

基于指导滤波与二值图像组互相关匹配的 3D 掌纹识别

刘明^{1,2} 李丽华¹ 李哲¹

(河北大学电子信息工程学院 保定 071002)¹ (河北省数字医疗工程重点实验室 保定 071002)²

摘要 提出了一种鲁棒的掌纹识别方法。在特征提取阶段,使用指导图像滤波去除噪声,然后基于 Gabor 变换提取鲁棒的掌纹方向特征,并使用一组二值图像表示每幅 3D 掌纹图像;在匹配阶段,采用了基于二值图像组互相关运算的匹配算法。该方法能够充分利用图像组中的特征配准图像来得到准确的匹配分数。HK-PolyU 2D+3Dpalmprint database 数据库上的实验表明,该方法能够有效提高掌纹识别算法的识别率。

关键词 生物特征识别,3D 掌纹识别,指导滤波器

中图分类号 TP391.4 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2014.09.058

3D Palmprint Recognition Based on Guided Filter and Cross-correlation of Binary Image Groups

LIU Ming^{1,2} LI Li-hua¹ LI Zhe¹

(College of Electronic and Information Engineering, Hebei University, Baoding 071002, China)¹

(Key Laboratory of Digital Medical Engineering of Hebei Province, Hebei University, Baoding 071002, China)²

Abstract A robust personal recognition method was proposed based on the 3D palmprint in this paper. In the stage of feature extraction, guided filter is used to remove the noise in the image. Then robust orientation features, namely a group binary images, are extracted based on Gabor transformation. In the stage of matching, the matching score is calculated based on the cross-correlation of binary image groups. The algorithm can make full use of the information in the image groups to obtain the accurate matching score. Experimental results on the HK-Poly 2D+3D palmprint database demonstrate that the proposed approach can improve the performance of the 3D palmprint verification system.

Keywords Biometrics identification, 3D palmprint recognition, Guided filter

1 引言

生物特征识别技术是利用人体本身固有的生理或行为特征来鉴别身份的生物特征识别技术,在公共安全、电子商务、出入控制、金融等领域有着重要的应用。生物特征具有唯一性、普遍性、稳定性、随身携带、不易丢失、防伪性好等特点。它为快速、准确、有效地进行个人身份识别提供了可靠的解决方案。

掌纹识别利用人的掌部纹理作为生物特征进行身份的自动确认,是生物认证领域的又一新兴技术。掌纹包含主线、褶皱、乳突纹等丰富的纹线特征。与指纹、虹膜、人脸、签名等其它生物识别技术相比,掌纹识别有着其独特的优势:掌纹面积大,包含着多种纹线信息,即使手掌受伤或者磨损,也能够提取出足够的信息进行识别;它的采集设备价格低廉,采集方法简单,用户可接受程度高。近年来,掌纹识别受到世界上很多研究团队的重视与青睐,相关研究成果不断涌现^[1]。

经过十几年的研究与运用,2D 掌纹识别算法已经比较成熟,但是 2D 掌纹容易受光照变换、涂抹等因素影响,而且 2D 图像容易被仿制。为了解决这些问题,Zhang 等研发了基于结构光成像技术的 3D 掌纹识别系统^[2,3]。在其中,提取 2D 掌纹所不具有的一种特征——深度信息,这种信息对光照、涂

抹等是鲁棒的,而且不容易被仿制伪造,是一种更有效的识别特征^[2,4]。他们提出在 3D 掌纹数据的均值曲率图上提取纹理特征和线特征^[2,4],使用 Gabor 滤波器和竞争编码的方法提取 3D 掌纹的方向特征^[4-6]。文献[4]使用纹线特征与方向特征相融合的方式改进数据的分类精度。文献[5-8]提出在分数级融合 2D 和 3D 掌纹进行识别。文献[10]提出了一种基于 LDA 的三维掌纹识别方法。LDA 是对图像降维的有效方法,在减少数据量的同时不会降低图像的分辨率^[9]。改进的 LDA 算法——正则化的 LDA(RLDA)能够消除传统 LDA 在识别过程中存在的小样本问题和优化准则函数^[10]。

