

基于几何中心静态手写签名的识别算法研究*

王 剑^{1,2}, 马书月³

(1. 武汉理工大学, 武汉 430000; 2. 南昌工学院, 南昌 330108; 3. 九江学院, 江西 九江 332005)

摘要: 研究了静态手写体签名识别和认证的问题。针对静态手写体签名无法提供笔画之间前后时序动态信息和手写笔画的压力信息, 提出了一种利用手写签名的几何中心作为特征值的识别和认证算法。首先将静态签名图像依据几何中心不断进行切分, 使其成为独立的小块; 然后依据各个小块的几何中心的相对位置和距离提取特征值; 在此基础上进行签名识别和认证。实验结果显示本方法快速有效, 所提取的特征能稳定地描述包含集合形变的手写签名字体。该方法能拓展应用到手写体的识别系统中。

关键词: 静态签名; 认证; 几何中心; 模式识别

中图分类号: TP391 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-3695(2012)03-1149-03

doi: 10.3969/j.issn.1001-3695.2012.03.096

Center based off-line signature verification

WANG Jian^{1,2}, MA Shu-yue³

(1. Wuhan University of Technology, Wuhan 430000, China; 2. Nanchang University of Technology, Nanchang 330108, China; 3. Jiujiang University, Jiujiang Jiangxi 332005, China)

Abstract: This paper proposed a new approach for signature verification of off-line signatures based on relative distances between centroids. Distances between centroids of off-line signatures were used to form an interval valued symbolic feature vector for representing signatures. It investigated the feasibility of the proposed representation scheme for signature verification on a public data set, and clustered similar signatures in each class and also investigated the cluster based symbolic representation for signature verification. Unlike other signature verification methods, the proposed method is simple and efficient. Several experiments are conducted to demonstrate the efficacy of the proposed scheme.

Key words: off-line signature; verification; centroid; pattern recognition

手写签名的过程是签名者利用极为复杂的物理和心理过程所完成的身份认证标志。在以往的研究中, 对手写签名的研究多侧重于动态手写签名的识别和认证。因为动态手写设备除了能提供签名的图像信息, 还能提供签名者书写过程的时间动态信息、书写时的压力信息等, 为签名的识别和认证提供了极大的方便。但是对于静态签名识别, 由于只具有签名的图像几何信息, 因此较难提取有效的签名字体特征来区分不同的签名字体。尤其是在有可以模仿的情况下, 静态签名字体的识别更是一个难点。

对于静态签名字体识别, 常用的方法大多基于字体的几何特性来提取特征, 如手写签名的高度、宽度、长宽比、关键点个数等^[1]。另外, 签名字体的倾斜度、方向信息、外轮廓信息也可以被用于描述手写签名的特征^[2]。其他的签名字体特征还包括纹理信息、基于栅格的特征以及频域特征等。

在静态手写签名识别过程中, 一般将被测试的签名字体特征与标准数据库中的已知手写签名特征作比对, 以其相似程度来判断待测手写签名字体是否为真实签名者所书写的签名。常用的识别算法包括神经网络法、隐马尔可夫法(HMM)、动态规划法和支撑向量机法(SVM)^[3]。

近年来, 符号标记算法在模式识别领域得到重视和研究。尤其是该方法在 2 维图像的处理和识别中得到广泛应用, 如手写字体的识别等。符号标记算法通过计算一组图形之间的相

对位置和相对距离来表征这组图像之间的几何关系, 从而达到区分和识别的目的。本文将利用这一原理进行静态手写签名的识别和认证。

针对以往静态手写签名算法特征提取过于简单、无法准确描述签名特性的缺陷, 本文提出了一种基于签名图像几何中心来切分图像, 然后通过这些小块的分布特性来描述签名字体的特征提取方法。该方法相对于以往的算法, 如基于栅格的特征, 能充分将签名字体的空间分布特性提取出来, 因此能较好地地区分不同签名字体的区别。相对于以往的签名识别算法, 如 SVM 算法, 本文设计的识别标准无须复杂的训练过程, 因此具有更高的效率, 更易于应用在移动设备等应用场合。

1 本文提出的特征提取方法

1.1 基于几何中心的切分方法

一个图形的几何中心可以描述其像素点的分布特性。因此, 可以利用计算静态手写签名字体的不同区域的几何中心点的方法来描述签名字体的分布特性。在本文中, 首先将手写体签名图像进行二值化处理。由于手写签名图像的前景和背景较为单一, 采用的方法是基于图像直方图分布的分割方法, 如 Otsu 法。

在二值化处理过的图像上(黑色像素为签名字体), 首先计算出签名字体的几何中心点; 然后以此中心点为中心, 将图

收稿日期: 2011-07-24; 修回日期: 2011-09-16 基金项目: 江西省科技厅自然科学基金资助项目(2010GQS159)

