

基于保局投影的离线签名识别

戴斯荻,夏利民

DAI Si-di, XIA Li-min

中南大学 信息科学与工程学院,长沙 410075

College of Information Science and Engineering, Central South University, Changsha 410075, China

E-mail: daisidi@sina.com

DAI Si-di, XIA Li-min. Off-line signature recognition based on locality preserving projections. *Computer Engineering and Applications*, 2010, 46(1): 190-193.

Abstract: In view of the problems of feature extraction in off-line signature recognition, a new signature recognition based on Locality Preserving Projections (LPP) is proposed. Firstly, the shape features, pseudo dynamic features and texture features have been extracted in feature extraction. Then LPP is used to get more discriminant features and at last support vector machine classifier is used for classification. Experimental result shows that the method can not only reduce the dimension of the feature space but also advance the performance of the recognition.

Key words: signature recognition; feature extraction; locality preserving projections; support vector machine

摘要: 针对离线签名识别中的特征提取问题,提出了一种基于保局投影的签名识别方法。该方法首先对签名图像进行形状特征、伪动态特征和纹理特征的提取;然后采用保局投影得到更具判别性的特征;最后运用支持向量机进行分类识别。实验表明该方法不但能有效地降低特征空间的维数,而且能使分类准确率得到显著提高。

关键词: 签名识别;特征提取;保局投影;支持向量机

DOI: 10.3778/j.issn.1002-8331.2010.01.056 文章编号: 1002-8331(2010)01-0190-04 文献标识码: A 中图分类号: TP391

1 引言

作为身份鉴别的一种手段,签名识别涉及模式识别、图像处理、计算机视觉等多个研究领域,具有十分重要的理论意义和实际应用价值,多年来一直是一个研究热点^[1-5]。特征提取^[6-7]是签名识别中一个非常重要的环节,它决定了系统所能达到的识别精度和其他一些特性。特征提取得到的特征维数往往较高,而过多的特征存在冗余,且大量无用特征会把有用的主要分类特征淹没,造成所谓“特征维数灾难”。为了使签名图像包含的信息集中到维数尽可能少的特征向量上,同时又要使这些低维特征向量具有尽可能好的模式可分性,就需要对提取出的初始特征进行维数压缩。

在签名识别中降低维数常用的方法有主成分分析(PCA)、奇异值分解(SVD)、基于 Fisher 准则的 Foley-Sammon 变换等线性变换方法^[8]。上述方法经实验证明是成功的,但仍然有下列不足:(1)没有明晰的投影矩阵,很难直接选取签名样本的特征;(2)无法提取更有效的判别子空间。

针对上述问题,提出了一种基于保局投影(LPP)的离线签名识别方法。LPP^[9]是一种最近提出的用于流形学习的算法,本质上它也是一种线性降维方法,但它具有一般线性降维算法所不具备的流形学习能力。因此首先对签名图像提取形状特征、伪动态特征和纹理特征,再采用保局投影对提取出的初始特征

集进行变换,得到较稳定的模式特征和较低的维数,并运用支持向量机进行分类识别。

2 初始特征提取

特征提取的基本任务是从签名样本包含的信息中找出有效信息,用这些有效信息来表示签名样本,这一过程直接影响到签名识别的效果。总体来说应该选择那些使不同人的签名样本具有最大区别性的特征集合。从签名图像中提取三类特征:形状特征、伪动态特征和纹理特征。

2.1 形状特征

签名的形状特征建立在笔划的基础上,通常以笔划或笔划构成的构件之间的空间结构关系来描述签名,它是汉字结构的一种模型化的直接反映,因此形状特征可以反映出签名的本质特征,但要提取有效的形状特征是比较难的。提取的形状特征如下。

(1) 签名的高宽比

签名外边框的高度与宽度之比。计算方法是,对二值图像从上下左右四边向内进行扫描,去除四边空白后便可以得到签名的高和宽。按中文签名的特点,一般都是宽度大于高度,因此,高宽比取值在 0 和 1 之间。

(2) 黑点面积与总面积比

基金项目:国家自然科学基金(the National Natural Science Foundation of China under Grant No.79816101)。

