

基于灰度曲面匹配的快速手掌静脉识别

吴 微^{1,2} 苑玮琦¹ 林 森¹ 宋 辉¹ 桑海峰¹

(¹ 沈阳工业大学视觉检测技术研究所, 辽宁 沈阳 110870)
² 沈阳大学信息工程学院, 辽宁 沈阳 110041

摘要 为使掌脉识别系统在识别性能和识别时间上有一个较好的平衡,提出了一种基于灰度曲面匹配的快速手掌静脉识别算法。对手掌静脉图像提取感兴趣区域,将感兴趣区域等分为若干个子区域,计算每个子区域像素灰度平均值作为该子区域灰度值,以各子区域灰度值构建待匹配图像。匹配时对两个待匹配灰度曲面中的像素灰度做差,得到灰度差曲面,求出该灰度差曲面的方差,将此方差作为衡量两个掌脉特征曲面之间距离的依据,并据此判定两幅掌脉图像是否来自同一只手。应用自建掌脉图库进行实验分析,该算法选择子区域大小为 8 pixel×8 pixel 时的正确识别率达到 97.94%,识别时间仅用 0.163 ms。实验结果表明,与传统掌脉识别算法相比,该算法在识别性能和识别时间上有一个较好的平衡。

关键词 机器视觉;生物特征识别;手掌静脉识别;灰度曲面;匹配

中图分类号 TP391.41 **文献标识码** A **doi**: 10.3788/AOS201333.1015004

Fast Palm Vein Identification Algorithm Based on Grayscale Surface Matching

Wu Wei^{1,2} Yuan Weiqi¹ Lin Sen¹ Song Hui¹ Sang Haifeng¹

(¹ Computer Vision Group, Shenyang University of Technology, Shenyang, Liaoning 110870, China)
² Information Engineering Department, Shenyang University, Shenyang, Liaoning 110041, China)

Abstract In order to improve the recognition speed with effective recognition performance of palm vein identification system, a fast palm vein identification algorithm based on grayscale surface matching is proposed. The algorithm extracts region of interest (ROI) of palm vein image firstly. Then, the ROI is equally divided into several sub-regions. The algorithm computes average value of the grayscale of every sub-region. These average values construct an image for matching. At the stage of matching, the algorithm computes the difference between two pixels from two matching images and gets the grayscale difference surface. It calculates the variance of the grayscale difference surface and considers this variance as the distance between two feature surfaces. At last, it decides whether these two images come from the same hand or not according to the variance. A self-built palm vein database is used in the experiment. The experimental result shows that the scheme with sub-region parameter of 8 pixel×8 pixel reaches correct recognition rate (CRR) of 97.94%, with recognition time of only 0.163 ms. Compared with the traditional palm vein recognition method, the proposed method increases recognition speed with effective recognition performance.

Key words machine vision; biometrics; palm vein identification; grayscale surface; matching

OCIS codes 150.1135; 100.3008; 100.5010; 110.3080

收稿日期: 2013-03-08; 收到修改稿日期: 2013-06-07

基金项目: 国家自然科学基金(60972123)、高等学校博士学科点专项科研基金(20092102110002)、沈阳市科技计划(F10-213-1-00)、辽宁省教育厅科研项目(L2012034)

作者简介: 吴 微(1979—),女,博士研究生,讲师,主要从事机器视觉检测、生物特征识别等方面的研究。

E-mail: wuwei429@163.com

导师简介: 苑玮琦(1960—),男,博士,教授,主要从事机器视觉检测、生物特征识别等方面的研究。

E-mail: yuan60@126.com

1 引言

手掌静脉(以下简称“掌脉”)识别技术是一种新兴的生物特征识别技术。该技术利用具有唯一性和长期稳定性的人体掌脉分布这一生物特征^[1-2]进行身份鉴别。手掌在 720~1100 nm 近红外光的照射下,掌脉中的血红蛋白(包括氧合血红蛋白和脱氧血红蛋白)对近红外(NIR)光的吸收强于周围组织对近红外光的吸收,通过光成像系统可以观察到血管部分对应的光强度低于非血管区域,形成了暗影,这就是掌脉的图像^[2]。掌脉识别技术正是利用这些掌脉图像进行身份识别的。相比于掌纹识别^[3],掌脉隐藏在皮肤下,不易受手掌脱皮的影响,还可以进行活体验证^[4];相比于手指静脉或指纹,掌脉拥有更大的面积;相比于手背静脉^[5],掌脉拥有更为丰富的信息;相比于人脸识别^[6],掌脉识别能轻易地区分双胞胎;相比于虹膜识别^[7-8],掌脉的采集方式更容易让用户接受。因此,掌脉识别是一种有着广泛应用前景的生物特征识别方法。

