

多特征关联与多子集匹配的掌纹识别模型

刘春茂¹ 张云岗²

¹(河南工业职业技术学院教务处 河南 南阳 473000)

²(河南工业职业技术学院计算机工程学院 河南 南阳 473000)

摘要 为了提高掌纹图像的识别正确率,提出一种基于关联特征与多子集匹配的掌纹图像模型(MF-MMM)。首先对掌纹图像进行预处理,并将掌纹图像划分为多个子图像,然后提取各个子像的掌纹特征,并根据地统计学变程提取关联特征,得到掌纹图像的特征子集,最后采用多子集匹配方法实现掌纹图像识别,并采用 Polyu 掌纹图像库进行仿真实验。结果表明,相对于其他掌纹识别模型,MF-MMM 提高了掌纹图像的识别正确率,降低了掌纹的误识率和拒识率,具有更好的应用价值。

关键词 掌纹识别 不完整图像 关联特征 地统计学

中图分类号 TP391.4 文献标识码 A DOI:10.3969/j.issn.1000-386x.2015.05.079

PALMPRINT RECOGNITION MODEL BASED ON MULTI-FEATURES ASSOCIATION AND MULTI-SUBSET MATCHING

Liu Chunmao¹ Zhang Yungang²

¹(Teaching Affairs Office, Henan Polytechnic Institute, Nanyang 473000, Henan, China)

²(School of Computing Engineering, Henan Polytechnic Institute, Nanyang 473000, Henan, China)

Abstract In order to improve the correction rate of palmprint image recognition, we propose in this paper a novel palmprint recognition model (MF-MMM) which is based on association features and multi-subset matching. First, we preprocess the palmprint image and divide the image into multiple sub-images, then we extract the palm features of each sub-image and extract the association features according to the change process of geostatistics to get the features subset of palm image, finally, we use multi-subset matching means to realise the recognition of palm image, and use Polyu palmprint image library to carry out the simulation experiment. Results show that compared with other palmprint recognition models, the MF-MMM improves the correction rate of palmprint images recognition and reduces the misrecognition rate and false rejection rate on palms, and has better applied value.

Keywords Palmprint identification Incomplete image Association features Geostatistics

0 引言

掌纹识别是近年提出的一种生物特征识别技术,其具有易采集、识别区域大、可靠性和精度高等优点,在门禁系统、身份识别系统、公共场所监控系统等领域具有广泛的应用前景,因此掌纹识别成为生物识别领域中的研究热点,具有十分重要的应用价值^[1]。

掌纹识别实质是一种模式识别过程,包括掌纹特征提取和掌纹分类器设计两个步骤,其中掌纹特征提取则至关重要,其直接影响到掌纹识别结果优劣。针对掌纹特征提取问题,国内外学者和专家对其进行了深入、广泛的研究,取得一定的研究成果^[2]。目前掌纹特征提取方法主要有:几何特征、变换域特征、统计特征等,几何特征方法根据掌纹的点、线等结构进行特征提取;变换域特征方法对掌纹图像的空间域特征进行提取,统计特征提取掌纹图像的纹理、颜色等特征,对于完整的掌纹图像,它们可以获得高质量的特征,因此掌纹识别效果比较好。然而在实际应用过程中,由于多种因素的影响,掌纹图像不可避免出现不完整、扭曲、断点等不完整现象,这给掌纹特征提取带来不利

影响,导致传统特征提取方法无法获得较好的掌纹特征,使掌纹识别率急剧下降^[4-7]。为了提高不完整掌纹难识别正确率,许多学者提出了一些改进的掌纹识别模型,如赵静岚提出基于 Log-Gabor 小波的掌纹识别模型,采用 Log-Gabor 小波消除掌纹图像的噪声信息,以获得更好的掌纹识别效果,但其存在计算复杂度较高,耗时长等缺陷,不能满足掌纹识别的实时性要求^[8];王艳霞提出基于正方形的掌纹图像识别模型,对不完整掌纹图像进行增强处理,以提高掌纹识别的精度和鲁棒性^[9];刘洋提出 Contourlet 变换和 NMF 相融合的掌纹识别模型,对不完整图像实现增强,但其仅对掌纹图像的不完整区域进行补充,难以真正描述不完整区域掌纹信息^[10]。对于掌纹图像来说,其分叉点、端点具有唯一性,这些局部特征无法描述掌纹图像像素点间的关联信息,而地统计学 GS(Geostatistics)是一种以区域化变量理论为基础的数据分析方法,可对数据间的空间相关程度进行分析,因此采用地统计学提取掌纹图像特征,不仅可以较好描述掌

