + w^2}/32$ 方式进行扫描,这样每次就获得32个扫描行,统计每个扫描行中黑像素点的个数作为该扫描行的图像密度特征,得出128个分量的图像密度特征向量,作为SVM的输入。

实验中,利用MATLAB工具对提取的128个特征向量作为SVM的输入进行训练。本实验选择了30个用户签名的数据,每个用户签名包括20个真实签名和20个伪造签名,这20个伪造签名是模仿其他4人的签名各5个,因此每人就有40个签名,总共1200个签名数据,建立两个数据库,一个用来存储真实签名,另一个则用来存储伪造签名。另外针对每个用户签名提取10个真实签名和10个伪造签名提取特征向量后输

入SVM中进行训练。其余用户签名则作为测试数据。表1是10个用户签名的判别率和识别率。

表1 10个用户签名的判别率和识别率

用户签名	判别率	错误接收率	识别率	错误拒绝率
1	86.0%	14.0%	99.8%	0.2%
2	88.0%	12.0%	98.0%	2.0%
3	83.0%	17.0%	100.0%	0.0%
4	97.7%	2.3%	91.0%	9.0%
5	73.5%	26.5%	74.0%	26.0%
6	96.0%	4.0%	73.0%	27.0%
7	87.7%	12.3%	61.1%	39.9%
8	100.0%	0.0%	41.0%	59.0%
9	87.8%	12.2%	90.1%	9.9%
10	100.0%	0.0%	90.0%	10.0%

实验表明,真实签名的识别率大都超过70%,而伪造签名的判别率大都超过85%,这两者之间是互为制约的,即识别率高的其判别率就低,相反,识别率比较低的则判别率高,其原因在于其设定的阈值不够理想,阈值高了则伪造判别率增加。如第8个用户签名,反之,阈值偏低,则造成真实识别率偏高,同时也使得错误接收率偏高。如第3个用户签名。对一个签名分别采用余下的10个真伪签名样本进行测试,对该签名真伪的正确识别率能够超过80%,大多数签名能够超过90%,这说明SVM对于手写签名有很好的识别能力,并且解决了“维数灾”的问题。

参考文献:

- [1] Vapik V N. 统计学习理论的本质[M]. 张学工译. 北京:清华大学出版社,2000.
- [2] Jonsson K, Matas J, Kittler J, et al. Learning support vectors for face verification and recognition[C]//IEEE Proc. Automatic Face and Gesture Recognition. Proceedings. Fourth IEEE International Conference. [s. l.]: [s. n.], 2000: 208 - 213.
- [3] 尹朝庆,尹皓. 人工智能与专家系统[M]. 北京:中国水利水电出版社,2001:145 - 178.
- [4] Mukherjee S, Osuna E, Girosi F. Nonlinear prediction of chaotic time series using support vector machines[C]//IEEE Proc. Neural Networks for Signal Processing 1997 VII. Proceedings of the 1997 IEEE Workshop. [s. l.]: [s. n.], 1997: 511 - 520.
- [5] Yanada K. Handwritten recognition by multilayered neural network with improved learning algorithm[J]. IJCNN - 89, 1999(2):23 - 26.
- [6] Pawlicki T F. Neural network and their application to handwritten digit recognition[J]. IEEE, ICON 2, 1998(2):34 - 36.

的亮度分量求取每个像素的边缘方向矢量;

(2)宏块编码时,对 $\text{Intra}16 \times 16$ 亮度块构造边缘方向直方图,并根据直方图的分布特性来判断该块是否具有明显的单峰特性,如果具有明显的单峰特性,则据此确定候选预测模式。又因色度预测模式与亮度预测模式的相关性,从而确定了色度预测模式,否则 $\text{Intra}4 \times 4$ 亮度块, $\text{Intra}16 \times 16$ 亮度块以及 $\text{Intra}8 \times 8$ 色度块均采用 DC 预测模式,转入结束;

(3)求 $\text{Intra}4 \times 4$ 亮度块的边缘方向直方图,并根据直方图分布特性来确定候选预测模式。

(4)对于候选预测模式,利用 H.264/AVC 的 RD 代价进行求取最优预测模式。

3 实验结果与分析

在全 I 帧,基本档次下,分别在量化参数 28, 32, 36, 40 条件下,对 CIF, QCIF150 帧测试序列,就编码时间,输出比特率和峰值信噪比 PSNR 性能指标,比较了文中的改进 Pan 算法, Pan 算法(见表 1)以及 JM8.6, 三者的帧内预测编码性能,文中利用峰值信噪比(PSNR)作为客观评价指标,根据式(6)和(7)计算序列的平均 PSNR 值:

$$\overline{\text{PSNR}} = 10 \log_{10} \left(\frac{255^2}{\text{MSE}} \right) \quad (6)$$

$$\overline{\text{MSE}} = \frac{4 \times \text{MSE}_Y + \text{MSE}_U + \text{MSE}_V}{6} \quad (7)$$

