

基于三维点云匹配的手掌静脉识别

张祺深¹ 周 雅¹ 胡晓明² 王丹婷¹

¹北京理工大学光电学院, 北京 100081

²北京理工大学生命学院, 北京 100081

摘要 针对现有手掌静脉认证系统误拒率较高以及不支持大数据集匹配的问题, 设计了基于透射式光源的双目视觉静脉三维点云重建装置, 提出了基于三维点云匹配的手掌静脉认证算法。系统使用 850 nm 透射式发光二极管(LED)光源作为照明装置, 由双目摄像机拍摄静脉视差图像进行三维重建。选择手掌静脉作为特征点描述其空间三维结构, 提出了一种改进的内核相关性分析方法匹配三维点云。针对 200 组点云数据的实验结果验证了该方法的可行性和有效性, 识别率达到了 98%, 误拒率 2%, 误识率 0%, 总特征维数约 8000 至 12000 维, 高于尺度不变特征变换(SIFT), 支持对大数据集的认识别。

关键词 机器视觉; 静脉三维匹配; 三维重建; 点云匹配; 内核相关性分析

中图分类号 O436

文献标识码 A

doi: 10.3788/AOS201535.0115005

Hand Vein Recognition Based on Three Dimensional Point Clouds Matching

Zhang Qishen¹ Zhou Ya¹ Hu Xiaoming² Wang Danting¹

¹College of Photonics, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China

²College of Life Science, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China

Abstract In order to solve the problem of high false rejection rate and not supporting large data base registration in existing hand vein recognition system, a binocular stereoscopic vision device for hand vein three dimensional (3D) point can reconstruction is proposed, along with the hand vein 3D point cloud matching algorithm. The hand is lighted by an 850 nm light emitting diode (LED) light source, binocular images for 3D reconstruction are obtained by the stereo cameras. The hand vein's spatial structure is described by hand veins feature, an optimized kernel correlation analysis approach is proposed for 3D point cloud matching. Experimental results of 200 different point clouds data show the proposed system is feasible and effective, the recognition rate is 98%, false rejection rate is 2% and the false accept rate is 0%, the feature's dimension is ranged from 8000 to 12000, which is higher than that of scale invariant feature transform (SIFT). The proposed system provides a possibility for large database recognition.

Key words machine vision; hand vein recognition; three dimensional point cloud; point cloud matching; kernel correlation

OCIS codes 150.1488; 150.6910; 150.6044

1 引 言

随着信息技术的飞速发展,人们对信息安全提出了更高的要求,基于生物特征的身份识别技术由于其唯一性、普遍性和易采集性而被广泛的研究和应用。然而传统的生物识别技术一般使用体表特征进行识别,容易伪造,例如:指纹识别可以通过指模进行伪造,虹膜识别对佩戴美瞳等隐形眼镜者无法识别。因此,

收稿日期: 2014-04-10; 收到修改稿日期: 2014-08-04

基金项目: 国家自然科学基金(30900385)

作者简介: 张祺深(1989—),男,硕士研究生,主要从事机器视觉、数字图像处理、模式识别以及生物认证等方面的研究。

E-mail: zqszhen@163.com

导师简介: 周 雅(1972—),女,博士,副教授,主要从事三维信息处理、生物医疗仪器和生物认证方面的研究。

E-mail: zhoyua@bit.edu.cn

在公安、金融等对身份识别要求较高的行业,急需高精度、支持大数据量的识别方法。近年来,基于手掌静脉的身份识别技术由于其极度难以伪造,支持活体特征检测等特点而成为了新的研究热点。

现有的手掌静脉识别方法,主要是基于单幅的二维(2D)手掌静脉近红外图像进行识别。在获取手掌静脉二维图像后,通过提取静脉的几何结构特征点如分叉点、端点等作为特征,或直接使用图像特征点提取算法对手掌静脉进行匹配和识别。Wang等^[1-2]利用尺度不变特征变换(SIFT)描述符作为静脉血管图像的特征进行,通过去除噪点等匹配策略对手掌静脉图像直接进行识别。Cross等^[3]将静脉血管依据位置和角度信息分割成不同的向量作为识别特征。Liu等^[4]验证了多样点间距矩阵方法的有效性。Rothaus等^[5]则提出了利用分割动脉和静脉血管结构的识别方法。这些方法大部分都只利用了手背或手掌的二维静脉图像^[6],而忽视了手部静脉血管的深度信息。由于手掌静脉图像包含的纹理较为简单,且近红外图像只具有灰度信息,因此二维图像本身携带的特征信息较少,从而导致上述方法提取的特征信息维度低、数目少,在面对大数据集认证时可能出现特征不足的问题。此外,在拍摄二维手掌静脉图像时,由于人手掌的姿态并不固定,因此当手掌倾斜或旋转时,手掌静脉在二维图像上的投影也随之改变,从而导致误拒率过高的问题,即便在理想实验条件下,上述方法发布的实验结果里误拒率也高达5.5%^[7]。

针对以上两个问题,提出了基于手掌静脉三维(3D)点云匹配的手掌静脉识别方法。主要思路是通过双目视觉三维重建的方法,通过提取手掌静脉作为认证特征,重建出手掌静脉的三维空间结构,并将这些静脉特征点投影到三维空间中形成三维点云进行存储。相对于二维静脉图像,三维静脉点云特征能够更好地描述手掌静脉的几何结构,并且根据认证个体的不同,形成具有8000~12000维不等的空间点云特征信息,极大地提高了特征的维度和数目,从而为大数据集认证提供了可能。此外,三维空间结构不受物体旋转和倾斜的影响,因此本方法也为解决由于手掌姿态不同引起的高误拒率问题提供了可能。

匹配算法方面,针对不同匹配算法和手掌静脉三维结构的特点^[8-11],本文选择了内核相关性分析(KC)^[12-13]方法并对其加以改进,使其更适合手掌静脉的三维点云匹配。KC方法的优点在于不需要提前采集数据集对分类器进行训练,而在身份认证的实际应用中,不定期有认证目标加入的情况时有发生,每次重新训练分类器的方法往往是不可行的。本文同时优化了相关内核中的投影矩阵,保证了对三维点云匹配时手掌姿态的稳健性。