在各种类型的掌纹识别算法中,基于编码的方法是一类非常有效的算法。这种方法具有精度高、对光照变化鲁棒、特征提取和匹配速度快等优点,因而受到人们广泛的关注。基于编码的方法,首先用滤波器对图像进行滤波,再选择某些规则对滤波后的图像编码。Zhang 等^[1]首次把虹膜识别中的编码方法引入到掌纹识别,使用单一的 Gabor 滤波器提取掌纹图像的局部相位信息,称为 PalmCode。随后,Kong 等^[11]对 Palmcode 改进,提出了 Fusioncode 掌纹表示方法,使用多个 Gabor 滤波器提取图像信息,同时使用幅值和相位信息对图像进行编码。Su 等^[12]将两个方向正交的 Gaussian 函数的差别作为局部序列特征来表示掌纹。Kong 等^[13]提出使用掌纹

到稿日期:2013-11-25 返修日期:2014-03-16 本文受国家自然科学基金(61203160,61100143),河北大学医工交叉研究项目(BM201104)资助。

刘明(1972—),男,博士,副教授,主要研究方向为信号与信息处理,E-mail:liuming@hbu.edu.cn;李丽华(1985—),女,硕士生,主要研究方向为模式识别与图像处理。

的方向特征来表示掌纹图像,对6个方向上的实值 Gabor 的响应进行编码,形成了 Competitive code (CompCode)算法。Wu 等^[14]提出一种名为 POC(Palmprint Orientation Code)的编码方法,其使用4个方向的方向模板来提取掌纹图像的方向信息,把每个像素点幅值最小的方向进行编码,得到 POC。Jia 等^[15]使用有限改进的 Radon 变换提取掌纹方向特征,并命名为鲁棒的线方向编码(Robust Line Orientation Code, RLOC)。Guo 等在文献[16,17]中提出一种名为二值方向共生向量(Binary Orientation Co-occurrence Vector, BOCV)的编码方法,这种方法首先使用6个不同方向上的实值 Gabor 函数对图像滤波,选取一定的阈值来二值化滤波后的响应,从而得到掌纹图像的表达。

本文首先使用指导滤波对3D掌纹图像进行滤波处理。指导滤波是最近出现的一种保持边缘的滤波方法^[18],该方法通过对指导图像的局部像素进行线性变换得到逼近输入图像的输出图像。滤波之后能够有效地去除图像的噪声,同时能够增强图像的边缘信息,有良好的边缘保持性能。本文把这种滤波的方法应用到3D掌纹识别上来,以有效消除图像数据中的噪声并保持掌纹特征。另外,本文融合竞争编码和二值方向共生向量(BOCV)提出一种高效的纹理特征编码方法,并在此基础上提出一种基于二值图像组互相关运算的特征匹配方法。

本文第2节介绍3D掌纹图像滤波;第3节介绍掌纹特征提取及编码方法;第4节介绍基于二值图像组互相关运算的图像匹配方法;第5节给出实验;最后总结全文。

2 图像预处理

2.1 ROI 提取和曲率特征计算

采用结构光成像技术采集手掌图像时,可以同时获取2D和3D掌纹图像,并且3D点云与2D像素一一对应(见图1)。因此可以通过2D ROI 提取3D掌纹数据的 ROI。获取2D ROI 后,把2D ROI 范围内的像素映射到3D掌纹上,重组3D点云来获取3D ROI^[3,5,6]。

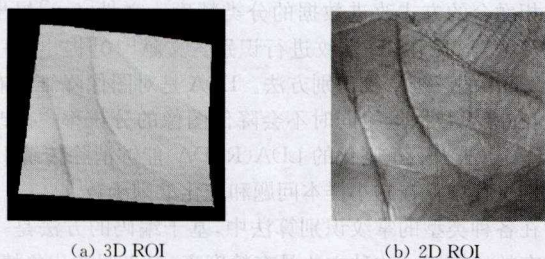


图1 3D掌纹及其对应的2D掌纹图像

获得3D ROI 后,可以通过计算均值曲率获取图像中的特征。设曲面 S 的方程式表达式为 $X(u, v) = (u, v, f(u, v))$, 则均值曲率^[5]为

$$H(X) = \frac{(1+f_u^2)f_{vv} + (1+f_v^2)f_{uu} - 2f_{uv}f_{uv}}{2(1+f_u^2 + f_v^2)^{\frac{3}{2}}} \quad (1)$$