作者简介:戴斯荻(1984-),女,硕士研究生,研究方向为模式识别,字符识别;夏利民(1963-),男,博导,研究方向为模式识别,图像处理。

收稿日期:2009-01-04 修回日期:2009-03-13

就是水平压缩的二值图像中黑点数量与总像素的比。它可以从侧面反映出签名中笔划的特征。将该特征值也在 0 和 1 之间。

(3) 签名水平及垂直方向的相对重心

计算方法如下:

$$G_x = \frac{\sum_{i=1}^N i \times P_h[i]}{\sum_{i=1}^N P_h[i]} \quad (1)$$

$$G_y = \frac{\sum_{i=1}^M i \times P_v[i]}{\sum_{i=1}^M P_v[i]} \quad (2)$$

其中, M, N 分别是水平压缩签名图像的高和宽, $P_h[i], P_v[i]$ 分别是签名的垂直和水平黑点投影密度。采用相对重心, 把它归一化在 0, 1 之间。

$$g_x = \frac{G_x}{N}$$

$$g_y = \frac{G_y}{M} \quad (3)$$

(4) 水平及垂直方向上的笔划密度特征

笔划密度特征是指在文字点阵中, 以不同的方向扫描文字, 得到扫描和笔划相交的次数, 通常采取水平、垂直、 ± 45 度方向进行扫描。对二值图像在水平、垂直方向上扫描线的数量分别取为 m 和 n , 形成一个 m 维向量 $Dx(x_1, x_2, \dots, x_m)$ 和一个 n 维向量 $Dy(y_1, y_2, \dots, y_n)$ 。对其归一化处理, 如下:

$$x'_i = \frac{x_i}{\sum_{i=1}^m x_i}$$

$$y'_i = \frac{y_i}{\sum_{i=1}^n y_i} \quad (4)$$

2.2 伪动态特征

伪动态特征可以在一定程度上恢复签名中的动态信息, 间接地反映出一些在线签名中才能获得的特征, 如伪动态特征中的高压力特征可以间接反映出人在签名时的用力轻重程度, 还有笔划宽度特征也能从一定程度上反映一个人在运笔时的特征。提取的伪动态特征有:

(1) 签名的高灰度特征

签名中灰度较高的区域称为高灰度区域, 它代表签名笔画中书写力度较大的区域, 如重笔、顿笔及笔画交叉重叠的部分。高灰度特征定义为低灰度区的像素点总数与二值图像的黑点总数之比。

$$HPPF = \frac{\sum_{i,j} p_{hp}[i,j]}{\sum_{i,j} p_b[i,j]} \quad (5)$$

其中, $p_{hp}[i,j]$ 代表签名的高灰度图像, $p_b[i,j]$ 代表二值签名图像。

(2) 签名灰度级分布直方图

这里所提取的灰度级分布直方图特征, 是对从原始灰度图中提取出的灰度签名笔迹图进行灰度直方图提取的。设灰度级段用 i 表示, 某灰度级段出现的频度用 k 表示, 则灰度直方图

特征 GHF 可描述为:

$$GHF_m = \frac{f_m}{\sum_{m=1}^{31} f_m} \quad (6)$$

(3) 笔划宽度分布直方图

基于细化图像和二值图像提取笔划宽度分布直方图特征。

算法描述如下:

设 $D(x_0, y_0)$ 为骨架上的一点, $F(x, y)$ 为该点在二值化签名图像上的对应点, 如果存在 A, B, L 和 R 同时满足下列条件:

$$\textcircled{1} L \leq x_0 \leq R, A \leq y_0 \leq B$$

$$\textcircled{2} F(x, y) \neq 0$$

$$\textcircled{3} \prod_{x=L}^R F(x, A-1) = 0, \prod_{x=L}^R F(x, B+1) = 0 \quad (7)$$

$$\textcircled{4} \prod_{y=A}^B F(L-1, y) = 0, \prod_{y=A}^B F(R+1, y) = 0$$

则点 $D(x_0, y_0)$ 对应的笔划宽度 $w = \min(R-L+1, B-A+1)$ 。

计算时, 采用水平和垂直两个方向同时扫描, 在满足 $\textcircled{1}$ 和 $\textcircled{2}$ 的前提下, 只要再满足 $\textcircled{3}$ 和 $\textcircled{4}$ 中任一个即结束计算。得到签名骨架上每一点对应的笔划宽度后, 便可以计算出整个签名笔划分布的概率直方图。将笔划宽度划定在 1 到 14 之间, 正常签名单条笔划宽度一般不会超出这个范围。最后将这些宽度值归一化到 0, 1 之间: $w' = w/14$ 。