作者简介: 王剑(1978-), 男, 河南漯河人, 讲师, 网络工程师, 博士研究生, 主要研究方向为信息安全(newangjian1978@qq.com); 马书月(1979-), 女, 河南驻马店人, 讲师, 硕士, 主要研究方向为计算机软件技术、信息安全。

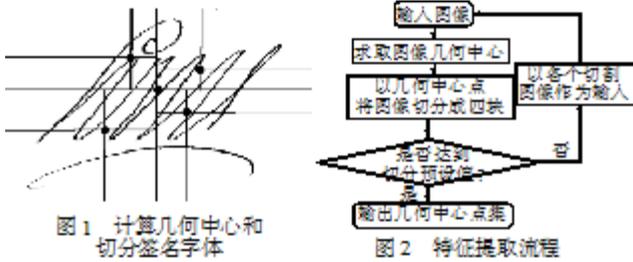
像切分成 4×4 的小块,然后在每个小块中再次求取签名字体(黑像素)的几何中心点,并且以此中心点为基础,将各个小块切分为 4×4 的小块。这一迭代过程将持续下去,直到达到预先设定的迭代数目。

最终,静态签名图像将在横向和纵向被切分成若干个小块,每个小块中间包含着一个几何中心点。这样,将一共得到 $n = [2^r - 1]$ 个中心点,其中 r 是设定的值,代表迭代个数。而每个中心点将被标记为: $1, 2, \dots, n$ 。

图 1 显示了一个将签名图像切分并且求取几何中心的示例。其中红色点为各次迭代过程中计算得到的几何中心点,蓝色直线为切分边界,黑色像素为签名字体的笔画(见电子版)。

1.2 静态签名字体的符号表示

签名图像的中心点求取及切割可用图 2 的流程表示。



利用 1.1 节中所述方法,求取各个小区域中的几何中心并各自附以编号后,可以计算出各中心点之间的连接线,如图 3 所示。在图中,显示了五个中心点,并且用直线将其相互连接。用一个向量 S 来表示各个直线的长度:

$$S = [d_{12}, d_{13}, \dots, d_{1n}, d_{23}, \dots, d_{2n}, \dots] \quad (1)$$

其中, d_{ij} 表示中心点 i 到中心点 j 的距离, $1 \leq i \leq n - 1, 2 \leq j \leq n$ 并且 $i < j$ 。

对于一个包含 n 个中心点的签名图像,可以得到 $m = n(n - 1)/2$ 条连接线,也就是说向量 S 的长度为 m 。

可以利用签名图像的几何中心点之间的距离来描述一组签名图像(同一签名者)的类内方差。

对于同一签名者 j 所书写的 n 个静态签名图像,记录为类别 C_j ,可以提取其中心点距离特征 $S_1, S_2, \dots, S_n (j = 1, 2, \dots, N)$ 表示一共有 N 个签名者。对于这个类别中的 S_i ,重新标记其特征值为: $F_i = S_i = [d_{i1}, d_{i2}, \dots, d_{im}]$ 。

对于某个类别 C_j ,其中包含 n 个签名图像,其第 k 维特征值的平均值可以表示为

$$\mu_{jk} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n d_{ik} \quad (2)$$

类似地,可以计算类别 C_j 中第 k 维特征值的标准差:

$$\sigma_{jk} = \left[\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (d_{ik} - \mu_{jk})^2 \right]^{0.5} \quad (3)$$

那么,对于类别 C_j 中,第 k 维特征值,其取值的浮动范围为: $[d_{jk}^-, d_{jk}^+]$,其中 $d_{jk}^- = \mu_{jk} - \tau_{jk}, d_{jk}^+ = \mu_{jk} + \tau_{jk}$ 。 τ_{jk} 可以根据 k 维特征值的标准差计算得到: $\tau_{jk} = \alpha \sigma_{jk}$ 。因此 $[d_{jk}^-, d_{jk}^+]$ 描述了对于 C_j 类别中的签名图像,其 k 维特征值的取值是在样本均值周围,不超过 τ_{jk} 范围的一个分布。对于 C_j 类别中所有的特征向量的取值范围是

$$RF_j = \{ [d_{j1}^-, d_{j1}^+], [d_{j2}^-, d_{j2}^+], \dots, [d_{jm}^-, d_{jm}^+] \} \quad (4)$$