其中, f_u 、 f_v 以及 f_{uu} 、 f_{vv} 、 f_{uv} 分别为 $f(u, v)$ 的一阶和二阶偏导。

用 $C(i, j)$ 表示离散的均值曲率图像,将其归一化,得到 $\bar{C}(i, j)$:

$$\bar{C}(i, j) = 0.5 \frac{C(i, j) - \mu}{4\delta} + 0.5 \quad (2)$$

其中, μ 是曲率图像的均值。然后,把 $\bar{C}(i, j)$ 转换成灰度图像

$G(i, j)$:

$$G(i, j) = \begin{cases} 0, & \bar{C}(i, j) \leq 0 \\ \text{round}(255 \times \bar{C}(i, j)), & 0 < \bar{C}(i, j) < 1 \\ 255, & \bar{C}(i, j) \geq 1 \end{cases} \quad (3)$$

2.2 指导滤波

图像指导滤波算法是一种局部线性平移可变的滤波过程,涉及到的信息量有指导图像 I 、滤波器输入图像 p 、输出图像 q 。其中指导图像 I 和输入图像 p 可以相同,也可以不同。输出图像的像素 q_i 的计算方法如下:

$$q_i = \sum_j W_{ij}(I) p_j \quad (4)$$

其中, W_{ij} 是指导图像 I 的滤波核函数,与输入图像 p 无关,其定义式为:

$$W_{ij}(I) = \frac{1}{|\omega|} \sum_{k: (i, j) \in \omega_k} \left(1 + \frac{(I_i - \mu_k)(I_j - \mu_k)}{\sigma_k^2 + \epsilon}\right) \quad (5)$$

其中, ω_k 表示以像素 k 为中心的窗, $|\omega|$ 是窗口内的像素数, μ_k 和 σ_k^2 分别表示指导图像 I 在窗口内的均值和方差,为平滑因子, $\sum_j W_{ij}(I) = 1$ 。图2展示了使用不同的掌纹图像作为指导图像时对掌纹图像进行指导滤波的结果。指导滤波函数与传统的核函数相比,具有良好的边缘保持和细节增强能力^[18]。

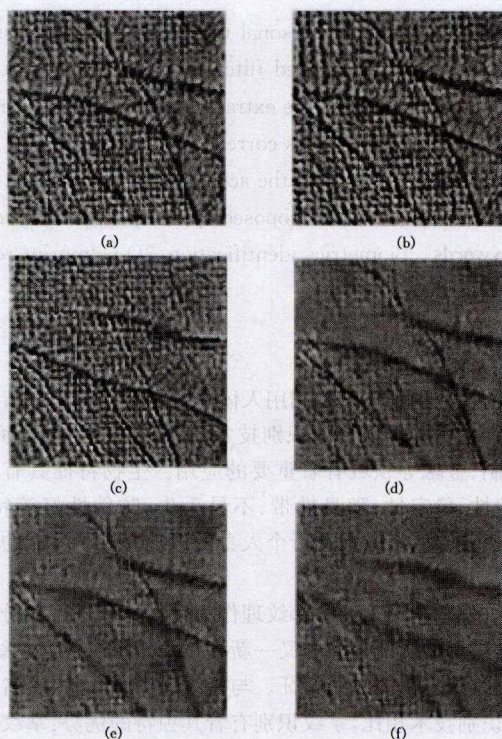


图2 指导滤波的过程

指导滤波根据输入图像与指导图像之间的相关性计算输出图像。当两幅图像在某区域存在相同的线时,指导后的图像线特征被增强;当两幅图像在某区域线特征不同时,对该区域进行有效的平滑。图2展示的是指导滤波的结果,其中图2(a)和2(b)分别是来自同一个手掌的两幅图像,而图2(c)是来自另一个手掌的图像。图2(d)是图2(a)自指导滤波得到的结果,图2(e)是使用图像2(a)作为指导图像对图像2(b)进行指导滤波得到的结果。图2(f)是使用图像2(a)作为指导图像对图像2(c)进行指导滤波得到的结果。可以看出,使用来自同一手掌的图像进行指导滤波,其结果有效地保存了图像的线特征,消除了噪声,增加了同类间图像的相似度。使用