2 生成手掌静脉三维点云

使用双目视觉的方法对手掌静脉进行三维重建。通过两个放置在不同位置的摄像机对手掌进行拍摄,在两个摄像机相对位置和视轴方向已知的情况下,通过三角测量原理,寻找两幅图片上点的对应关系,计算对应点在两幅图片上的像素距离,从而得到这一点的空间坐标。将所有找到的对应点即特征点投影到三维空间中,即可生成用以匹配的三维点云。具体的硬件设计将会在第四节描述。

2.1 双目视觉三维重建硬件结构

本文使用的双目视觉三维重建系统结构如图1所示,点云数据从两个光轴平行放置的近红外互补金属

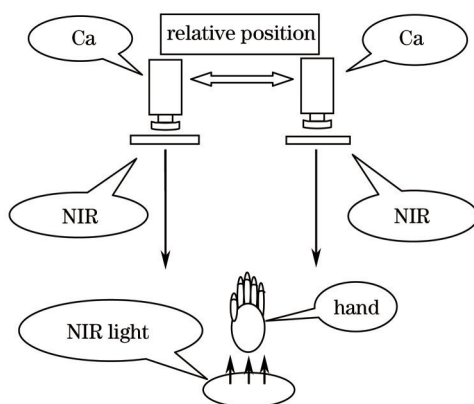


图1 静脉提取装置结构图

Fig.1 Structure of hand vein capture system

氧化物半导体(CMOS)摄像机位拍摄到的手掌静脉图像中提取。光源使用中心波长为 850 nm 的近红外发光二极管(LED)置于手掌底部,采用手握式设计,通过透射照明获得手掌静脉信息。

2.2 图像处理算法

上述设备拍摄到的双目近红外手掌静脉图像如图2所示。由于原图像的质量在很大程度上会影响血管静脉结构的提取,因此首先对图像进行滤波、去噪并增强图像质量,最后通过图像二值化^[1]提取静脉结构。

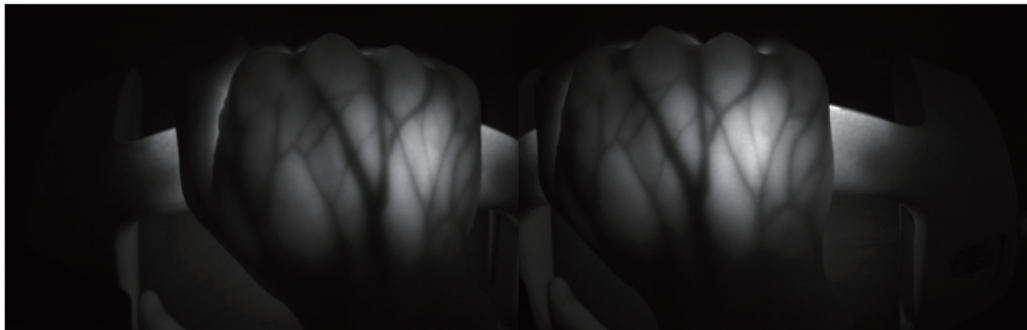


图2 双目摄像机拍摄的静脉血管图像

Fig.2 Hand vein image capture from the stereo cameras

近红外图像的特点是只具有灰度信息,由于受到外界散射光的影响和探测器的暗电流影响,图像的主要噪声为白噪声,因此第一步为使用中值滤波对图像进行去噪^[14-15]。第二步是增加图像的对比度,将全图的灰度值按比例拉伸至0~255灰度范围内,以便于后面的结构提取。第三步则是通过自适应阈值的方法对图像进行二值化,分离出静脉血管。本文双目图片分辨率为752 pixel×480 pixel,在此分辨率下,以25 pixel×25 pixel作为模板大小,计算出模板内的灰度值平均值,在此均值上减去一个常数(2~5比较合适)后作为模板内二值化的阈值。由于在均值上减去了一个常数,因此可以同时得到图像的阶跃边缘和屋脊边缘。图3是对比度增强和自适应阈值二值化后的结果。

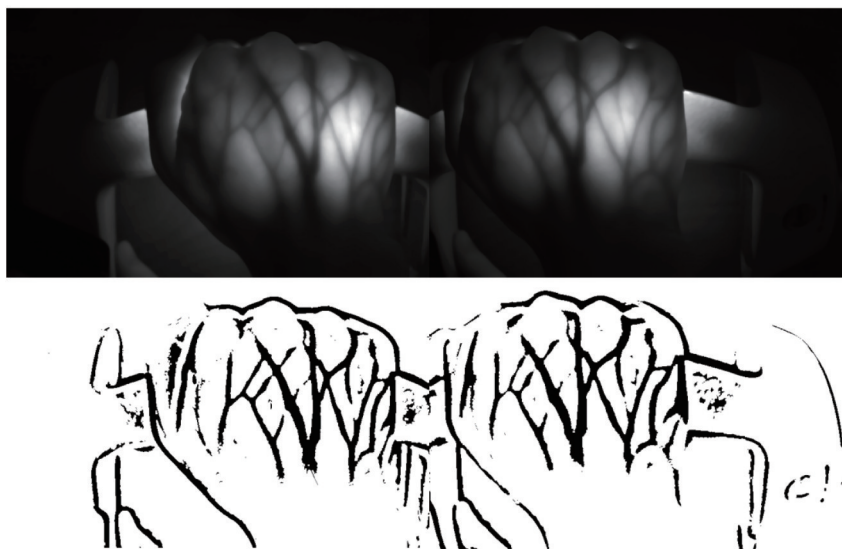


图3 处理后静脉血管图像

Fig.3 Hand vein image after processing

2.3 双目图片特征点匹配算法

生成三维特征点的方法有很多,目前主流的方法大体可以归为双目视觉三维重建和结构光三维重建^[16-17]。结构光三维重建只能根据投影在物体表面的条纹光重建出物体的外形,不能获得内部结构的深度信息,因此本文使用的是透射式的双目视觉三维重建方式。双目视觉三维重建最常用的方法是先提取两幅图像中的特征点,再对左右摄像机拍摄的图像特征点进行匹配,由两个摄像机的相对位置信息,通过双目视觉测量原理,即