依据以上方法,可以将训练集中的签名图像用符号表示,而无须采用其他签名识别方法所采用的聚类方法来描述签名图像类别。

2 静态签名字体的识别

对于一幅待测定的签名识别图像,依据第 1 章所使用的方

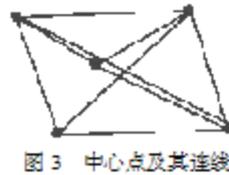
法,提取图像的几何中心点集,求取各中心点之间的距离,并组合成最终的特征向量。在此基础上,将待测签名识别图像与数据库中的不同类别 C_j 所对应的特征取值范围进行比对。

假设 $F_i = [d_{i1}, d_{i2}, \dots, d_{im}]$ 为待测签名图像所对应的 m 维特征值。在识别过程中,被测签名图像的每一维特征值都将和参考数据 RF_j 的特征值进行对比,看是否在允许的取值区间内。统计被测图像相对于参考图像,其落在允许取值区间的特征值个数,标记为

$$A_c = \sum_{k=1}^m C(d_{ik}, [d_{jk}^-, d_{jk}^+]) \quad (5)$$

$$C(d_{ik}, [d_{jk}^-, d_{jk}^+]) = \begin{cases} 1 & d_{ik} \geq d_{jk}^- \text{ \& } d_{ik} \leq d_{jk}^+ \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (6)$$

如果被测图像的一个特征值落入了参考图像的允许范围,则计数增加 1,否则不增加。如果最终的 $C(d_{ik}, [d_{jk}^-, d_{jk}^+])$ 大于某个阈值 T ,则认为该被测签名图像来自于该类别。如果被测图像与多个参考类别的相关度大于 T ,取得分最高的那个类别作为最终认证的类别。本文所提出的特征提取与识别算法可归纳为如图 4 所示的流程。



3 实验设置和结果

在本文中,选用从互联网上下载的一组英文手写体签名图像进行实验和验证。该组静态签名图像采集自 960 位测试者,其中每个测试者在一天之内的不同时间书写 24 个签名。然后让其他的人任意模仿出 30 个伪造的签名。图 5 中显示了一幅真实的静态签名图像和他人伪造的签名图像。



在实验中,首先将每个测试者书写的 24 个真实签名图像分为两组,分别用于训练和测试。其中训练数据分别包括 10、15、18 幅真实图像,测试数据包含剩余的真实图像和伪造的 30 幅签名图像。

在提取图像的特征值时,对于各个中心点之间的距离,采用归一化以后的量,以保持各个不同大小图像之间的一致性。对于测试结果,使用平均错误率(AER)、虚报率(FAR)和虚警率(FRR)来描述识别结果的准确性。

对于识别过程中需要的阈值 T ,取向量维数的一半,即 $T = m/2$,特征值允许范围参数 $\alpha = 1$,以此保证 AER 最小化。

在表 13 中,显示了采用不同数量中心点得到的识别结果。

表 1 采用 15 个中心点, $T = 52$

训练数据	AER	FRR	FAR
10	37.23%	35.94%	13.40%
15	28.18%	25.01%	15.43%
18	25.40%	20.63%	20.54%

表 2 采用 31 个中心点, $T = 233$

训练数据	AER	FRR	FAR
10	35.30%	32.48%	12.50%
15	26.78%	21.15%	17.78%
18	22.74%	18.73%	19.34%

表 3 采用 127 个中心点, $T = 4000$

训练数据	AER	FRR	FAR
10	20.56%	21.78%	10.38%
15	18.38%	18.92%	12.42%
18	16.56%	17.21%	13.04%

从表 13 中可以发现,随着采用的中心点的增加,识别的准确率和误报率将下降。

作为对比,通过采集到的中心点,利用聚类(K-means)的方法将各个训练样本投影到特征空间中,然后求取测试样本与各个类别的空间距离,将测试样本赋予离其最近的签名类别。表 4、5 中显示了采用聚类方法获得的实验结果。

表 4 采用 127 个中心点, $T = 4000$

聚类数目	AER	FRR	FAR
2	24.56%	25.87%	15.88%
4	17.34%	21.52%	19.32%
6	26.16%	29.11%	17.76%

在表 5 中,对比了本文方法和采用聚类方法进行静态签名识别的结果,表格数据为 AER。

表 5 本文方法与聚类方法实验对比 %

方法	15 个中心点	31 个中心点	127 个中心点
本文方法	20.56	21.78	10.38
聚类方法	27.37	25.11	17.34

从表 4、5 中可以看到,采用本文方法提取特征后,依据本文所设计的识别方法,其准确率要高于采用聚类方法的识别率。

(上接第 1148 页)

表 5 DT-SVM 方法分类的混淆矩阵

类别	C1	C2	C3	C4	C5	C6	类正确率/%
C1	1 928	0	0	0	145	0	93.01
C2	5	333	0	0	7	0	96.52
C3	77	0	429	0	0	0	84.78
C4	0	0	0	86	19	0	81.90
C5	0	0	0	17	16	0	48.48
C6	0	0	0	0	14	23	62.16
总检验样本	3 099	正确分类样本	2 816	总正确率	90.866 7		