来自不同手掌的图像指导滤波时,在线特征不同的区域进行了有效的平滑,图像中粗的(显著的)线被保留,而那些细小的线和噪声被滤除掉,这增加了不同类间图像的距离。图 2(d)与图 2(e)的相似度很高,而图 2(f)与图 2(d)或图 2(e)的相似度很低,由此可见,滤波算法可以增加来自同一个体的样本之间的相似度而减小不同个体样本之间的相似度。

3 方向特征提取

竞争编码^[13]是一种有效的特征提取的算法,它能够提取出丰富的方向特征来进行识别。这种方法首先使用 6 个方向的实值 Gabor 滤波器与图像进行卷积运算,在图像的每个点上有 6 个不同的响应值,使用 0—5 这 6 个整型数字来表示各点的方向值。选取最大响应值作为该点的方向,对应的整数作为该点的编码值。

但是这种表示方法在后续计算(例如互相关运算)中可能引起问题。不同方向对应的编码值不同,从而对于计算结果的影响是不均等的。Zhang 等使用 BOCV 编码^[16]方法来提取掌纹的方向特征,使用多幅二值图像来表示掌纹特征。但是该方法分别对各个方向的 Gabor 滤波结果进行二值化,而对于很多像素点,有些方向的 Gabor 变换是无意义的,二值化结果可能干扰正确的身份识别。本文将竞争编码与 BOCV 编码的思想相融合,使用一种新的编码方式表示掌纹的方向特征,在选取 6 个方向的实值 Gabor 滤波器与图像进行卷积运算后,使用最大方向响应值与 6 幅图像上各点的值进行对比,根据一定规则可以由二值化图像得到六幅二值图像来表示经过滤波后的掌纹特征。

二维 Gabor 滤波器可以看作是被正弦函数调制的高斯函数,其表示如下:

$$G(x, y, \theta, u, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left\{-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right\} \times \exp\{2\pi i(ux \cos\theta + uysin\theta)\} \quad (6)$$

其中, $i = \sqrt{-1}$, u 是正弦函数频率, θ 是 Gabor 滤波器的方向, σ 是高斯包络的标准差。根据相关研究表明,设定 $u = 0.008$, $\sigma = 3.5$ 。取 Gabor 滤波器的实部与 MCI 图像进行卷积运算:

$$G_j' = I(x, y) * G_R(x, y, \omega, \theta_j), \theta_j = j\pi/6, j = \{0, 1, \dots, 5\} \quad (7)$$

$I(x, y)$ 表示预处理的图像, G_R 表示 G 的实部, θ_j 表示滤波器的方向。

在 BOCV 方法中,使用过零点或图像均值对图像进行二值化,即选择一个固定的阈值将经过 Gabor 滤波后的图像编码,定义如下:

$$P_j^0(x, y) = \begin{cases} 1, & \text{if } G_j'(x, y) < T(x, y) \\ 0, & \text{else} \end{cases} \quad (8)$$

这种方法在编码过程中过分依赖所选取的阈值,选取阈值不同对二值图像影响较大,编码后的图像也不同。这使得图像表示的信息不稳定。

本文选取经 6 个方向的实值 Gabor 滤波后的响应矩阵上对应位置的最大值作为二值化的阈值 $T(x, y)$, 即经过 Gabor 滤波后的图像二值化的方法为

$$P_j^0(x, y) = \begin{cases} 1, & \text{if } G_j'(x, y) = T(x, y) \\ 0, & \text{else} \end{cases} \quad (9)$$

其中, $T(x, y) = \max(G_1(x, y), G_2(x, y), G_3(x, y), G_4(x, y),$

$G_5(x, y), G_6(x, y))$ 。选取 6 个方向实值 Gabor 滤波响应对应位置上的最大值作为阈值,将滤波后的图像编码转化为二值图像。每一个方向的响应都可以用一幅对应的二值图像来表示。通过比较的方式来选取某一点上的有效信息,这种方法依赖于 Gabor 滤波后图像各点上的值与最大响应之间的相对大小。本文把用来表示一幅掌纹图像特征的 6 幅二值编码图像称为一个二值图像组。图 3 给出了使用二值图像组表示一个掌纹图像的示例。