可计算出三维点云的空间坐标。

为了完成静脉图像的特征点匹配和三维重建,必须选取合适的特征。静脉图像不同于纹理信息丰富的一般场景,拍摄到的其实是静脉血管中吸收红外光的血液信息。其所含SIFT和Harris特征点数量较少,且可用于提取特征的区域一般较小。这两点原因导致使用传统特征的静脉图像生成的空间点云特征点数量少,不足以进行匹配。在测试实验中,在分辨率为640 pixel×480 pixel的静脉图像中提取了应用最广的SIFT特征进行测试,平均每幅图像能够提取400~500个SIFT点,两幅图像间平均仅能成功匹配40~60个SIFT点。

本文使用二值化后的静脉血管作为生成三维点云的特征点,显著增加了静脉图像的特征点数量。此外,用二值化后的静脉作为特征点能够更好地描述静脉的空间结构特征,而好的描述特征有利于提高三维点云匹配的准确率。

使用绝对差异总和(SAD)算法对这些特征点进行匹配,SAD算法在灰度图像上能获得较好的匹配结果,因此将这些点的坐标记录下来作为静脉特征点索引并标记在原始的灰度图像上。

SAD算法可以对相似的图像块进行误差评价,因此在对视频图像的运动预测中,常被用于计算图像块的运动向量。此外,SAD算法只需要进行简单的加法运算,不需要做乘法运算^[18]。为了匹配左右两个摄像机图像中的静脉血管,使用SAD算法计算每个图像块内的灰度值的绝对差值并求和,

$$S_{\text{SAD}}(u, v, d) = \sum_{i=-w}^w \sum_{j=-w}^w |I_l(u+i, v+j) - I_r(u+i+d, v+j)|, \quad (1)$$

式中 I_l 和 I_r 分别表示左右摄像机的图像, d 为两幅图像之间的视差,其最大值被限制在 25 pixel×25 pixel 的图像块内。 w 是图像块的尺寸, (u, v) 为静脉特征点的坐标。

SAD值最小的图像块的中心坐标为相应特征点的匹配点,因此每一个静脉特征点都能成功地进行匹配。在实验中,平均每对图像中能够成功匹配8000~15000个特征点对,相对于SIFT等方法,显著提高了特征点的数量。

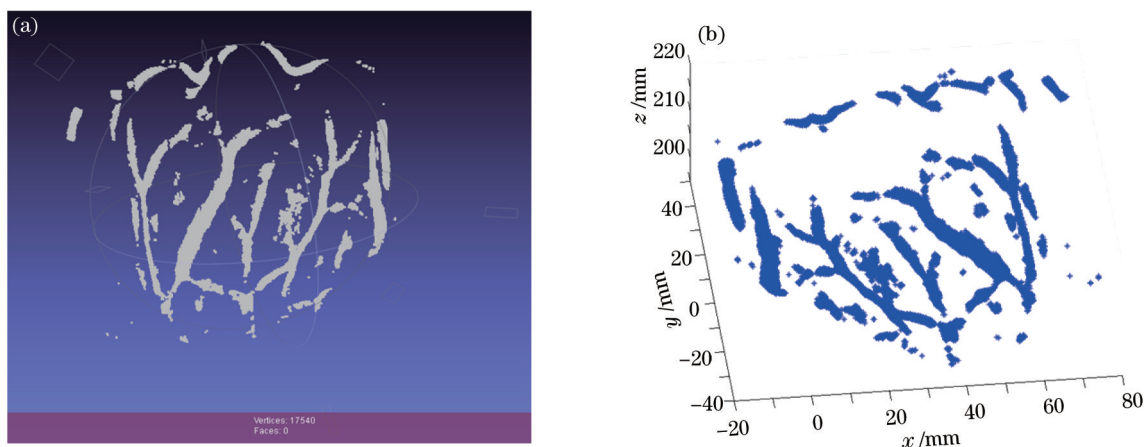


图4 (a)静脉血管点云空间分布;(b)静脉血管点云深度图

Fig.4 (a) Vein point cloud distribution in 3D space; (b) depth of vein point cloud

通过两幅图像特征点间的坐标和对应关系,就能够得到特征点对的视差,从而由三角测量原理计算出静脉血管的空间点云。生成的三维血管结构空间点云如图4所示。本系统中,双目摄像机位置标定的精度, X 、 Y 方向上的三倍标准差为0.5 mm, Z 方向上为2.7 mm,摄像机相对旋转矩阵的误差为0.015°,双目图像匹配的精度为1/16的亚像素精度。通过与激光扫描得到的标准件三维数据对比,得到双目三维重建 Z 方向的平均误差为0.5 mm。

3 手掌静脉三维点云匹配

三维空间点云是三维数据最基础的描述方式之一,然而三维空间点云的匹配仍然是一个难以解决的问题,现有方法都存在较大的局限性。Cabrera等^[7]通过对三维的局部快速稳健特征(SURF)描述符进行量化生

成三维特征对照表,并且建立了特征描述集,结合支持向量机(SVM)分类器对三维特征进行识别。Huang等^[9]将2D自相似特征扩展到三维空间,并通过几何信息与光度信息对相似性进行评价。Tamaki等^[10]提出了对不同比例的空间点云匹配的方法。然而,这些方法主要都用来识别不同的物体,例如苹果与香蕉,但对静脉血管这种相似度较高的空间结构不适用。此外,某些方法需要大量的数据集对分类器提前训练,且耗费时间较长,不适用于生物识别领域。谢剑斌等^[11]提出了一种基于藤蔓模型的手指静脉三位识别方法,但模型并未准确反映手指静脉的空间结构,且建模方式难以实现。因此,本文提出了一种改进的内核相关性分析方法进行三维点云匹配。