掌脉识别系统由图像采集、预处理、特征提取、特征匹配 4 部分组成。现有的掌脉识别算法可归结为以下几类:基于结构特征^[9-12]、基于纹理特征^[13-14]和基于子空间^[15]的方法。结构特征主要包括掌脉的线特征和点特征。文献[9]先以 Radom 变换结合离散余弦转换(DCT)提取静脉的主要线特征;文献[10]提取静脉的长度和节点作为特征进行识别;文献[11]分别用尺度不变特征变换(SIFT)算子、加速稳健性特征(SURF)算子、仿射尺度不变特征变换(ASIFT)算子提取掌脉图像的角点特征分别进行掌脉识别;文献[12]以局部 Radom 变换提取静脉的主要线特征。文献[13]先采用主成分分析(PCA)对图像降维而后提取曲波变换系数代表掌脉纹理特征;文献[14]采用四个方向的二维(2D)Gabor 变换提取掌脉纹理结构特征;文献[15]采用子空间方法,先用 PCA 对图像降维,再用局部保持投影(LPP)算法提取掌脉图像特征。这些识别算法的共同点是特征提取过程通常比较复杂,从而增加了识别时间。为使掌脉识别系统在识别性能和识别时间上有一个较好的平衡,本文提出一种基于灰度曲面匹配的快速手掌静脉识别算法。该算法利用灰度曲面匹配的思想,将两个待匹配区域的灰度差曲面作为特征曲面进行匹配识别,使得参与匹配的是整个掌脉纹理图像。该方法将传统方法中复杂的特征提取过程简化为子区域灰度平均值抽取,从而大幅度缩减了识别时间。

2 手掌静脉图像采集和预处理

2.1 手掌静脉图像采集

采集装置如图 1 所示。该装置采用基于 OV5116CMOS 传感器设计的小型黑白摄像机采集掌脉图像,通过视频解码芯片 TVP5146 将视频信号数字化,再将数字信号输入计算机。采集所用光源由 15 行×16 列 850 nm LED 阵列构成^[16]。在摄像机镜头前加上 750 nm 长波通滤光片,其近红外光通过率超过 90%以上,保证了近红外波段的通过率,又有效地截止了可见光。采集图像时要求被采集者手腕露出 1.5 cm 以上,在采集过程中手只发生刚性形变,即手各点之间的相对位置不发生变化。要求被采集者将手水平放在托架上,以保证每次拍摄距离不变。



图 1 采集装置外观图

Fig. 1 Image acquisition equipment

2.2 图像预处理

图像预处理中最重要的问题是定位感兴趣区域(ROI)。ROI 提取可以将不同人的掌脉特征区域高度归一化,剔除无关数据的干扰(如背景等),大幅度减少计算量,便于后续处理。采取文献[17]的方法定位手掌上的大鱼际区作为 ROI 的主体范围。该定位方法适用于有手掌托架的接触式拍摄方式所拍摄的图像。在这样的拍摄条件下,同一采集者在不同次的图像采集中,手掌在托架上摆放的角度和位置都会存在一定的差异,这会导致掌脉图像出现一定的旋转和平移。该定位方法的做法是:首先,在二值化后的掌脉图像中提取手掌轮廓,在手掌轮廓内做靠近手腕侧最大内切圆(WSMIC)。如图 2(b)所示,A 点为 WSMIC 与手轮廓在大拇指侧的切点,O 点为 WSMIC 圆心。A 点和 O 点都是稳定特征点,对手掌图像发生旋转和平移都有很强的稳健性。依靠这两个稳定特征点,进一步定位 ROI。做 A 点与 O 点的连线 AO,过圆心 O 点做与 y 轴平行的直线,

它与 WSMIC 的交点为 O' 。线段 AO 与线段 OO' 夹角记为 α 。以 O 点为 midpoint, 过 O 点与 WSMIC 上的点 B 、点 C 做边长为 $(2 \times \sqrt{5} \times R/5)$ 的正方形 $BCDE$, 边

BE 平行于线段 AO 。将整幅图像以 O 点为中心向垂线 OO' 方向旋转 $-\alpha$ 角度, 如图 2(c) 所示, 截取该正方形, 即为所求 ROI, 如图 2(d) 所示。

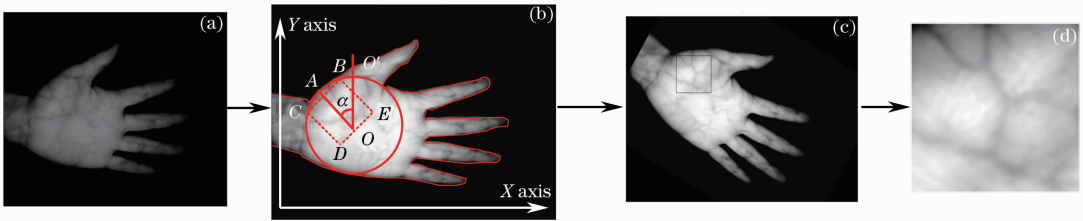


图 2 掌脉图像预处理的全过程。(a)原图像; (b)定位示意图; (c)旋转图像; (d) ROI 图像

Fig. 2 Palm vein image preprocessing. (a) Original image; (b) location scheme diagram; (c) rotation image; (d) ROI image