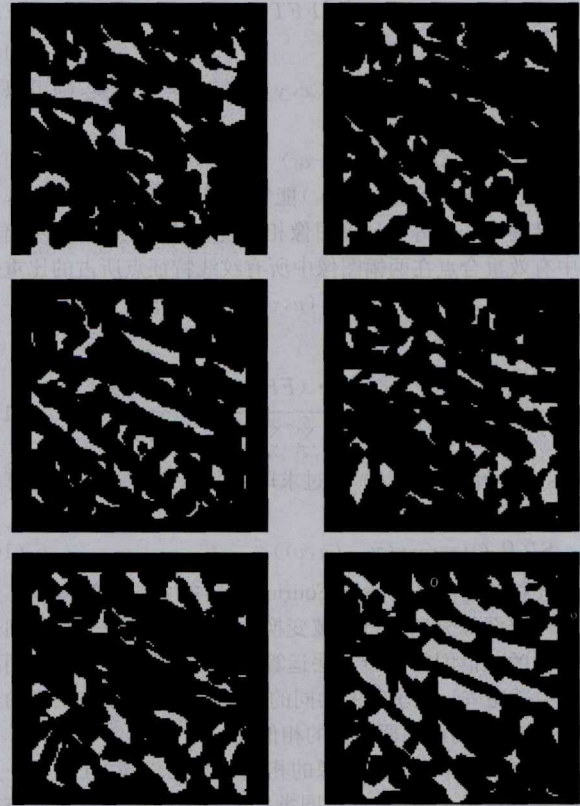


图 3 本文编码方法得到的一组二值图像

4 特征匹配

提取特征之后,图像的平移会降低掌纹识别系统的有效性。为了解决这个问题,采用基于 Fourier 变换的组互相关方法来计算图像的匹配度。基于 Fourier 变换^[20]的方法能够解决图像的旋转、平移、尺度变换等问题,从而在图像处理领域有着广泛的应用。本文采用类似于文献[20]中提到的方法来配准图像,这种方法是在 Fourier 变换的基础上实现的,其方法基本思想是:有相似尺度和灰度信息的参考图像和待匹配图像,以参考图像作为模板在待匹配图像上进行遍历,计算每个位置处参考图像和待匹配图像的互相关,并在互相关最大的位置上取得最大的图像匹配度。

令 $P(x, y)$ 和 $Q(x, y)$ 分别表示数据库中 $n_1 \times m_1, n_2 \times m_2$ 的两个二值特征图像组,每个图像组中包含 6 幅二值图像。当两组图像尺度不相同,令 $n = \max\{n_1, n_2\}, m = \max\{m_1, m_2\}$,在边界填充值为 0 的点使两组图像 $P(x, y)$ 和 $Q(x, y)$ 都扩大到 $n \times m$ 。互相关操作表达式如下:

$$C_{P,Q}(u, v) = \sum_{i=1}^n \sum_{x=1}^m \sum_{y=1}^m P_i(x, y) \cdot Q_i(x-u, y-v) \quad (10)$$

式(10)等价于

$$C_{P,Q}(u, v) = \sum_{i=1}^6 \sum_{x=1}^n \sum_{y=1}^m P_i(x, y) \cdot Q_i(-x, -y) \quad (11)$$

我们使用 Fourier 变换的性质来计算两组图像的互相关值。

$$R_{P,Q}(u,v) = FFT[\sum_{i=1}^6 P_i(x,y) \cdot Q_i(-x,-y)] \\ = \sum_{i=1}^6 P_i(u,v) \cdot \Phi_i(-u,-v) \quad (12)$$

其中,根据 Fourier 变换的性质可知 $FFT[Q_i(-x,-y)] = \Phi_i(-u,-v) = \Phi_i^*(u,v)$, 而 $\Phi_i^*(u,v)$ 是 $\Phi_i(-u,-v)$ 的共轭复数。则两个图像组的互相关值计算由下式得出:

$$C_{P,Q}(u,v) = IFFT[\sum_{i=1}^6 FFT(P_i(x,y)) \cdot FFT(Q_i(-x,-y))^*] \quad (13)$$