(4) 签名骨架方向灰度特征

签名骨架方向灰度特征是将笔划方向与灰度结合起来的一种特征。提取方法是先对二值签名图像细化骨架上的点进行灰度还原, 成为灰度骨架, 并对其上各点在水平、垂直倾斜、正倾斜四个方向上累计灰度, 由此形成一个四维向量 (G_1, G_2, G_3, G_4) 。最后将 G_1, G_2, G_3, G_4 归一化到 0, 1 之间:

$$DGF = \left(\frac{G_1}{G}, \frac{G_2}{G}, \frac{G_3}{G}, \frac{G_4}{G} \right), G = G_1 + G_2 + G_3 + G_4 \quad (8)$$

2.3 纹理特征

对于手写签名而言每个人都有自己的书写风格, 所对应的纹理排列也不同。因此可以用统计方法进行纹理分析。目前常用的纹理特征提取方法有 Fourier 变换、多通道 Garbor 滤波、共生矩阵和小波变换等。采用多通道 Garbor 滤波法和共生矩阵法。

(1) 多通道 Garbor 滤波法

Garbor 变换属于窗口傅里叶变换, 二维 Garbor 滤波器具有频率和方向选择性, 二维 Garbor 函数作为窗口函数, 参数包括高斯包络线的频率和方向。

二维 Garbor 函数可以表示为:

$$g_{\omega}(x, y) = \frac{k^2}{\sigma^2} \exp \left[-\frac{k^2(x^2 + y^2)}{2\sigma^2} \right] \cdot \left[\exp \left(ik \cdot \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} \right) - \exp \left(-\frac{\sigma^2}{2} \right) \right] \quad (9)$$

其中: $k = \begin{bmatrix} k_x \\ k_y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} k_v \cos \varphi_u \\ k_v \sin \varphi_u \end{bmatrix}, k_v = 2^{-\frac{v+2}{2}} \pi, \varphi_u = u \frac{\pi}{k}$ 。

v 的取值决定了 Gabor 滤波的波长, u 的取值表示 Gabor 核函数的方向, K 表示总的方向数。参数 σ/k 决定了高斯窗口的大小。通过选取不同的参数 v 和 u , 可以得到一组 Gabor 滤波器, 形成一组非正交基。用这组基展开信号, 可以得到信号在不同的频率和相位下的频域信息。提取数据的均值和方差作为特

征数据,这样每个样本得到一个多维的特征向量用于分类。

(2)共生矩阵法

又称为灰度联合概率矩阵法,是对图像所有像元进行调查,以描述其灰度分布的一种方法。设图像包含 N_g 灰度级,则其共生矩阵中的每一分量代表灰度值 $g(i,j)$ 在相隔矢量 $\delta=(d,\theta)$ 的图像点对 (p_1,p_2) 上出现的概率,其中 d 是点对相隔的距离, θ 为方向角。对二值图,共生矩阵是 2×2 的矩阵,将所有分量组成一个特征向量。对 256 色的灰度图,共生矩阵是 256×256 的矩阵,分量数目众多,通常以矩阵的能量、熵、相关系数等参量作为特征。

由于在提取伪动态特征过程中已经比较充分地利用了签名的灰度信息,这里只从归一化的二值签名图像中提取四个方向 $(0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ)$ 的共生矩阵。

3 基于保局投影的特征提取

经过上章的步骤,获得了签名图像的高维特征向量,如果直接用来进行识别则会产生“维数灾难”。为了有效地降低特征维数,同时提取更具判别性的特征,本章采用保局投影对初始特征集进行降维。

保局投影算法(LPP)本质上是一种线性降维方法,但又继承了 LE^M 算法的思想,即基于最近邻图来建立映射,因而它具有线性降维算法所不具备的流形学习能力。

线性降维的基本问题是:假设高维空间 R^n 中的一个数据集为 $\{x_1, x_2, \dots, x_m\}$, 求一个转换矩阵 A , 它可以使数据集映射到低维空间 R^l 中,即转换为 $\{y_1, y_2, \dots, y_m\}$ 。这里将 y_i 定义为 x_i 的低维映射,即 $y_i = A^T x_i$ 。