3 基于灰度曲面匹配的快速掌脉识别算法

3.1 基本思想

3.1.1 构建待匹配图像

掌脉图像在提取 ROI 区域后灰度信息维数是 $128 \text{ pixel} \times 128 \text{ pixel}$, 含有部分冗余信息, 全部用来匹配会造成不必要的时间开销, 因此需要先对图像进行降维, 构建待匹配图像。将 ROI 区域等分为若干个子区域, 计算每个子区域像素灰度平均值作为该子区域灰度值, 以各子区域灰度值构建待匹配图像。这样, 在保存图像基本纹理灰度特征的基础上实现了最快速的降维, 同时子区域划分使图像分辨率下降, 隐藏了部分图像细节, 使得构建的待匹配图像对轻微的旋转和平移有一定的稳健性。

子区域大小的选择很重要, 以能圈住小范围掌脉纹理变化为宜。通过人工统计, 大鱼际区掌脉图像中明显的掌脉宽度为 $6 \sim 7 \text{ pixel}$, 所以, 子区域的大小以 $8 \text{ pixel} \times 8 \text{ pixel}$ 为宜, 本文将进一步通过实验验证适宜的子区域大小。图 3 为子区域大小分别选择 $2 \text{ pixel} \times 2 \text{ pixel}$ 、 $4 \text{ pixel} \times 4 \text{ pixel}$ 、 $8 \text{ pixel} \times 8 \text{ pixel}$ 、 $16 \text{ pixel} \times 16 \text{ pixel}$ 后 ROI 图像降维后的效果图。从图 3 中可以看出以 $8 \text{ pixel} \times 8 \text{ pixel}$ 进行子区域划分时, 仍能辨别掌脉主要纹理特征, 那么子区域大小为 $2 \text{ pixel} \times 2 \text{ pixel}$ 、 $4 \text{ pixel} \times 4 \text{ pixel}$ 时则仍有降维空间, 子区域大小为 $16 \text{ pixel} \times 16 \text{ pixel}$ 时掌脉主要特征不够清晰可辨。

3.1.2 特征曲面

掌脉图像三维灰度级空间上分布曲面的起伏波动形状与掌脉纹理分布具有明显的对应关系, 可以用该分布曲面表示纹理特征。以图像水平方向为 x 轴, 垂直方向为 y 轴, 像素灰度值为 z 轴建立三维空

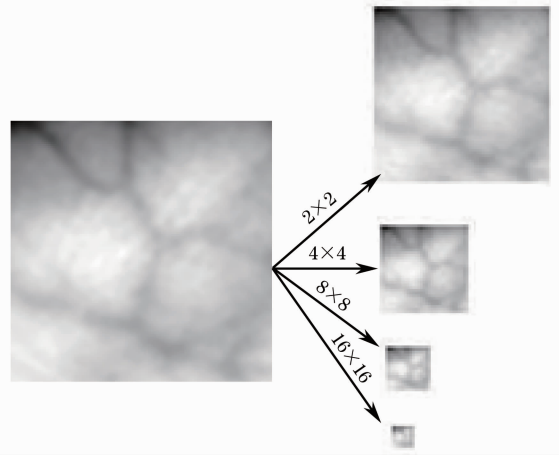


图 3 待匹配图像对比图(单位: pixel)

Fig. 3 Comparison of images to be matched (unit: pixel)

间坐标系, 则掌脉图像中任意像素都可用坐标 (x, y, z) 来表示, 也就得到了掌脉图像在三维灰度级空间上的分布曲面。图 4(d) 即为图 4(a) 在三维灰度级空间上的分布曲面。为了清楚地描述算法, 本文将待匹配图像在三维灰度级空间上的分布曲面称为特征曲面。对照图 4(a) 和 (d) 可以清楚地看出掌脉纹理与特征曲面起伏波动的对应关系。纹理灰度越深, 特征曲面的起伏就越大。曲面的形态直接反映了掌脉纹理特征。如果两个特征曲面具有相同或相似的形状, 则它们在三维空间中的位置关系必然是重合或者平行。可以通过计算两个特征曲面之间的距离, 来测量二者在形状上的差异。图 4 给出了两种不同情况下的灰度差曲面, 其中图 4(g) 代表来自同一个掌脉的两幅不同图像; 图 4(a) 和 (b) 之间的灰度差曲面, 其灰度范围在 $-30 \sim 10$ 之间; 图 4(h) 代表来自不同掌脉的两幅图像; 图 4(b) 和 (c) 之间的灰度差曲面, 其灰度范围在 $-100 \sim 50$ 之间。可见, 相似特征曲面的距离远小于不相似特征曲面的距离。