如果图像 $P(x,y)$ 和 $Q(x,y)$ 只存在平移变换,则可以用下式表示它们之间的关系:

$$P(x,y) = Q(x-u_0, y-v_0) \quad (14)$$

通过平移变换量 (u_0, v_0) 能够计算出最大的 $C_{P,Q}(u,v)$ 值。借鉴 Zhang 等^[2] 计算图像相似度算法的思想,将两幅图像中有效重合点在两幅图像中所有纹线特征点所占的比重作为图像的相似度,则对 $C_{P,Q}(u,v)$ 归一化,计算方法为:

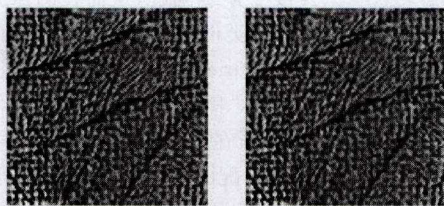
$$\gamma_{P,Q}(u,v) = \frac{IFFT[\sum_{i=1}^6 (FFT(P_i(x,y)) \cdot (FFT(Q_i(-x,-y)))^*)]}{\sum_{i=1}^6 \sum_{x=1}^n \sum_{y=1}^m P_i(x,y) + \sum_{i=1}^6 \sum_{x=1}^n \sum_{y=1}^m Q_i(x,y)} \quad (15)$$

其中, i 表示图像的标码,通过求取最大的 $\gamma_{P,Q}(u,v)$ 来计算鲁棒的图像相似度,即

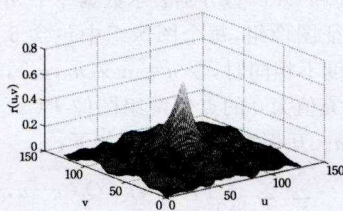
$$SI(P,Q) = \max_{u,v} (\gamma_{P,Q}(u,v)) \quad (16)$$

互相关的值可以通过 Fourier 变换的方式计算得到。通过对两组图像分别进行频域变换的计算,在频域对来自同一幅图像的二值图像进行加法运算,然后计算两组图像共同的相关系数矩阵。在求得的相关矩阵中获取组图像的最大相关度,即为两幅原图像的相似度。

来自同一个类别的图像的相关系数比较高,且在某一点上能够取得最大值,来自不同类别的图像的相关系数分布在一个比较小的范围内,并且分布比较均匀。图 4 和图 5 分别表示来自同一个手掌和来自不同手掌的图像的相关系数的表示情况。在图 4(b)中,可以看到一个明显的峰值,在这个位置上,两幅图像最相关,取此处的相关系数为两幅图像的匹配度。在图 5(b)中,没有明显的峰值,且各点的相关系数值在一个比较小的范围内,说明来自不同手掌的图像的相关度比较小。

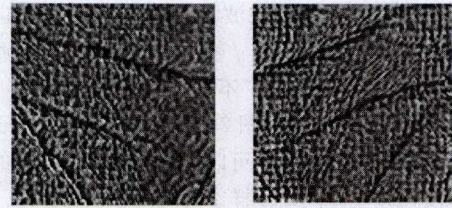


(a) 同一个手掌的两幅掌纹 MCI 图像

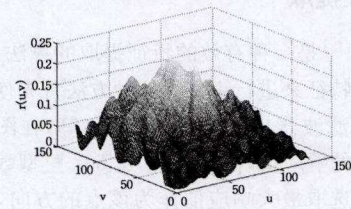


(b) 两幅图像的相关图像

图 4 来自同一个手掌的图像之间的相关系数图像



(a) 不同手掌的两幅掌纹 MCI 图像



(b) 两幅图像的相关图像

图 5 来自不同手掌的图像之间的相关系数图像

5 实验结果

本文实验是在香港理工大学生物特征研究中心建立的 3D 掌纹数据库进行的,实验数据库地址为 http://www.comp.polyu.edu.hk/~biometrics/2D_3D_Palmprint.htm。其中包含来自 400 个手掌的 8000 幅(每个手掌 20 幅)3D 掌纹图像,使用掌纹中心部分称为 ROI 子图的大小为 128×128 像素的图像来表示掌纹图像。掌纹识别系统一般包括两种类型的实验:验证和识别,但是很多系统只包括其中一种工作模式。本文通过验证实验来说明我们设计的识别系统的有效性。