表 1 改进的 Pan 算法和 Pan 算法的比较

	序列	$\Delta\text{PSNR}(\text{dB})$	$\Delta\text{TIME}(\%)$	$\Delta\text{BIT}(\%)$
CIF	foreman	-0.0207	-30.945	1.9652
	akiyo	-1.0301	-27.533	7.1773
	bus	-0.487	-27.443	1.3443
	coastguard	-0.5006	-30.449	2.0794
	stefan	-1.0099	-35.287	4.0673
QCIF	carphone	-0.875	-26.565	2.6867
	foreman	-0.10193	-32.71	1.5961
	news	-0.5502	-28.334	1.3815
	silent	-0.299	-30.023	6.4734

实验结果表明,在保证图像质量和码率的前提下,编码时间比 Pan 算法提高了大约 29%。图 3 是 foreman 序列的率失真曲线图,表明改进的 Pan 算法与 Pan 算法, JM8.6 具有相似的率失真曲线。

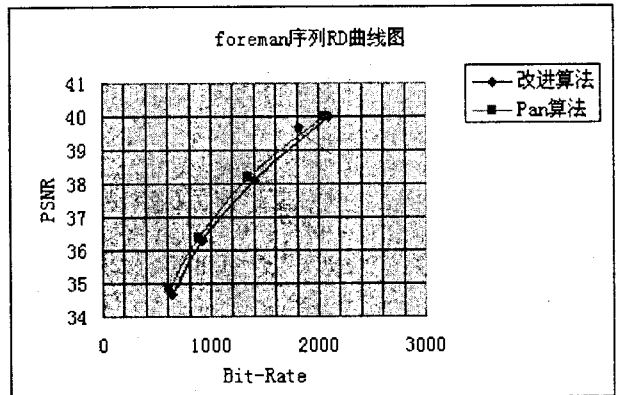


图 3 foreman 测试序列 RD 曲线图

4 结束语

文中在 Pan 算法的基础上,提出了基于边缘方向直方图的帧内模式选择快速算法,该算法在保证图像质量和码率的基础上,加快了编码时间,图像的纹理特性对于帧内预测模式的选择有很大的关系,那么如何更加有效地判断图像的纹理特性,从而进一步改进编码性能将是下面的研究课题。

参考文献:

- [1] 郑君君,刘连芳.视频编码标准的发展和研究[J].计算机技术与发展,2007,17(5):77-82.
- [2] Richardson I E G. H.264 and MPEG-4 Video Compression [M]. England: John Wiley & Sons Ltd,2003:177-183.
- [3] Pan Feng, Lin Xiao. Fast Mode Decision Algorithm for Intra-prediction in H.264/AVC Video Coding[J]. IEEE Transaction on Circuits and System for Video Technology, 2005, 15 (7):813-822.
- [4] JVT Working Draft Number 2, Revision 0 (WD-2) [R]. Geneva, Switzerland: [s. n.], 2002.
- [5] 田川,王永生. H.264 帧内预测编码模式选择的快速算法研究[J]. 计算机应用, 2006, 26(8):1861-1862.
- [6] SCHÄFER. H.264 JVT Reference Software Version 8.6 [CP/OL]. 2007. <http://iphome.hhi.de/suehring/tml/download/old-jm/>.
- [7] 杨黎波,唐慧明,徐华根. H.264 快速帧内预测算法[J]. 浙江大学学报:理学版, 2006, 33(2):156-160.
- [8] 章毓晋. 图像处理与分析 [M]. 北京:清华大学出版社, 2004.

(上接第 59 页)

- [7] Maruyama K, Maruyama M, Miyao H, et al. Handprinted Hiragana recognition using support vector machines [C] // IEEE Proc. Frontiers in Handwriting Recognition. Proceedings Eighth International Workshop. [s. l.]: [s. n.], 2002: 55 -

60.

- [8] 张军,王能超. 用于图像认证的基于神经网络的水印技术[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2003, 15(3):307-312.