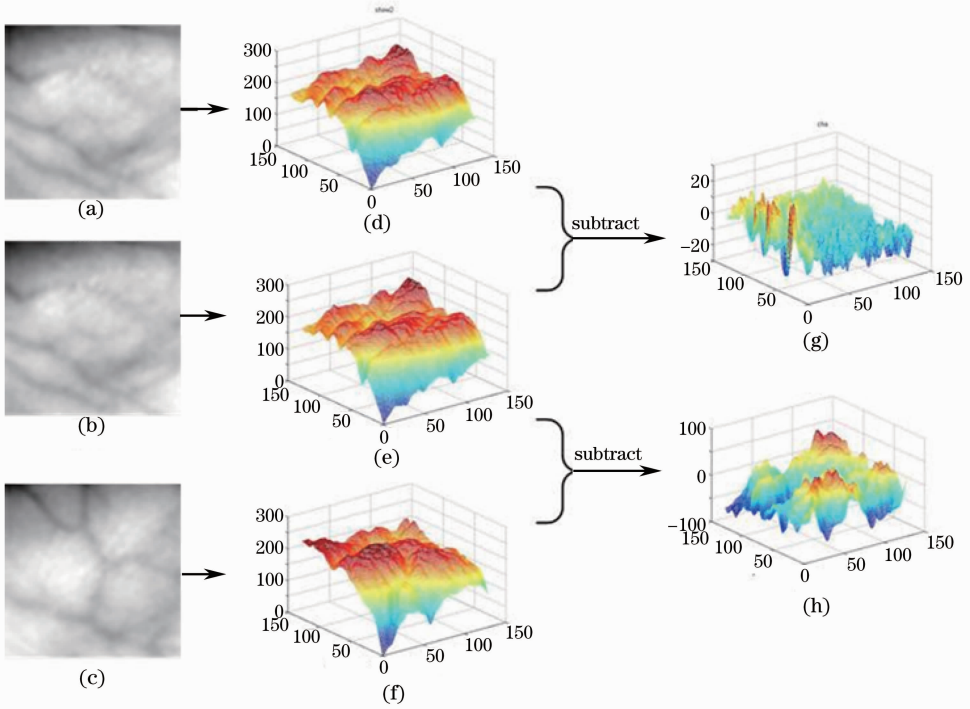


图 4 特征曲面图。(a),(b)掌脉 1 的两幅图像；(c)掌脉 2 的图像；(d)图像(a)的灰度曲面图；(e)图像(b)的灰度曲面图；(f)图像(c)的灰度曲面图；(g)图像(d)与图像(e)的灰度差曲面；(h)图像(e)与图像(f)的灰度差曲面(单位:pixel)

Fig. 4 Feature surface chart. (a), (b) Two images coming from the palm vein 1; (c) image coming from the palm vein 2; (d) grayscale surface of (a); (e) grayscale surface of (b); (f) grayscale surface of (c); (g) subtraction of grayscale surfaces of (d) and (e); (h) subtraction of grayscale surfaces of (e) and (f) (unit: pixel)

掌脉图像采集过程中,光源发光二极管(NIR LED)的光照强度可能会有轻微变化,从而导致掌脉表面纹理发生两种不同情况的变化:第一种是纹理深度的变化,这种变化在特征曲面上表现为灰度起伏幅度的变化,即特征曲面的高度发生变化,而位置没有变化或者变化很小;另一种是整个掌脉表面的亮度发生变化,这种变化在特征曲面上表现为整体灰度平均值的变化,即特征曲面在三维空间中沿灰度级方向发生了平移。对于第一种变化,算法中通过将所有图像的灰度调整到统一的范围来消除其对匹配结果的影响;对于第二种变化,由于只是在整体灰度上发生了平移,而对应的纹理位置不会变化,即曲面的起伏波动不会变化,所以不会影响匹配结果。

3.2 算法实现

3.2.1 构建待匹配图像

在预处理过程中完成了掌脉图像 ROI 区域的提取。对 ROI 图像进行子区域等分。图像子区域等分就是将一个 $m \times n$ 的掌脉图像矩阵 \mathbf{A} 分成 $p \times q$ 图像矩阵,即

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} \mathbf{A}_{11} & \mathbf{A}_{12} & \cdots & \mathbf{A}_{1q} \\ \mathbf{A}_{21} & \mathbf{A}_{22} & \cdots & \mathbf{A}_{2q} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \mathbf{A}_{p1} & \mathbf{A}_{p2} & \cdots & \mathbf{A}_{pq} \end{bmatrix}, \quad (1)$$

其中每个子图像 \mathbf{A}_{ij} ($i=1,2,\dots,p,j=1,2,\dots,q$) 是一个 $m_i \times n_i$ 的矩阵, $m=p \times m_i, n=q \times n_i$ 。每个子图像的平均灰度可用下式计算:

$$\mu_{rh} = \frac{1}{m_i n_i} \sum_{r=1}^{m_i} \sum_{h=1}^{n_i} h(x, y), \quad r=1,2,\dots,p; h=1,2,\dots,q, \quad (2)$$

其中 μ_{rh} 代表任意子图像, $h(x, y)$ 代表点 (x, y) 的灰度值。所有子图像的均值组成 $p \times q$ 维的低维图像矩阵 \mathbf{I} :

$$\mathbf{I} = \begin{bmatrix} \mu_{11} & \mu_{12} & \cdots & \mu_{1q} \\ \mu_{21} & \mu_{22} & \cdots & \mu_{2q} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \mu_{p1} & \mu_{p2} & \cdots & \mu_{pq} \end{bmatrix}. \quad (3)$$