3.1 内核相关性方法

Tsin^[12-13]最早提出了内核相关性分析方法,这是一个稳健性很好的空间点云相似度评价方法。Fabry等^[19]将其应用在人脸识别中并取得了较好的识别效果。大多数空间点云的匹配方法都需要提前对分类器进行训练,然而,在身份识别领域中,经常需要将新的用户信息添加到分类库中,每次添加新用户时训练一次分类器是不可行的,使用内核相关性分析方法可以解决这个问题。

内核相关性分析是一个对空间点云相似度进行评价的方法,两个点云分别为待识别的静态点云 S , 和一个数据库中的动态点云 F 。内核相关性方法定义中对点云的对应关系分为三级,第一级是点对点的内核相关性:

$$f_{kc}(x_i, x_j) = \int K(x, x_i) \cdot K(x, x_j) dx, \quad (2)$$

$K(x, x_i)$ 是在点 x 处的核心函数,例如高斯核函数、Epanechnikov核函数、六次核函数等。文中使用高斯核函数以便计算和化简,高斯核函数为:

$$K_c(x, x_i) = (\pi\sigma^2)^{-D/2} \exp\left(-\frac{\|x - x_i\|^2}{\sigma^2}\right), \quad (3)$$

$\|\cdot\|$ 为高斯距离权值, D 为数据点的空间维数, σ 为核心宽度。

将(3)式代入(2)式中有:

$$f_{kc_c}(x_i, x_j) = \int K_c(x, x_i) \cdot K_c(x, x_j) dx = (\pi\sigma^2)^{-D/2} \exp\left(-\frac{\|x_i - x_j\|^2}{2\sigma^2}\right), \quad (4)$$

显然,这是一个随两点间距离增大而单调递减的函数。

内核相关的第二级定义是关于一个空间点 y 与一个空间点云 χ 的定义,称为 LOO-KC:

$$f_{kc}(y, \chi) = \sum_{x \in \chi, x \neq y} f_{kc}(y, x), \quad (5)$$

其可以看作一个点 y 对整个点云 χ 之间兼容性的度量。

最后一级定义是对整个点云内部的内核相关性,被定义为所有 $x_i \in \chi$ 点的 LOO-KC 和(不包括 x_i):

$$f_{kc}(\chi) = \sum_i f_{kc}(x_i, \chi) = 2 \sum_{i \neq j} f_{kc}(x_i, x_j). \quad (6)$$

这种计算方法使 KC 值在点云中的点相互距离接近时增大,因此可以被作为点云内空间点紧密度的度量。

3.2 静脉血管识别

由于 KC 方法对点云的空间结构相似度和紧密度具有高度敏感性,因此很适合手部静脉血管的空间点云匹配。在人脸点云识别中,不同的人脸只在眼部或口鼻部区别较为明显,但在整体面部形状上差别不大,不同人脸点云之间的 KC 值差别不大。然而,在静脉识别中,不同人的静脉结构从整体上区别很大,如图 5 所示。因此 KC 值对不同的静脉点云有良好的度量,适合用于分类识别。

为了识别两个手掌静脉点云,预先存储在数据库中的静脉点云被称为动态点云 F , 待识别的静脉点云作为静态点云 S 。为了匹配这两个点云,根据内核相关性方法对如下评价函数取最大值:

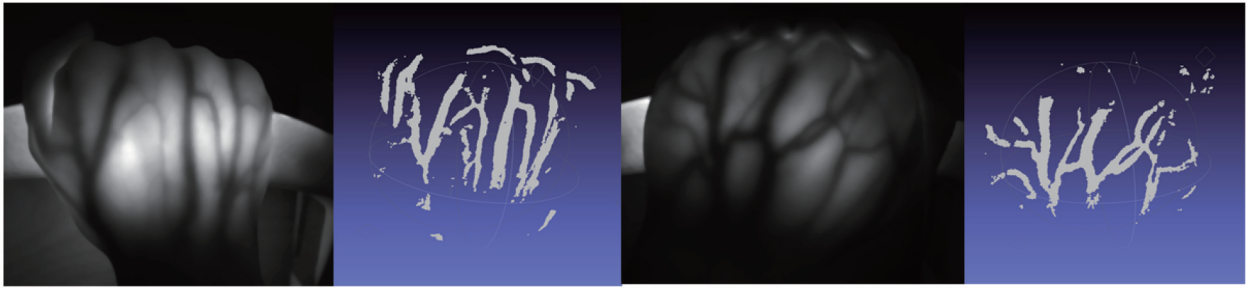


图5 三维静脉点云数据集

Fig.5 3D hand vein point clouds dataset

$$C(S, F, \Theta) = \sum_{s \in S} \sum_{f \in F} KC[s, T(f, \Theta)] = (2\pi\sigma^2)^{D/2} \sum_{i,j} \exp\left(-\frac{\|s_i - f_j \cdot \Theta\|^2}{2\sigma^2}\right), \quad (7)$$

式中 Θ 是一个自动优化的单映矩阵, 目的是对动态点云 F 进行映射, 使其相对于静态点云 S 的 KC 值最大, 即二者的相似性最高。这使得识别过程对手掌姿态的变化, 例如旋转, 平移和倾斜有高度的稳健性。在实际应用中, 手掌的旋转和倾斜角度不会很大, 因此将映射矩阵 Θ 的旋转角度限定在 $\pm 45^\circ$ 范围内, 从而减少匹配的计算时间。图 6 的两个例子中, 红色点云代表注册时存储在身份认证库中的点云, 蓝色代表认证时重建出的点云。图 6(a) 表示同一手掌静脉点云的配准情况, (b) 表示不同手掌静脉配准后得到的点云分布图, 两组点云间的差异相当明显。