收稿日期:2013-12-01。河南省科技攻关基金项目(122102210449)。刘春茂,讲师,主研领域:数据库与信息采集处理技术及程序设计开发方法。张云岗,讲师。

纹像素点间的关联信息,而且在特征匹配过程中,通过多个子集的特征进行匹配,为掌纹识别提供了一种新的研究工具^[11]。

为了提高掌纹图像的识别正确率,利用地统计学的空间分析能力,提出一种基于多特征关联 MF(multi-features)与多子集匹配 MM(multi-subset match)相融合的掌纹识别模型(MF-MM),并在 Polyu 掌纹图像库上进行仿真实验,以测试基于 MF-MM 的掌纹识别模型性能。

1 MF-MM 的掌纹识别模型的工作程

基于 MF-MM 的掌纹识别思想为:首先对掌纹图像进行预处理,消除图像中的不利因素,增强掌纹图像质量;然后将掌纹图像划分 N 个子图像,提取子图像的局特征,并采用地统计学提取各个子图像的关联特征,得到掌纹图像的特征子集;最后采用各子图像集匹配方法对掌纹图像进行匹配,并根据匹配结果与阈值进行比较,得到掌纹图像最后识别结果,具体工作流程如图 1 所示。

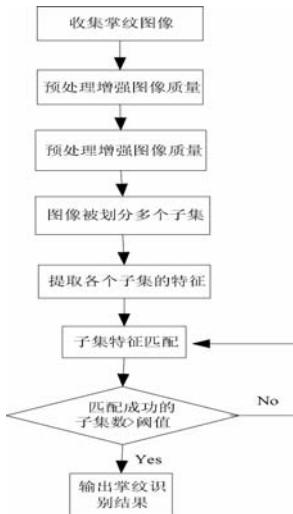


图 1 掌纹图像识别模型的工作流程

2 MF-MM 的掌纹识别模型

2.1 掌纹图像的预处理

掌纹图像采集过程中,由于受到光照、采集设备等外界因素影响,掌纹图像含有不同程度的噪声,如果不进行预处理,对其直接提取特征,得到的特征不可避免存在噪声,会对掌纹识别结果产生不利影响。由于掌纹图像方向和纹理特征突出,Contourlet 变换具有较好的去噪效果,因此采用其对掌纹做出处理。Contourlet 变换包括拉普拉斯塔式分解和方向滤波器组,其工作原理如图 2 所示。

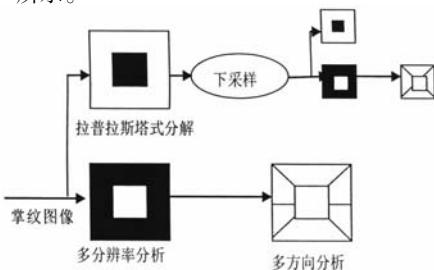


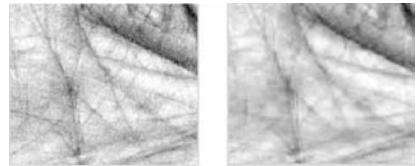
图 2 Contourlet 变换的工作原理

Contourlet 变换工作步骤为:

(1) Contourlet 变换对图像进行多尺度分解以“捕获”奇异点,每一次分解都会产生一个分辨率为原图像一半的低通子带和一个高通子带,而对于高通子带再进行多次分解,可实现图像的多尺度分解。