下面对子区域等分后的图像进行灰度调整。

3.2.2 灰度调整

由于掌脉采集时光照条件的差异,同一个掌脉的不同灰度图像存在灰度平均值和方差的差异,这

个差异将影响掌脉图像之间的匹配结果。必须对每幅图像进行灰度调整,将所有掌脉图像的灰度值调整到统一的范围,从而消除亮度不一致造成的影响。设原图像中像素的灰度值为 $f(x,y)$,灰度调整后该像素的灰度值为 $g(x,y)$,则二者之间的关系可由下式表示:

$$g(x,y) = \frac{g_{\max} - g_{\min}}{f_{\max} - f_{\min}} \times [f(x,y) - f_{\min}] + g_{\min}, \quad (4)$$

式中 f_{\max} 和 f_{\min} 分别为原图像中灰度的最大值和最小值, g_{\max} 和 g_{\min} 分别为调整后图像中灰度的最大值和最小值。

3.2.3 特征曲面匹配

特征曲面匹配算法实现的基本步骤为:1) 分别建立登录掌脉图像的特征曲面 R 和已注册掌脉图像的特征曲面 S ;2) 计算曲面 R 和 S 对应位置上像素的灰度差,得到曲面 R 和 S 的灰度差曲面 D ;3) 计算灰度差曲面 D 的方差 V ,根据方差 V 给出识别结果。

设登录掌脉图像的特征曲面为 R ,已注册掌脉图像的特征曲面为 S ,直观地观察特征曲面 R 和 S 可以看出,若两个掌脉来自同一只手,则曲面 R 与 S 的形状将完全或者基本一致,否则,二者的灰度起伏波动形状将具有很大的差异。从数学的角度讲,空间曲面形状上的差异,完全可以用二者之间的某种距离来测量。本文算法以 R 和 S 灰度差曲面的方差作为 R 与 S 之间的距离。

为了得到特征曲面 R 和 S 之间的距离,可以先求出曲面 R 和 S 对应位置上像素的灰度差,从而得到曲面 R 和 S 的灰度差曲面 D :

$$D_{ij} = R_{ij} - S_{ij}, \quad (5)$$

其中 D_{ij} 为灰度差曲面 D 上 (i,j) 处的灰度差, R_{ij} 和 S_{ij} 分别对应曲面 R 和 S 上 (i,j) 处的灰度值, $i,j = 0,1,2,\dots,W$ 。 W 代表正方形 ROI 的宽度。

在得到灰度差曲面 D 以后,就可以求出灰度差曲面 D 的方差 V :

$$\begin{cases} V = \frac{1}{W^2} \sum_{i=1}^W \sum_{j=1}^W (|D_{ij}| - \bar{X})^2 \\ \bar{X} = \frac{1}{W^2} \sum_{i=1}^W \sum_{j=1}^W |D_{ij}| \end{cases} \quad (6)$$

从图 4(g)中可以看到,来自同一个掌脉的不同图像之间的灰度差曲面比较平坦,没有很大的波动起伏,灰度差曲面方差很小。而来自不同掌脉图像之间的灰度差曲面则方差很大,如图 4(h)所示。可以在求出灰度差曲面的方差之后,利用该值来衡量两个特征曲面之间的距离,根据距离来判定两个掌脉是否来自同一只手。

4 实验及结果分析

4.1 图库的建立

目前已经公开并能够下载的两个掌脉图库都是以多光谱掌纹图库的形式公布的。香港理工大学在其公布的多光谱掌纹图库^[18]中,采用了红光、绿光、蓝光和近红外四种光源进行拍摄,其中近红外光下拍摄所得到的掌纹图像包含了比较清晰的静脉图像,可以作为一种掌脉图库。该图库获取设备为具有固定桩的接触式采集装置,只拍摄了手掌的掌心部分图像,不包含本文选定的识别感兴趣区域,无法验证本文算法。中国科学院自动化研究所在其公布的多光谱掌纹图库^[19]中,采用了 460, 630, 700, 850, 940 nm 五个波长的光谱进行拍摄,其中 850, 940 nm 波长下拍摄所得到的掌纹图像包含了比较清晰的静脉图像,可以作为一种掌脉图库。该图库获取设备为非接触式采集装置。而本文研究的是接触式掌脉识别,此图库不适用。因此,为了验证本文算法的有效性,自建了一个掌脉图库。该图像库采用图 1 所示装置进行图像采集。共采集 100 人的左手掌脉图像,每人 6 幅,共 600 幅。被采集者年龄在 20~50 岁之间。在 850 nm 波长的近红外光照射下进行拍摄,所拍图像大小为 768 pixel×554 pixel 的 8 bit