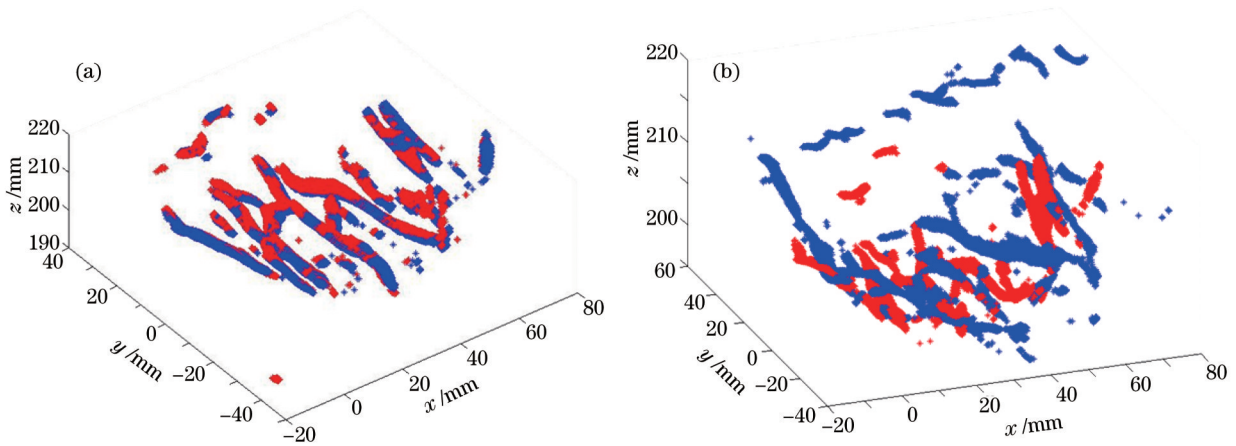


图6 (a) 相同手掌静脉配准后的点云; (b) 不同手掌静脉配准后的点云

Fig.6 (a) Same hand vein point clouds after registering; (b) different hand vein point clouds after registering

然而, 虽然由于高斯内核的限制, 离群点对结果两个点云之间的 KC 值影响很小。但若动态点云 F_1 内空间点的数量远大于另一个动态点云 F_2 , 即便 F_2 为正确匹配的点云, $C(S, F_1)$ 的值仍有可能大于 $C(S, F_2)$ 。因此, 对原有的 KC 算法加以改进, 定义了每对点云之间的平均 KC 评价价值:

$$A(S, F, \Theta) = \frac{C_{\max}(S, F, \Theta)}{F_p}, \quad (8)$$

式中 F_p 是空间点云 F 所包含的空间点数量。通过求取均值, 去除了动态点云 F_i 中点数量对匹配结果的影响, 极大的提高了匹配的准确率。

为了对手部静脉点云进行认证, 每个静态点云 S 都需要设定一个评价阈值 T 从而判断 F_i 是否为可能与静态点云 S 匹配。如果平均评价价值 $A(S, F_i, \Theta)$ 大于 T , 那么 F_i 将被标记为备选匹配点云。最后, 将所有被标记的动态点云评价价值进行比较, 最大的 $C(S, F)$ 则为相匹配的手部静脉点云; 若数据库中的所有动态点云都没有达到阈值, 则识别结果为用户信息与数据库不符。

4 实验结果

4.1 实验硬件平台设计

实验使用的双目视觉三维重建装置如图7所示,其中摄像头为Edmund公司的USB接口CMOS摄像机EO-0413BL,安装距离为60 mm,工作距离为20~30 cm。两个CMOS相机被置于手部上方用来拍摄近红外图像,两个摄像头的光轴平行放置,从而在保证图像公共区域面积的同时能够获得更准确的双目校正结果。CMOS前端需要加装两块中心波长为850 nm,通过带宽为50 nm的近红外滤光片。尽管CMOS对近红外光有响应,但由于在近红外波段内静脉血管和皮肤的光谱吸收和反射特性差异最大,因此可见光会使静脉图像的对比度降低,滤光片的存在保证了只有850 nm附近的近红外波段才能抵达CMOS引起响应,从而提高了图像质量。为了获得多层静脉图像,采用了透射式的近红外LED光源置于手掌下方,光源的亮度可调,从而保证了在不同手掌厚度的情况下均能获得清晰的静脉图像。光源采用了手握式设计,从而减少了由于手部形状不同引起的误匹配。此外,透射式光源的另一个作用是可使同时得到包含了深度信息的手掌静脉和手背静脉图像,用于生成三维点云数据。