(2) 由 Contourlet 变换滤波器产生二维方向滤波器组,把分布在同方向上的奇异点合成为一个系数。

对掌纹图像先进行 Contourlet 变换,再进行阈值去噪,然后重构,得到去噪效果如图 3 所示。从图 3 可知,经过预处理后,掌纹图像的质量得到明显提高。



(a) 含噪的掌纹图像 (b) 预处理后的掌纹图像

图 3 掌纹图像的预处理效果

2.2 提取掌纹特征

假设 P 点为目标像素点,其周围的相邻的 8 点 P_1, P_2, \dots, P_8 被称为 P 点的 8 个邻域点, V_1, V_2, \dots, V_8 为 8 个邻域点的灰度值,如果 P 是端点,那么 8 邻域点应该满足如下条件:

$$C_N = \sum_{i=1}^8 |P_{i+1} - P_i| = 2 \quad P_1 = P_9 \quad (1)$$

如果 P 点是分支点,那么 8 邻域点应该满足如下条件:

$$C_N = \sum_{i=1}^8 |P_{i+1} - P_i| = 6 \quad P_1 = P_9 \quad (2)$$

2.3 地统计学提取掌纹图像的关联特征

马特隆教授把空间统计学定义为:以变异函数作为基本工具,在区域化变量的空间分布规律性基础上,选择合适的克立格法,对区域化变量进行粗略估计^[12]。半变异函数反映了区域化变量空间变化相关性和随机性,地统计学提取关联特征的步骤为:

- (1) 将预处理后的掌纹图像划分为多个子块。
- (2) 采取半变异函数值 $r(h)$ 计算像素之间的联系,具体为:

$$r(h) = \sum_{i=1}^{N(h)} (z(x_i) - z(x_i + h))^2 / 2N(h) \quad (3)$$

式中, h 为子块间距离; $N(h)$ 为数据对 $(x_i, x_i + h)$ 的数目; $z(x_i)$ 和 $z(x_i + h)$ 为点 x_i 和 $x_i + h$ 处子块的总像素值。

(3) 通过一系列 $(h, r(h))$ 可构建半变差函数模型,如图 4 所示。从图 4 可知,当 $h \geq \alpha$,区域化变量的空间相关性消失,选取变程内的 $r(h)$ 值作为反映图像各像素点之间关联信息的特征值,这样掌纹关联特征为距离 1-6 对应的 $r(h)$ 值。

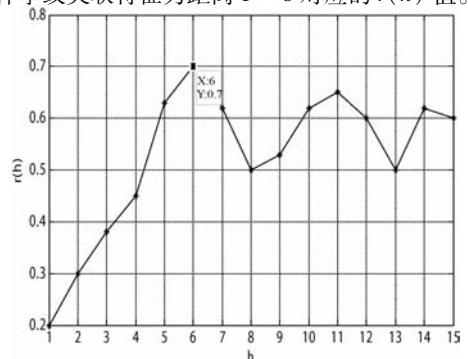


图 4 掌纹图像的半变异函数图

2.4 多子集匹配的掌纹识别

传统掌纹识别模型基于完整掌纹图像进行建模,对于不完整掌纹图像,由于其图像信息不完整、有损失,因此其实际获得的全局特征与完整掌纹的全局特征之间的差异较大,且随着不完整程度的增加,两者之间的差异增加。如果两幅掌纹图像属同一个人,即使它们的不完整掌纹与完整掌纹全局特征不匹配,但是有部分特征与完整图像还是相同的。因此,针对不完整掌纹图像,需要采用特征子集匹配可以获得更理想的掌纹识别结果。为此,本文提出一种多特征子集的掌纹匹配识别方法。设待识别不完整掌纹图像为 A ,其在掌纹库中完整图像编号为 B 。多子集匹配步骤为:

(1) 选择有效子集。不完整图像 A 经过分割后,不完整区域子图像像素点较少,定义为无效子集,不参与特征子集匹配的计数,当像素点超过 75% 的子图像为有效子集,待识别掌纹图像有效子集数为 m 。