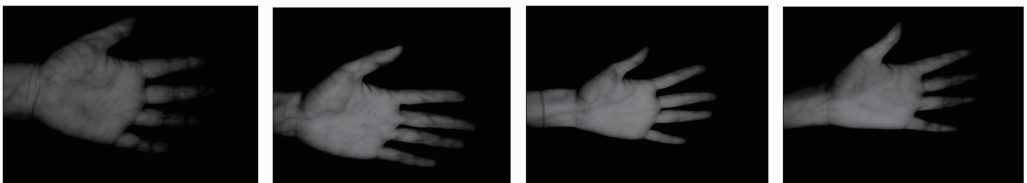


图 5 自建掌脉图库中的图像

Fig. 5 Images from self-built image database

灰度图。图 5 中为本文图库中的 4 幅图像。

4.2 特征匹配

对 100 类掌脉图像样本进行 179700 次匹配,其中类内匹配 1500 次,类间匹配 178200 次。类内匹配是指将来自同一个手掌的不同图像进行匹配,类间匹配是指将不同手掌的图像进行匹配^[20]。以误拒率(FRR, R_{FRR})、误识率(FAR, R_{FAR})、正确识别率(CRR, R_{CRR})、识别时间 T 指标衡量识别性能^[21]。

$$R_{FRR} = \frac{N_{NFR}}{N_{NAA}} \times 100\%, \quad (7)$$

$$R_{FAR} = \frac{N_{NFA}}{N_{NIA}} \times 100\%, \quad (8)$$

式中, N_{NAA} 和 N_{NIA} 分别是合法用户和假冒(非法)用户分别尝试的总次数; N_{NFR} 和 N_{NFA} 分别是错误拒绝和错误接受的次数。

记正确鉴别结果的实验次数为 CRT , 鉴别实验的总次数为 TT , 正确识别率 CRR 定义为

$$R_{CRR} = \frac{N_{CRT}}{N_{TT}} \times 100\%. \quad (9)$$

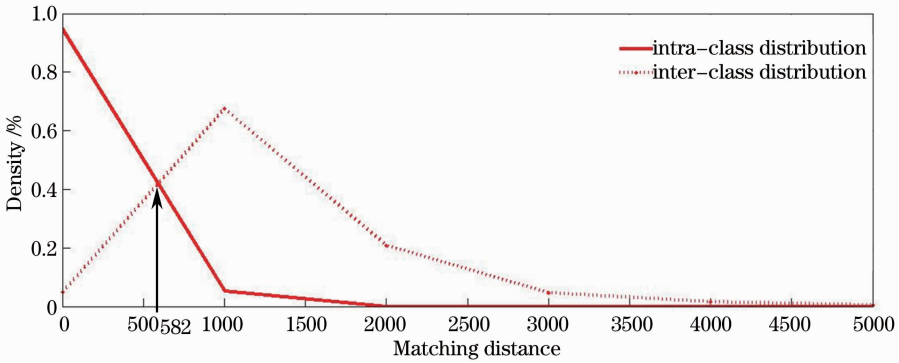


图 6 类内类间分布曲线图

Fig. 6 Curves of matching distribution for intra-class and inter-class

表 1 不同子区域的 FAR、FRR、CRR 和 T

Table 1 FAR, FRR, CRR and recognition time for different sub-region sizes

Size of block / pixel	$R_{FAR} / \%$	$R_{FRR} / \%$	$R_{CRR} / \%$	Feature extraction time / ms	Matching time / ms	T / ms
2×2	1.9228	5.4162	97.9455	0.049	0.30003	0.349
4×4	1.9426	5.4514	97.9429	0.0216	0.17107	0.193
8×8	1.9672	5.8138	97.9400	0.0158	0.14761	0.163
16×16	2.0258	5.7432	97.9432	0.0151	0.14218	0.157
32×32	5.1476	4.5946	95.8914	0.0134	0.139	0.152

为更清晰地比较不同子区域参数下的识别性能,用 R_{CRR} 、 R_{FAR} 、 R_{FRR} 、 T 融合成识别性能综合参数 P 。做法是,首先对 $(1 - R_{CRR})$ 、 R_{FAR} 、 R_{FRR} 、 T 分别做无量纲处理^[22]:

$$x_j^* = \frac{x_j}{\bar{x}_j}, \quad j = 1, 2, \dots, \quad (11)$$

特征曲面匹配距离是计算图像 R 和图像 S 的灰度差曲面 D 的方差 V 。画出类内和类间匹配曲线,两曲线交点所对应的方差值即为阈值 t 。

图 6 是子区域按 8 pixel×8 pixel 大小划分后,类内和类间匹配中的分布情况。实线是类内距离分布,虚线是类间距离分布。交点所对应的 t 值为 582,因此匹配阈值为 $t=582$ 。

匹配时,计算两特征曲面的灰度差曲面的方差 V ,如果满足

$$V < t, \quad (10)$$

则认为该掌脉属于同一个人而被接受,否则,被拒绝。

分别计算子区域的大小为 2 pixel×2 pixel, 4 pixel×4 pixel, 8 pixel×8 pixel, 16 pixel×16 pixel, 32 pixel×32 pixel 时本算法的识别性能。结果如表 1 所示。

x_j^* 代表无量纲化处理后的值, \bar{x}_j 代表无量纲化处理前的值, \bar{x}_j 代表无量纲化处理前该组变量的平均值。再将无量纲化后的 $(1 - R_{CRR})^*$ 、 R_{FAR}^* 、 R_{FRR}^* 、 T^* 代入下式,得到的 P 值越小越优:

$$P = \frac{(1 - R_{CRR})^* + R_{FAR}^* + R_{FRR}^* + T^*}{4}. \quad (12)$$

不同子区域大小参数下的 P 值绘在图 7 中。

从表 1 和图 7 可以看出：子区域大小为 $8 \text{ pixel} \times 8 \text{ pixel}$ 时即可圈住起主要作用的掌脉纹理，去除冗余