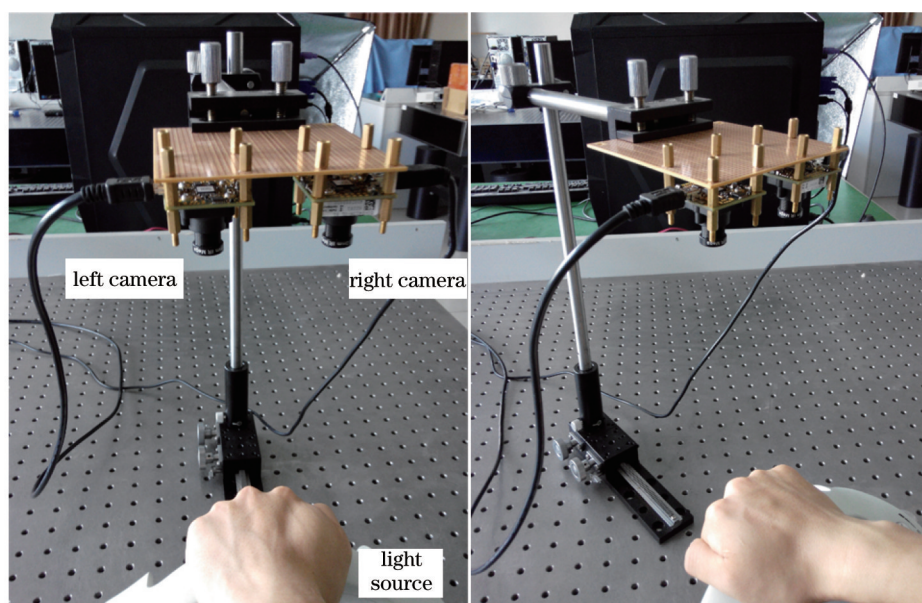


图7 静脉血管提取装置图

Fig.7 Hand vein capture device

4.2 实验方法及结果

由于手掌静脉识别研究目前尚处于起步阶段,因此缺少包含大量样本的数据集,目前用于论文中的最多的手掌静脉数据集也只有200人的数据规模^[1]。本文提出的基于三维数据的手掌静脉识别方法,没有可参照的三维标准数据集,因此使用上述采集装置,对50名测试者,其中包括不同年龄的男性30名,女性20名进行了手掌静脉近红外图像的采样,每名测试者均采集左右手数据,且每只手采集两组不同位置和姿态的点云数据,一组作为注册信息即点云数据库,一组作为识别信息即待识别点云。总共生成了100对,即200组手掌静脉点云。

生物识别算法的主要指标是识别率、误拒率和误识率,为了评价本文的方法,设计了两组实验。第一组实验的目的是检测识别率和误拒率,用于认证的样本数量应该尽可能的大,因此使用全部100组待识别点云与点云数据库中的100组点云进行匹配,记录正确识别和错误拒绝的数量。第二组实验的目的是检测误识率,即待识别点云并非存在于数据库中,然而错误识别的概率。因此,在数据库中随机抽取50组点云,与未出现在数据库中的50组待识别点云进行匹配,统计错误识别的数量。两组实验中,KC匹配算法的 σ 均取值0.25,认证阈值设置为0.5。

实验一的KC认证数据空间分布图如图8所示,其中两横向坐标分别为注册手掌和认证手掌的编号,相

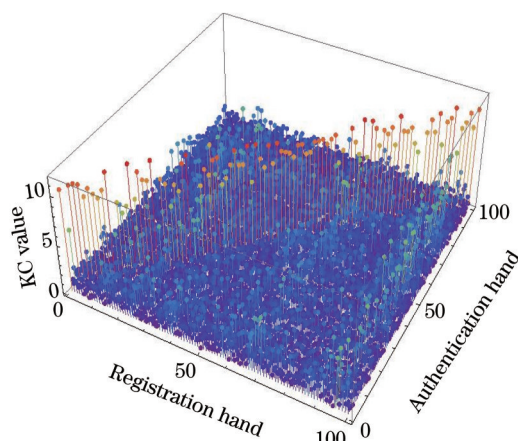


图8 KC认识值分布图

Fig.8 Distribution of the KC value

同编号代表同一人的手掌,纵向坐标为对应编号的两个手掌匹配得到的KC值。图中大部分KC峰值出现在对角线上且远高于同一行的其他KC值,说明认证算法对手掌静脉点云的区分度明显。

实验一的认证结果为成功认证98组点云,编号为86和95的两组点云因为没有达到阈值被拒绝,但未出现误匹配情况,因此识别率为98%,误拒率为2%。表1为包含了两例误拒在内的15组实验结果,其余85组全部正确识别。表中横纵坐标均为手掌静脉点云标号,相同标号代表同一人的静脉点云。表内列数据代表以列标号点云为静态点云,行标号点云为动态点云的改进KC算法的匹配结果,其中粗体部分为每行的最大值,除第2行与第11行外,均为正确识别结果。第2行与第11行的最大值(粗斜体)由于没有高于阈值,因此被拒绝,并没有出现错误识别的情况。

表1 手掌静脉认证结果

Table 1 Hand vein recognition results

KG	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
1	7.214	0.878	1.080	1.029	0.921	0.743	1.031	0.028	0.833	1.021	0.395	4.604	0.835	0.725	0.460
2	0.175	1.166	0.243	0.714	0.533	0.302	0.069	3.378	0.329	0.395	0.065	3.414	0.445	1.289	0.369
3	0.220	0.025	9.059	0.978	0.508	1.008	1.030	1.524	0.499	0.783	1.340	1.764	0.729	0.796	0.993
4	0.362	0.295	0.271	10.285	0.765	0.315	0.246	3.362	0.586	0.288	0.089	0.564	1.433	0.925	0.681
5	0.636	0.561	0.784	0.943	8.947	1.189	0.810	0.708	0.671	0.642	0.680	2.446	1.251	0.032	1.067
6	0.774	0.528	0.241	0.375	0.975	10.777	0.000	2.778	0.397	1.298	0.000	2.184	0.989	1.475	0.530
7	0.022	0.056	0.492	0.037	0.208	0.137	7.481	0.158	0.157	0.001	0.024	0.032	0.583	0.1853	0.080
8	0.120	0.087	0.954	0.517	0.073	0.244	0.016	9.759	0.057	0.174	0.002	0.401	0.275	0.314	0.234
9	0.981	0.647	0.462	1.443	2.734	1.181	0.746	0.175	10.077	0.462	0.318	6.737	1.512	0.640	2.217
10	0.672	2.042	0.916	1.695	1.058	2.769	0.892	0.387	0.714	11.023	0.638	1.526	1.371	0.609	0.311
11	0.069	0.093	0.465	0.000	0.035	0.174	0.231	0.170	0.022	0.014	0.183	0.319	0.176	0.062	0.154
12	0.202	0.206	0.023	0.204	0.005	0.129	0.033	0.299	0.136	0.001	0.000	8.791	0.212	0.183	0.259
13	0.876	0.639	0.844	1.166	0.485	0.706	0.079	0.319	0.572	0.495	0.005	0.876	9.319	0.704	0.542
14	0.252	0.416	0.914	1.611	0.175	0.558	0.710	4.666	0.318	0.442	0.127	2.680	0.612	10.198	0.854
15	0.679	0.667	1.328	1.544	2.965	1.165	0.479	0.189	1.440	0.390	0.325	2.121	1.042	1.889	8.647