表 6 本文算法分类的混淆矩阵

类别	C1	C2	C3	C4	C5	C6	类正确率/%
C1	1 975	0	0	3	95	0	95.27
C2	0	345	0	0	0	0	100.00
C3	8	0	498	0	0	0	98.42
C4	0	0	0	105	0	0	100.00
C5	0	0	0	19	14	0	42.42
C6	0	0	0	12	0	25	67.57
总检验样本	3 099	正确分类样本	2 962	总正确率	95.579 2		

表 7 SVM 多类分类算法的精度和耗时统计

统计量	1-a-1	1-a-r	DT-SVM	本文算法
总体精度/%	94.449 8	94.127 1	90.866 7	95.579 2
Kappa 系数	0.897 0	0.891 5	0.873 9	0.916 8
运行时间/s	18.90	16.48	2.74	8.73

4 结束语

本文针对传统遥感图像分类的缺点,提出了一种基于遗传

4 结束语

本文提出了一种新颖的、依据签名图像几何中心的特征提取方法,并在此基础上设计了一种签名图像的识别算法。实验结果显示,随着提取中心点个数的增加,识别准确率显著上升,并且本文的识别方法相对于其他识别算法具有更高的准确率。由于本文方法无须机器学习的过程而只需简单地查表比对,所以运算效率更高,更适合于移动设备或者手持设备的使用。

参考文献:

- [1] DIMAURO G, IMPEDOVO S, LUCCHESI M G, et al. Recent advancement in automatic signature verification [C]//Proc of the 9th International Workshop on Frontiers in Handwriting Recognition. Washington DC: IEEE Computer Society, 2004: 179-184.
- [2] BAJAJ R, CHAUDHARY S. Signature verification using multiple neural classifiers [J]. *Pattern Recognition*, 1997, 30(1): 1-7.
- [3] 肖春景, 李春利, 张敏. 脱机手写体签名识别的小波包隐马尔可夫模型[J]. *计算机应用*, 2010, 30(2): 445-448.
- [4] 陈刚, 李弼程, 庄军, 等. 基于矩特征和证据理论的离线签名识别[J]. *计算机工程与应用*, 2005, 41(18): 57-60.
- [5] 戴斯获, 夏利民. 基于保局投影的离线签名识别[J]. *计算机工程与应用*, 2010, 53(1): 190-193.
- [6] GURU D S, PRAKASH H N. On-line signature verification and recognition: an approach based on symbolic representation [J]. *IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2009, 31(6): 1059-1073.
- [7] 李京兵, 黄席祺. 一种基于 DWT 抗几何攻击数字水印鲁棒算法[J]. *计算机仿真*, 2007, 24(3): 303-307.

算法和 K 近邻的 SVM 决策树方法。实验结果表明这种分类方法具有很高的分类精度,并且在运行时间上是可行的,与传统的统计模式方法、神经网络方法和经典的 SVM 多类分类方法相比具有一定的优势,是一种有效的遥感图像分类方法。

参考文献:

- [1] 惠文华. 基于支持向量机的遥感图像分类方法[J]. *地球科学与环境学报*, 2006, 8(2): 93-95.
- [2] 元昌安. 数据挖掘原理与 SPSS Clementine 应用[M]. 北京: 电子工业出版社, 2009: 247.
- [3] 张学工. 关于统计学习理论与支持向量机[J]. *自动化学报*, 2000, 26(1): 32-42.
- [4] LNOUE T, ABE S. Fuzzy support vector machines for pattern classification [C]//Proc of International Joint Conference on Neural Networks. 2001: 1449-1454.
- [5] KRESSEL U. Pairwise classification and support vector machines [M]//Advances in Kernel Methods; Support Vector Learning. Cambridge: MIT Press, 1999: 255-268.
- [6] YAN Zhi-gang. Research on ECOC SVMs [C]//Proc of World Congress on Intelligent Control and Automation (WCICA). 2010: 2838-2842.
- [7] PLATT J C, CRISTIANINI N, SHAWE T J. Large margin DAGs for multiclass classification [C]//Proc of Neural Information Processing Systems. Cambridge: MIT Press, 2000: 547-553.
- [8] ARUN K M, GOPAL M. Fast multiclass SVM classification using decision tree based one-against-all method [J]. *Neural Processing Letters*, 2010, 32(3): 311-323.
- [9] TAKAHASHI F, ABE S. Decision-tree-based multi-class support vector machines [C]//Proc of ICONIP '02. [S. l.]: IEEE Press, 2002: 1419-1422.