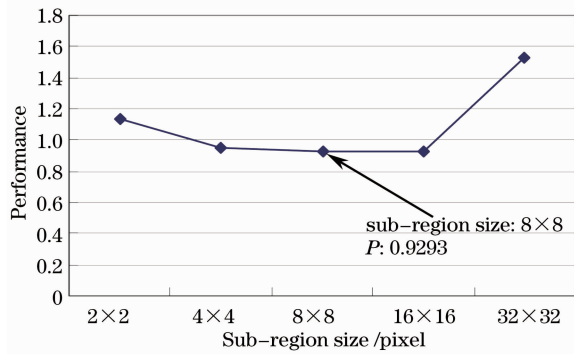


图 7 不同子区域参数的识别性能曲线

Fig. 7 Curves of recognition performance for different sub-region sizes

表 2 本文算法和其他算法性能对比

Table 2 Performance comparison of proposed algorithm with other algorithms

Algorithm	$R_{\text{FAR}}/\%$	$R_{\text{FRR}}/\%$	$R_{\text{CRR}}/\%$	Feature extraction time /ms	Matching time /ms	Total time /ms
SIFT ^[11]	22.53	11.45	88.46	101.9	0.65686	102.56
Gabor ^[14]	3.52	15.73	96.37	290.3	900	1192.2
PCA+LPP ^[15]	1.56	5.99	98.42	4.4	0.033701	4.43
Grayscale surface	1.923	5.351	98.044	0.0146	0.810	0.8246
Proposed	1.9672	5.8138	97.94	0.0158	0.14761	0.163

从表 2 中可以看出，与基于结构特征的 SIFT 算法和基于纹理的 Gabor 算法相比，本文算法由于不提取掌脉结构和纹理使识别性能得到提升，在识别时间上具有明显优势。本文算法识别率仅低于基于子空间的 PCA+LPP 算法，但识别时间却仅为该算法的 1/27。本文算法因为进行了图像子区域划分，分辨率有所下降，其识别率较没有子区域划分的 Grayscale surface 算法略微下降。但由于冗余的灰度信息被去除，对图像的旋转、平移、比例缩放和光照改变具有一定的稳健性。识别率下降非常少，而识别时间仅是没有子区域划分时的 1/5。因此，本文算法在识别性能和识别时间上有一个较好的平衡。

5 结 论

提出了一种基于灰度曲面匹配的快速掌脉识别算法。该算法以子区域灰度平均值抽取代替复杂的特征提取过程，大幅度缩减特征提取操作时间。在共有 100 类 600 幅的自建掌脉图库上进行实验的结果证明，该算法的正确识别率达到 97.94%。识别

信息(据人工统计，掌脉图像中明显的特征宽度为 $6 \sim 7 \text{ pixel}$)，保证识别效率提升，又可降低识别时间。 $16 \text{ pixel} \times 16 \text{ pixel}$ 、 $32 \text{ pixel} \times 32 \text{ pixel}$ 子区域划分方式，子区域过大，不能完全体现主要方向的纹理特征，影响识别率提升； $2 \text{ pixel} \times 2 \text{ pixel}$ 、 $4 \text{ pixel} \times 4 \text{ pixel}$ 子区域划分方式，子区域过小，仍有冗余信息，识别时间大幅度增加，还有降维空间。所以子区域的大小以 $8 \text{ pixel} \times 8 \text{ pixel}$ 为宜。从图 7 可以看出：图像子区域大小为 $8 \text{ pixel} \times 8 \text{ pixel}$ 时，识别性能 P 取得最小值 0.9293。此时 R_{CRR} 为 97.94%，识别时间为 0.163 ms。

再比较本文算法与传统的掌脉识别算法，结果如表 2 所示。另外进行了不对图像进行子区域划分而直接使用灰度曲面匹配的算法(Grayscale surface 算法)的实验，实现结果也在表 2 中列出。

时间仅为 0.163 ms，识别性能好于或接近传统方法，识别时间较传统方法大幅度缩减。在识别性能和识别时间上有一个较好的平衡。因此，本算法在小规模的安防和考勤场合具有很高的实用性。

参 考 文 献

- 1 Wang Lingyu, Graham Leedham. Near- and far-infrared imaging for vein pattern biometrics [C]. Proceedings of the IEEE International Conference on Video and Signal Based Surveillance, 2006. 52-57.
- 2 Masaki Watanabe. Palm Vein Authentication in Advances in Biometrics [M]. Heidelberg: Springer-Verlag, 2008. 75-88.
- 3 Yuan Weiqi, Feng Suyue. Simulation system of improved non-contact on-line palmprint recognition [J]. Acta Optica Sinica, 2011, 31(7): 0712003.
苑玮琦, 冯素月. 改进的非接触式在线掌纹识别模拟系统[J]. 光学学报, 2011, 31(7): 0712003.
- 4 David Zhang, Zhenhua Guo, Guangming Lu, et al.. Online joint palmprint and palmvein verification [J]. Expert System with Applications, 2011, 38(3): 2621-2631.
- 5 Liu Tiegeng, Wang Yunxin, Li Xiuyan, et al.. Biometric recognition system based on hand vein pattern [J]. Acta Optica Sinica, 2009, 29(12): 3339-3343.
刘铁根, 王云新, 李秀艳, 等. 基于手背静脉的生物特征识别系统[J]. 光学学报, 2009, 29(12): 3339-3343.
- 6 Ye Changming, Jiang Jianguo, Zhan Shu, et al.. Face recognition with 3D depth map in varied poses [J]. J Electronic