通过分析实验一结果发现,大部分人的手掌静脉具有足够的空间结构区别,可以通过KC值进行明显的区分,如图9的(a)、(b)两例成功认证的结果所示,认证手掌的KC值远高于其他非认证手掌。但是,由于人的个体差异,有些人的手掌静脉较少,例如只包含2~3条较粗的静脉,这样的个体重建后点云中点的数量较少,有可能与其他人的静脉有部分位置的重叠,因此在计算平均KC值时得到的匹配结果会相对较大。图9中(c)、(d)的两例误拒即为此例,可见由于静脉结构部分相似,两组数据中匹配的KC值的相对峰值更多,但最高峰值却远小于其他组。这种情况可以通过记录此类特殊点云,并在认证中单独对这些点云降低 σ 值从而增

大 KC 算法对空间结构的敏感性,进而提高识别率。

此外,光源照明的强度会影响原图的对比度,从而使同一个人的两次静脉特征提取结果存在差异,会导致误拒的发生。由于未出现误匹配情况,因此实验一的结果表明本方法在认证的准确率方面具有优势。

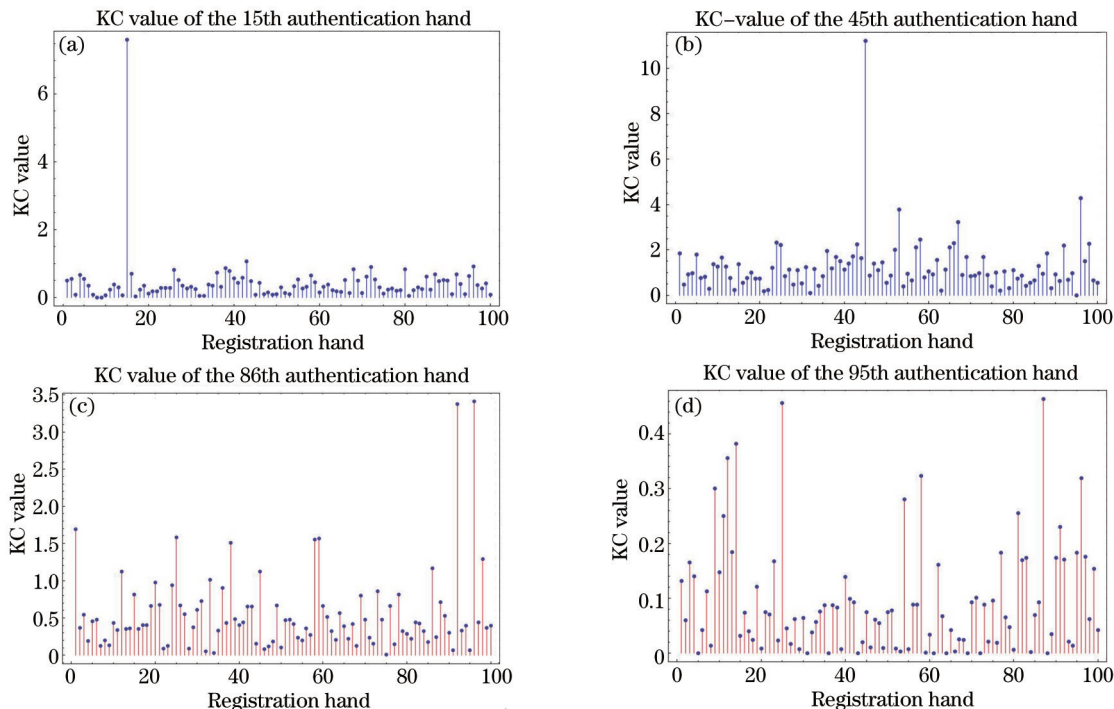


图9 单个手掌静脉KC认证结果

Fig.9 KC value of each authentication hand veins

在实验二中,50组数据全部正确拒绝,因此误识率为0%。此外,为了与传统的SIFT匹配方法进行对比,使用二值化后的100对手掌静脉图片进行SIFT特征点匹配,结果如图10所示,100组中最大的匹配点数为61个点,其中有14组图像的匹配点数目为0,即误拒情况,因此误拒率约为14%。近红外摄像装置获取的手掌红外图像实际是静脉中血液情况而非血管纹理,灰度纹理信息变化较少,二值化后SIFT特征描述较为困难,在特征空间中的区别度不高,因此匹配点的数量不多,可能会难以适应大数据量的识别。

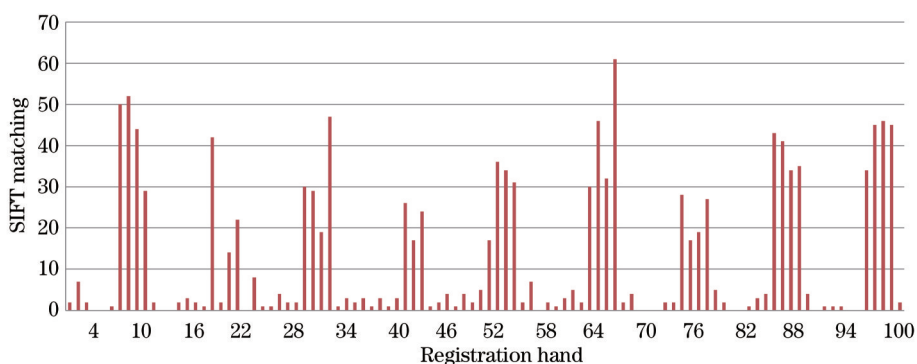


图10 SIFT匹配结果

Fig.10 Results of SIFT matching

以上实验结果说明改进的KC算法可以很好地区别手掌静脉的空间点云结构,具有较高的认证准确率。此外,由于使用透视原理恢复静脉三维结构,且对认证点云进行了预先的配准,使得认证结果可以不受手部姿态的影响,解决了二维识别方法的高误拒率问题。另一方面,空间点云的特征维数较高,由实验数据可知在8000~12000维左右,且改进的KC算法又解决了不同维数对最终认证结果的影响,使得认证结果只与静脉的空间结构有关,因此本方法可以很好地支持大数据集认证识别。本方法全部的流程均为计算方