基于保局投影的特征选择步骤如下:

步骤 1 创建邻接图。建立一个具有 m 个顶点的权图 G , 如果节点 x_i 是 x_j 的 K -近邻,或者节点 x_j 是 x_i 的 K -近邻,则在节点 x_i 和 x_j 之间用一条边连接。

步骤 2 确定权重。可以采用另一种相对简单的定义方法:当 x_i 与 x_j 有边相连时, $W_{ij}=1$; 否则 $W_{ij}=0$ 。

步骤 3 完成映射。如果图 G 按上述的构造方法被完全连通(如果没有完全连通,则将已连通的各局部回到步骤 2 分别进行处理),按式(10)

$$X L X^T a = \lambda X D X^T a \quad (10)$$

计算特征值和特征向量。其中, $X=(X_1, X_2, \dots, X_m)$; D 是对角矩阵,它的元素就是 W 的行(或列,因为 W 是对称矩阵)

元素的数值之和, $D_{ii} = \sum_j W_{ji}$; 拉普拉斯矩阵 $L=D-W$ 是对称矩阵且具有半正定的性质。假定 a_0, a_1, \dots, a_{l-1} 是式(10)的特征向量解,对应的特征值为 $\lambda_0 < \lambda_1 < \dots < \lambda_{l-1}$, 则想要得到的线性降维映射可以表示为:

$$x_i \rightarrow y_i = A^T x_i \quad (11)$$

其中, $A=(a_0, a_1, \dots, a_{l-1})$ 是 $n \times l$ 的投影矩阵。

4 基于支持向量机的分类识别

4.1 SVM 基本原理

在提取有效的签名图像特征之后,选择合适的分类器成为识别问题的关键。支持向量机^[10]是基于结构风险最小化原理的统计学习方法。它的基本原理是将非线性可分样本的输入向量经非线性变换映射到一个高维空间,并在这个高维空间中构造

最优分类超平面,其操作并不是直接在高维特征空间中进行,而是通过核函数进行。

对于给定的训练集 $\{y_i, x_i\}, x_i \in R^n, y_i \in \{-1, +1\}, i=1, 2, \dots, l$, 则构造具有核函数 $K(x_i, x_j)$ 的 SVM 可以归结为求解如下的条件约束优化问题:

$$\bar{\alpha} = \min \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \alpha_i \alpha_j y_i y_j K(x_i, x_j) - \sum_{i=1}^N \alpha_i \quad (12)$$

约束条件: $0 \leq \alpha_i \leq C, i=1, 2, \dots, N, \sum_{i=1}^N \alpha_i y_i = 0$, 式中 C 为

Lagrange 乘子设定的上限。

上述问题的解中所有非 0 的 Lagrange 乘子项 $\bar{\alpha}$ 对应的 x_i 构成支持向量集,由此构造的分类器决策函数为:

$$f(x) = \text{sgn} \left[\sum_{i=1}^N \alpha_i y_i K(x_i, x) + b \right] \quad (13)$$

4.2 多分类 SVM 的设计

对于多类识别问题,通常采用的方案有“一对一”和“一对多”等^[11]。该文采用的是“一对多”的方案。对于 M 个不同人的签名,构造 M 个分类器,训练第 i 个分类器,用于分开第 i 类签名样本和其他的 $M-1$ 类签名样本。测试时,输入测试签名样本,综合各个分类器的输出。例如,如果只有第 i 个分类器的输出是 +1,则该签名样本属于第 i 类;如果有多个分类器的输出为 +1,则再用距离分类技术,以判断该签名样本的类属。

5 实验结果及分析

为了验证该文方法的可行性和有效性,在操作系统为 Windows 2000, CPU 为 P4-2.4 GHz, 内存为 256 MB 的 PC 机上进行实验。实验用的手写签名数据库包括不同年龄段的 16 位男性和 9 为女性共 25 个人在不同时间阶段的签名,每人签名 32 个,共 800 个签名。