- Measurement and Instrument, 2011, 25(10): 870–878.
- 叶长明, 蒋建国, 詹 曙, 等. 不同姿态人脸深度图识别的研究 [J]. 电子测量与仪器学报, 2011, 25(10): 870–878.
- 7 Yuan Weiqi, Xu Lu, Lin Zhonghua. Iris identification method based on gray surface matching [J]. Acta Optica Sinica, 2006, 26(10): 1537–1542.
- 苑玮琦, 徐 露, 林忠华. 基于灰度曲面匹配的虹膜识别方法 [J]. 光学学报, 2006, 26(10): 1537–1542.
- 8 Han Min, Peng Yuhua, Zhang Shunli, *et al.*. Iris recognition based on empirical mode decomposition [J]. Acta Optica Sinica, 2010, 30(2): 364–368.
- 韩 民, 彭玉华, 张顺利, 等. 基于经验模态分解的虹膜识别 [J]. 光学学报, 2010, 30(2): 364–368.
- 9 K O M Goh, T B J Andrew. Design and implementation of a contactless palm vein recognition system [C]. Proceedings of the 2010 Symposium on Information and Communication Technology, 2010. 92–99.
- 10 Zhang Huan, Hu Dewen. A palm vein recognition system [C]. International Conference on Intelligent Computation Technology and Automation, 2010, 1: 285–288.
- 11 Pan Mi, Kang Wenxiang. Palm vein recognition based on three local invariant feature extraction algorithms [J]. Lecture Notes in Computer Science, 2011, 7098: 116–124.
- 12 Zhou Yibo, Kumar A. Human identification using palm-vein images [J]. IEEE Trans Information Forensics and Security, 2011, 9(4): 1259–1274.
- 13 Qiang Li, Yan'an Zeng, Xiaojun Peng, *et al.*. Curvelet-based palm vein biometric recognition [J]. Chin Opt Lett, 2010, 8(6): 577–579.
- 14 J C Lee. A novel biometric system based on palm vein image [J]. Pattern Recognition Lett, 2012, 33(12): 1520–1528.
- 15 Wang Jianguang, Yau Weiyun, Suwandy Andy, *et al.*. Fusion of palmprint and palm vein images for person recognition based on “Laplacianpalm” feature [J]. Pattern Recognition, 2008, 41(5): 1514–1527.
- 16 Wu Wei, Yuan Weiqi, Lin Sen, *et al.*. Selection of typical wavelength for palm vein recognition [J]. Acta Optica Sinica, 2012, 32(12): 1211002.
- 吴 微, 苑玮琦, 林 森, 等. 手掌静脉识别典型波长选择 [J]. 光学学报, 2012, 32(12): 1211002.
- 17 Wu Wei, Yuan Weiqi, Lin Sen, *et al.*. Study of ROI selection and location for palm vein recognition [J]. J Optoelectronics • Laser, 2013, 24(1): 152–160.
- 吴 微, 苑玮琦, 林 森, 等. 手掌静脉识别中感兴趣区域的选择与定位研究 [J]. 光电子·激光, 2013, 24(1): 152–160.
- 18 Zhang David, Guo Zhenhua, Lu Guangming, *et al.*. An online system of multispectral palmprint verification [J]. IEEE Trans Instrumentation and Measurement, 2010, 59(2): 480–490.
- 19 Hao Ying, Sun Zhenan, Tan Tieniu, *et al.*. Multispectral palm image fusion for accurate contact-free palmprint recognition [C]. Proceedings of the Image Processing, 2008. 281–284.
- 20 Lu Guangming, Zhang David, Wang Kuan Quan. Palmprint recognition using eigenpalms features [J]. Pattern Recognition Lett, 2003, 24(9-10): 1463–1467.
- 21 Wu Xiangqian, Zhang Dapeng, Wang Kuanquan. Palmprint Recognition [M]. Beijing: Science Press, 2006. 9–10.
- 邬向前, 张大鹏, 王宽全. 掌纹识别技术 [M]. 北京: 科学出版社, 2006. 9–10.
- 22 Wang Huiwen, Wu Zaibin, Meng Jie, *et al.*. Linear and Non-Linear Method of Partial Least Squares [M]. Beijing: National Defense Industry Press, 2006. 150–155.
- 王惠文, 吴载斌, 孟 洁, 等. 偏最小二乘回归的线性与非线性方法 [M]. 北京: 国防工业出版社, 2006. 150–155.

栏目编辑: 李文喆