(2) 单子集匹配。将图像 A 的第 1 个有效子集分别与图像 B 的全部子集逐个匹配,当 B 中有一个子集与其匹配率超过给定阈值,即定义该有效子集匹配成功,若全部都空配,则定义该有效子集匹配不成功。

(3) 多子集匹配。对提取的 m 个有效子集分别重复单子集匹配过程,如果匹配成功的有效子集超过给定阈值,则可认为 A 与 B 来源同一个人的掌纹。

3 仿真实验

3.1 数据来源

采用香港理工大学的 PolyU 掌纹数据库进行测试实验,共包括 100 个人的 600 幅掌纹图像,每人 6 幅,分两次采集,两次采集之间的间隔为三个月,每人每次采集三张,图像的大小为 384×284 像素,256 灰度级^[13]。一个人的掌纹图像如图 5 所示。系统测试环境为 Core2 Quad Q6600、4GB 内存、Windows 7 操作系统,VC 6.0 进行编程。

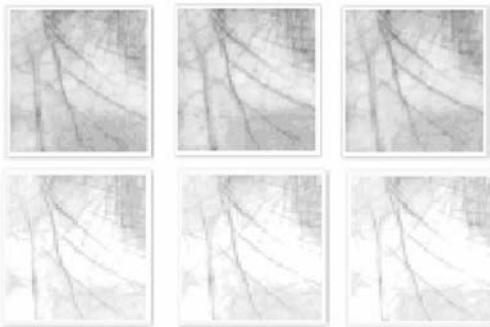


图5 一个人的6幅掌纹图像

3.2 对比模型与评价指标

为了使 MF-MMM 的结果更具说服力,首先选择 3 种对比模型:多子集匹配模型(MM),该模型仅提取节点特征,并进行多子集匹配;多特征关联模型(MF),该模型采用地统计学关联,但不多子集匹配。然后与经典特征选择方法进行对比实验,它们具体为:采用局部特征提取方法(Minutia),该方法提取分叉点、孤立点、短脊、交叉点等细节特点;Gabor 滤波的局部与全局特征方法(Gabor),采用掌纹的识别正确率、误拒率、误识率对模型性能进行评价。

3.3 结果与分析

1) 完整掌纹图像识别性能分析

首先采用 Contourlet 变换对掌纹图像进行预处理;然后划分子集,并提取子集特征,采取每个人的前 3 幅掌纹作为训练集,后 3 幅掌纹用于测试,MF-MM 模型的识别结果见表 1 所示。同时采用 MM 和 MF 对掌纹进行识别,从表 1 可得到如下结论:

(1) MM 模型的识别正确率相当低,误识率和拒识率较高,这主要是由于 MM 仅提取了掌纹图像的细节特征,无法准确、全面描述掌纹图像类别信息,因此其应用范围受限。

(2) 相对于 MM 模型,MF 模型的识别正确率得以提高,这主要由于地统计学对特征进行了关联特征,较好地描述了掌纹图像像素点间的关系,丰富了掌纹识别特征信息,获得更加理想的掌纹识别结果,结果表明,MF 利用地统计学的空间分析能力提取掌纹的关联特征,是可行的,有利于提高掌纹图像的识别性能。

(3) 相对 MM 和 MF 模型,MF-MM 的掌纹识别正确率得以大幅度提高,这主要由于 MF-MM 不仅采用多特征之间的关联信息,而且采用多子集匹配策略,从特征和分类两个方面对掌纹识别模型进行完善,对比结果表明,MF-MM 是一种识别正确率、识别结果可靠的掌纹识别模型。

表1 不同模型的完整掌纹图像识别性能对比

模型	识别率(%)	误识率	拒识率(%)
MF-MMM	94.18	5.82	6.87
MM	88.25	11.75	12.11
MF	90.8	9.2	10.31