在预处理阶段,对所有图像的操作包括平滑、二值化、细化、轮廓提取等。其中平滑用以消除噪声干扰,二值化、细化、轮廓提取等是用以对签名图像进行变换,方便后续的操作。

对每一个签名图像,提取共 181 维初始特征:50 维形状特征,分别为:签名的高宽比、黑点面积与总面积比、签名水平及垂直方向的相对重心、水平方向笔划密度特征(31 维)及垂直方向笔划密度特征(15 维);51 维伪动态特征,分别为:签名的高灰度特征、签名灰度级分布直方图(32 维)、笔划宽度分布直方图(14 维)、签名骨架方向灰度特征(4 维);80 维纹理特征,分别为:对签名图像进行 Gabor 变换(取 4 个频率 $(v=0, 1, \dots, 3)$, 8 个相位 $(k=0, 1, \dots, 7)$, 共 32 个 Gabor 核函数)得到的 64 维特征向量和 16 维共生矩阵特征。

实验 1 实验考察降维前后各类特征分类性能的变化。实验中使用签名数据库中所有 25 个人的签名(即 25 类),共 800 幅签名图像。对每个人的 32 个签名,取其中的 16 个签名作为参考签名,另外 16 个用于测试。分别将提取的三类特征的初始子集以及它们的组合经保局投影后送入 SVM 分类器进行识别,重复多次实验,取平均识别率作为识别结果,实验结果如表 1 所示。

从表 1 可以看出,经保局投影后,形状特征由 50 维降到了 5 维,识别率由 63.4% 提高到 72.3%;伪动态特征由 51 维降到了 6 维,识别率由 81.5% 提高到 86.8%;纹理特征由 80 维降到了 13 维,识别率由 79.6% 提高到 83.4%。这说明使用提出的方法在降维的同时也能有效地提高系统的分类性能。

表1 降维前后各类特征的分类性能比较

	无保局投影		有保局投影	
	维数	识别率/(%)	维数	识别率/(%)
形状特征	50	63.4	5	72.3
伪动态特征	51	81.5	6	86.8
纹理特征	80	79.6	13	83.4
综合特征	181	87.6	24	93.3

还可以看出仅使用一类特征时识别率较低。其中形状特征性能最差,降维前后分别只有 63.4%和 72.3%的识别率,这是由于签名的书写本身就比较复杂,单一的形状特征没有足够的能力反映出其间的细微差异。虽然使用伪动态特征和纹理特征得到的识别率较高,降维后分别为 86.8%和 83.4%,但还是不及三类特征综合的识别率(降维后达到了 93.3%)高。所以采用多类特征提取、综合识别的方法是很有必要的。

实验2 将提出的方法与基于 PCA 的方法进行了对比,实验结果如表2所示。对数据库中 25 个人(即 25 类),每个人的 32 个签名中随机选择 20 个签名图像作为训练样本,剩余的 12 个签名作为测试样本。进行 PCA 降维时保持 95%的能量(181 维降至 58 维),然后也采用 SVM 进行分类识别。为避免偶然因素引起的识别率波动,采取 10 次实验的平均识别率作为最终的实验结果。

表2 该文方法和 PCA 法比较

方法	初始维数	变换后的维数	平均识别率/(%)
PCA 法	181	58	86.7
该文方法	181	24	93.3

表2的实验结果表明,使用提出的方法得到的识别率高于 PCA 法的识别率。这是因为 LPP 算法可以很好地保留数据的局部信息,虽然本质上它是一种线性降维方法,但又具有一般线性降维算法所不具备的流形学习能力,因此取得了比 PCA 算法更高的识别率。同时还注意到采用该文方法降维后的维数(24 维)要小于 PCA 法得到的维数(58 维),这使得在分类识别阶段基于 LPP 的方法比基于 PCA 的方法计算要简单。因此使用该文提出的方法能够有效地提高系统性能。

6 总结

提出了基于保局投影的离线签名识别方法,该方法对签名

图像的初始特征集采用保局投影进行降维,再将得到的更具判决性的特征采用支持向量机分类识别。实验结果表明该方法具有良好的识别效果,说明此方法在降维和提高识别率方面有优越性。下一步的工作将从三个方面进行改进:一是签名数据库的样本需扩充;二是增强初始特征集的有效性;三是可以结合其他方法进行综合识别,形成一个更为有效的签名识别系统。