法,因此不需要传统方法的训练过程,在实际应用中更加方便,并支持数据库动态添加新的认证目标。

5 结 论

提出了一种全新的基于三维点云匹配的手掌静脉识别算法并设计了相应的硬件平台,为解决传统二维静脉识别算法面临的由于手部姿态改变而引起的高误拒率问题和由于特征维数不足引起的不支持大数据集识别的问题提供了新思路。

本方法以手掌静脉点作为双目图像特征点进行提取并匹配,使用内核相关性分析并对其加以改进,对手掌静脉三维点云进行相似性评估。实验结果证明本方法对空间点云结构拥有高度的敏感性和稳健性,支持不同缩放比例下的匹配,不需要提前训练分类器且支持动态添加新用户,是一种新的可行的手掌静脉认证方法。

然而,在大数据集识别过程中,计算时间过长是算法存在的主要问题,平均计算时间约为1~3 s。在优化单映矩阵过程中可以使用Powell的方法减少计算时间。均值漂移算法也可以被用来优化并增强静脉点云匹配的准确度。

参 考 文 献

- 1 Y D Wang, Y Fan, W P Liao, *et al.*. Hand vein recognition based on multiple keypoints sets[C]. 5th IAPR International Conference on IEEE, 2012. 367-371.
- 2 Wang Yunxin, Liu Tiegeng, Jiang Junfeng, *et al.*. Hand vein recognition using local SIFT feature analysis [J]. *Journal of Optoelectronics·Laser*, 2009, 5: 029.
王云新, 刘铁根, 江俊峰, 等. 基于局部SIFT分析的手背静脉识别[J]. *光电子·激光*, 2009, 5: 029.
- 3 J M Cross, C L Smith. Thermographic imaging of the subcutaneous vascular network of the back of the hand for biometric identification [C]. Institute of Electrical and Electronics Engineers 29th Annual International Carnahan Conference on IEEE, 1995. 20-35.
- 4 Z Liu, Y L Yin, H J Wang, *et al.*. Finger vein recognition with manifold learning [J]. *Journal of Network and Computer Applications*, 2010, 33(3): 275-282.
- 5 K Rothaus, X Jiang, P Rhiem. Separation of the retinal vascular graph in arteries and veins based upon structural knowledge [J]. *Image and Vision Computing*, 2009, 27(7): 864-875.
- 6 P O Ladoux, C Rosenberger, B Dorizzi. Palm Vein Verification System Based on SIFT Matching [M]. Berlin Heidelberg: Springer Press, 2009. 1290-1298.
- 7 H Luo, F X Yu, J S Pan, *et al.*. A survey of vein recognition techniques [J]. *Journal of Information Technology*, 2010, 9(6): 1142-1149.
- 8 C C Redondo, S R Lopez, R J Acevedo, *et al.*. Surfing the point clouds: Selective 3D spatial pyramids for category-level object recognition [C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2012. 3458-3465.
- 9 J Huang, S Y You. Point cloud matching based on 3D self-similarity [C]. IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW), 2012. 41-48.
- 10 T Tamaki, S Tanigawa, Y Ueno, *et al.*. Scale matching of 3D point clouds by finding key scales with spin images [C]. *Pattern Recognition (ICPR)*, 20th International Conference on IEEE, 2010. 3480-3483.
- 11 Liu Tong, Li Peiqin, Xie Jianbin, *et al.*. Vine Model Creating Method for Finger Vein Tridimensional Characteristic Identification: China, CN102609697A[P], 2012-07-25.
刘 通, 李沛秦, 谢剑斌, 等. 一种用于手指静脉三维特征识别的藤蔓模型建模方法: 中国, CN102609697A[P]. 2012-07-25.
- 12 Y Tsin, T Collins. Kernel Correlation as An Affinity Measure in Point-sampled Vision Problems [D]. Pittsburgh: Carnegie Mellon University, 2003.
- 13 Y Tsin, T Kanade. A Correlation-Based Approach to Robust Point Set Registration [M]. Berlin Heidelberg: Springer Press, 2004: 558-569.
- 14 Y D Wang, K F Li, J L Cui. Hand-dorsa vein recognition based on partition local binary pattern [C]. 2010 IEEE 10th International Conference on Signal Processing (ICSP), 2010: 1671-1674.
- 15 Li Kefeng. Identification System Based on Hand-Dorsa Vein Pattern [D]. Beijing: North China University of Technology, 2011.

- 李克峰. 基于手背静脉的身份识别[D]. 北京: 北方工业大学, 2011.
- 16 Peng Yifan, Tao Yiyang, Yu Chao, *et al.*. Three dimensional display interaction device based on infrared structured light [J]. *Acta Optica Sinica*, 2013, 33(4): 0412005.
- 彭祎帆, 陶毅阳, 于 超, 等. 基于红外结构光的三维显示用交互装置[J]. *光学学报*, 2013, 33(4): 0412005.
- 17 Dai Meiling, Yang Fujun, Geng Min, *et al.*. Single color fringe projection for measuring three-dimensional shape with discontinuities [J]. *Acta Optica Sinica*, 2012, 32(4): 0412005.
- 戴美玲, 杨福俊, 耿 敏, 等. 单幅彩色条纹投影的不连续物体表面三维形貌测量[J]. *光学学报*, 2012, 32(4): 0412005.
- 18 D Park, H Cho, S Cho, *et al.*. A fast motion estimation algorithm for SAD optimization in sub-pixel [J]. *International Symposium on Integrated Circuits*, 2007, 528-531.
- 19 T Fabry, D Vandermeulen, P Suetens. 3D face recognition using point cloud kernel correlation [C]. *2nd IEEE International Conference on Biometrics: Theory, Applications and Systems*, 2008. 1-6.

栏目编辑: 张浩佳