2) 在不完整掌纹图像识别上的对比

手工采集 100 幅不完整掌纹图像,它们具体如图 6 所示,采用 80 幅图像建立掌纹识别模型,其余 2080 幅图像对建立的掌纹图像识别模型性能进行测试。

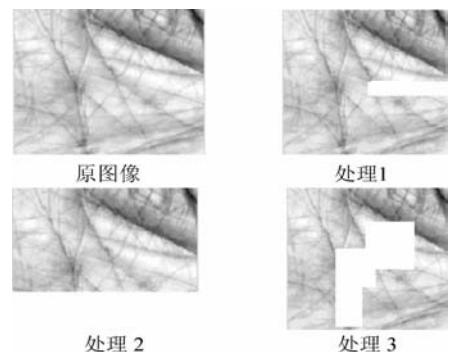


图6 不完整的掌纹图像

不同模型的不完整掌纹图像识别结果见表 2 所示。从表 2 可知,相对于对比模型,MF-MM 的识别结果更加理想,这表明 MF-MM 采用多特征关联和多子集匹配,克服传统模型对不完整掌纹图像识别低的缺陷,具有更优的鲁棒性,可以拓宽掌纹识别的应用范围,且具有较好的应用价值。

表2 不同模型的不完整掌纹图像识别性能对比

识别模型	识别率(%)	误识率(%)	拒识率(%)
MF-MMM	90.06	9.94	11.86
MM	83.55	16.45	18.31
MF	64.13	35.87	36.08

3) 与经典特征提取方法的识别性能对比

为进一步检验 MF-MM 的优越性,采用当前 2 种经典掌纹图像特征提取模型(Minutia 和 Gabor)对不完整掌纹图像进行对比实验,它们结果见表 3 所示,对表 3 进行分析可知:

(1) Minutia 是一种是典型局部特征提取方法,获得了掌纹图像的分叉点、孤立点、短脊、交叉点等多种细节特征点,其识别结果还是不理想,这表明,采用单纯局部特征难以充分描述掌纹图像的信息,虽然采用了多子集匹配,掌纹识别精度提高的幅度有限。

(2) Gabor 从 8 个方向提取掌纹图像的局部与全局特征,相对于局部特征提取方法(Minutia),预测精度得到较大的提高,但该特征算子没有考虑掌纹图像像素之间的关联信息,对于不完整掌纹图像,其识别精度有待进一步提高。

(3) MF-MM 不仅充分利用了每个子集局部特征与全局关联信息,通过关联特征计算相同距离尺度下子块之间的像素差,采用半变异函数值描述不同尺度下的像素相关信息,而且采用多子集匹配加强了局部特征在不完整掌纹图像识别结果的贡献,因此获得更优的掌纹识别结果,对比结果,再一次验证 MF-MM 的优越性。

表 3 与经典特征提取方法的性能对比

模型	识别率(%)	误识率(%)	拒识率(%)
MF-MMM	90.06	9.94	9.94
Minutia	83.00	17.00	17.01
Gabor	85.23	14.77	15.78

4 结语

针对当前掌纹图像识别效果不理想的难题,结合地统计学具有数据空间分析能力的优点,提出了一种多特征关联与多子集匹配相融合的掌纹识别模型。首先从特征提取入手,提出采用地统计学方法对掌纹图像进行特征关联,丰富特征信息,更好描述掌纹图像类别,然后从分类器构建入手,提出采用多子集匹配的掌纹图像分类器,提高识别结果的鲁棒性。仿真结果证明,相对于对比模型,MF-MM 获得了更加理想的掌纹识别结果,是一种识别率高、鲁棒性强的掌纹识别模型,具有更好的实用性。

参 考 文 献

[1] 吴介,裴正定. 掌纹识别中的特征提取算法综述[J]. 北京电子科技学院学报,2005,13(2):86-92.

[2] 袁国武,魏骁勇,徐丹. 基于掌纹的身份鉴别[J]. 计算机辅助设计与图形学学报,2005,17(12):2590-2595.

[3] 王宝珠,孙苗,李晓娇. 基于改进的分块 2DPCA 和神经网络的掌纹识别[J]. 计算机应用与软件,2013,30(6):269-271,280.

[4] 徐凤,何玉琳,章海军. 一种基于傅立叶变换的双级匹配掌纹识别系统[J]. 光学仪器,2007,29(3):64-68.