参考文献:

- [1] Ammar M, Yoshida Y, Fukumura T. Description of signature images and its application to their classification[C]//The 9th International Conference on Pattern Recognition, 1988: 23-36.
- [2] Ammar M, Yoshida Y, Fukumura T. Structural description and classification of signature images[J]. Pattern Recognition, 1990, 23: 697-710.
- [3] Sun D M, Qiu Z D. A survey of the emerging biometric technology[J]. Acta Electronica Sinica, 2001, 29(zl): 1744-1748.
- [4] Emma N. Signature verification technologies[J]. Biometric Technology Today, 2000, 8(4): 8-11.
- [5] Qiu D H, Chen C B, Jin X Y, et al. A study of the stability of signature features by nonlinear local optimal time warping[J]. Journal of Computer Research and Development, 2002, 39(10): 1227-1232.
- [6] George D, Rodrigo C. Feature selection for off-line recognition of different size signatures[C]//Neural Networks for Signal Processing, 2002: 355-364.
- [7] Qi Y, Hui B R. Signature recognition using global and grid features[J]. Pattern Recognition, 1994, 27(12): 450-453.
- [8] Xu Lei. Theories of unsupervised learning, PCA and its nonlinear extensions[C]//Processing of IEEE International Conference on Neural Networks '94, Orlando, Florida, USA, 1994: 1254-1257.
- [9] He Xiao-fei, Niyogi P. Locality preserving projections[C]//Proceedings of Advances in Neural Information Processing System 16. MA Cambridge: MIT Press, 2004: 153-160.
- [10] Krelel U H G. Pairwise classification and support vector machines[M]. Schölkopf B, Burges C J C, Smola A J. Advances in Kernel Methods: Support Vector Learning. Cambridge, MA, USA: MIT Press, 1999: 255-268.
- [11] 刘志刚. 支持向量机在多类分类问题中的推广[J]. 计算机工程与应用, 2004, 40(7): 10-13.
- [12] International Symposium on Underwater Technology. Tokyo, Japan: IEEE, 2002: 278-283.
- [13] Ebrahimi T, Horne C. MPEG-4 natural video coding-An overview[J]. Signal Processing: Image Communication, 2002, 15(4/5): 365-385.
- [14] Liu S, Kuo C C J, Kim J W. Hybrid global-local motion compensated frame interpolation for low bit rate video coding[J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2003, 14(1): 61-79.
- [15] 贺玉文, 王琪. 低码率视频编码的优化方法[J]. 软件学报, 2002, 13(8): 1568-1576.
- [16] 仵建宁, 冯宗哲. 一种基于相位相关优化的图像拼接方法[J]. 微电子学与计算机, 2006, 23(1): 117-120.
- [17] Hsu C T, Tsan Y C. Mosaics of video sequences with moving objects[J]. Signal Processing: Image Communication, 2004, 19(1): 81-98.
- [18] 栗强, 崔慧娟. 维纳滤波插值算法在运动预测中的应用[J]. 清华大学学报, 2002, 42(7): 933-936.

(上接 189 页)

- [2] 刘永宽. 未来十年全球无人自主式潜水器的发展趋势[J]. 机器人, 1994, 16(3): 185-188.
- [3] Meinecke G, Ratmeyer V, Wefer G. DONEST project: Date access to the deep sea[J]. Sea Technology, 2000, 41(7): 25-29.
- [4] 许茹, 李佳. 基于小波变换和零树法的水声信道彩色图像压缩编码研究[J]. 海洋技术, 2004, 23(3): 21-25.
- [5] Hoag D F, Ingle V K, Gaudette R J. Low-bit-rate coding of underwater video using wavelet-based compression algorithm[J]. IEEE Journal of Oceanic Engineering, 1997, 22(2): 393-400.
- [6] Negahdaripour S, Khamene A. Motion-based compression of underwater video imagery for the operations of unmanned submersible vehicles[J]. Computer Vision and Image Understanding, 2000, 79(1): 162-183.
- [7] Kojima J, Ura T. High speed acoustic data link transmitting moving pictures for autonomous underwater vehicles[C]//Proceedings of the