[5] 苏滨,姜威. 一种基于 Gabor 小波和 2DPCA 的掌纹识别改进算法[J]. 计算机应用与软件,2011,28(1):242-245.

[6] 金玉,苑玮琦. 基于核主元分析和 Fisher 线性判别的掌纹识别[J]. 光电学·激光,2008,19(12):1698-1702.

[7] 李明昊,李燕华,潘新,等. 基于 Gabor 小波和支持向量机的掌纹识别算法的研究[J]. 内蒙古农业大学学报,2011,32(3):270-275.

[8] 赵静岚,庄镇泉,李斌. 基于 log-Gabor 小波的掌纹识别算法[J]. 中国科技技术大学学报,2008,28(10):1158-1162.

[9] 王艳霞,阮秋琦. 基于纹线结构特征的掌纹识别方法[J]. 电子与信息学报,2008,30(6):1281-1285.

[10] 刘洋,李燕华,潘新,等. 基于 Contourlet 变换和 NMF 的掌纹识别算法[J]. 计算机工程,2012,38(13):175-177.

[11] Chica M, Abareaa F. Computing geostatistical image texture for remotely sensed data classification[J]. Computers & Geosciences, 2000, 26(1):373-383.

[12] 马洪超,李德仁. 基于空间统计学的空间数据窗口大小的确定[J]. 武汉大学学报,2001,26(1):18-23.

[13] 李云峰,张亚莉. 基于分类性能的掌纹特征有机融合[J]. 计算机应用与软件,2012,29(3):270-273,293.

(上接第 309 页)

都有各自明显的特征,反映了人们的活动意图,发现的结果对城市规划、交通管制等应用都有重要的参考价值。由于使用 LDA 模型发现的区域是用热门路段表示的,本身没有带有语义,本文是根据经验来解释其语义,下一步工作是研究结合其他数据源,例如 POI 数据,来自动地解释主题区域的语义。

参 考 文 献

[1] Lee J G, Han J, Whang K Y. Trajectory clustering: A partition-and-group framework[C]//Proceedings of the 2007 ACM SIGMOD international conference on Management of data, Beijing, China, June 11-14, 2007.

[2] 韩陈寿,夏士雄,张磊,等. 基于速度约束的分段轨迹聚类算法[J]. 计算机工程,2011(7):219-221,236.

[3] 张延玲,刘金鹏,姜保庆. 移动对象子轨迹段分割与聚类算法[J]. 计算机工程与应用,2009(10):65-68.

[4] Kharrat A, Popa I, Zeitouni K, et al. Clustering algorithm for network constraint trajectories[C]//13th International Symposium on Spatial Data Handling, SDH, Montpellier, France, 2008:631-647.

[5] 夏英,温海平,张旭. 基于轨迹聚类的热点路径分析方法[J]. 重庆邮电大学学报:自然科学版,2011(5):602-606.

[6] Palma A T, Bogomy V, Kuijpers B, et al. A clustering-based approach for discovering interesting places in trajectories[C]//Proceedings of the 2008 ACM symposium on Applied computing, 2008:863-868.

[7] 桂智明,陈彩. 基于语义的移动对象轨迹知识发现研究[J]. 计算机工程,2009(16):14-16.

[8] Blei D, Ng A, Jordan M. Latent dirichlet allocation[J]. The Journal of Machine Learning Research, 2003, 3:993-1022.

[9] Ferrari L, Rosi A, Mamei M, et al. Extracting urban patterns from location-based social networks[C]//LBSN'11, 2011.

[10] Ferrari L, Mamei M. Discovering daily routines from google latitude with topic models[C]//CoMoRea'11, 2011.

[11] Long X, Jin L, Joshi J. Exploring Trajectory-Driven Local Geographic Topics in Foursquare[C]//Proc LBSN'12, 2012.

[12] Jing Yuan, Yu Zheng, Xing Xie. Discovering Regions of Different Functions in a City Using Human Mobility and POIs[C]//Proceeding. KDD 12, 2012:186-194.