5.1 验证实验

验证实验是一种一对一的比对过程,主要是用来回答“用户是否是他声明的那个身份”的问题。它是通过现场采集到的掌纹特征与数据库中所声明的那个模板进行比较,来确认身份。为了得到确切的验证精度,本文计算出大量的真实匹配和冒名匹配的匹配度。首先进行真实匹配实验,选择两个数据库上对应位置的图像进行比对,共 4000 次。在冒名匹配过程,在每个库上选取 400 幅图像作为样本(每个手掌一幅图像),然后使用第一个数据库上的图像与第二个库上非同类的图像进行比对,共 $399 \times 400 = 159600$ 次。类内匹配和类间匹配的相似度差别较大,可以通过设置阈值的方法来判断匹配的正确性。类间匹配和类内匹配相应的评估参数为错误接受率(False Acceptance Rate, FAR)和错误拒绝率(False Rejection Rate, FRR),以 ROC 曲线直观描述实验结果。一般将 FRR 和 FAR 相等时的错误率称为等错误率(Equal Error Rate, EER),用来表述系统验证的准确性。

为了验证本文方法有效性,我们比较了使用不同的滤波器对图像进行滤波的结果,然后使用本文的特征提取方法提取特征,再通过二值图像组的互相关方法计算匹配度。通过比较可以看到,指导滤波器的效果要好于传统的核滤波器,表 1 列出不同滤波器的 ERR,图 6 给出了使用不同滤波器进行滤波的 ROC,从中可以看出,使用指导滤波的方法优于其它几种滤波的方法。指导滤波器能够更好地去除噪声,平滑掉那些细小并且不稳定的纹线,提高图像的鲁棒性。

表1 使用不同的滤波器对图像滤波的验证结果

不同滤波方法	均值滤波	Gaussian 滤波	BLPF 滤波	Guided 滤波
ERR	0.48%	0.74%	0.54%	0.16%

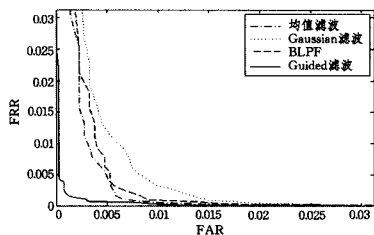


图6 不同滤波器的 ROC 曲线比较

不同的编码方法对于同一掌纹图像进行二值化的结果是不同的,表2中分别给出了使用BOCV方法^[16](其匹配方法是Translated matching方法)、竞争编码的方法^[5]、本文提到的编码方法并使用Translated matching方法匹配(称为本文方法1)以及本文提到的编码方法编码并使用二值图像组互相关的方法(称为本文方法2)进行验证实验的结果。图7给出了使用上述方法进行匹配的ROC曲线。从中可以看到,本文提到的方法的等误率比使用BOCV进行验证时的等误率降低了0.30%。使用本文所提出的融合BOCV和竞争编码的思想所得出的编码方法,编码后使用互相关的方法来计算图像的匹配度,效果要好于使用相同的编码方法而利用Translated matching来计算匹配度的算法,从而说明使用本文提到的编码方法和计算匹配计算的方法是一种有效的图像识别方法。

表2 不同编码方法进行验证的结果

二值化方法	竞争编码	BOCV	本文方法1	本文方法2
ERR	0.65%	0.46%	0.29%	0.16%

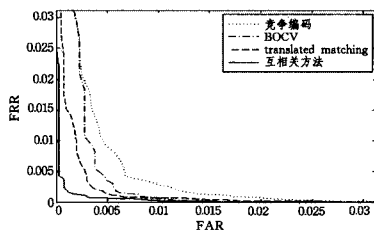


图7 不同匹配方法的 ROC 曲线比较

5.2 速度

本文中的3D掌纹识别实验是在一台Dell OptiPlex 380s PC上实现的,内嵌Intel(R) Core(TM)2 2.4GHz处理器和4GB RAM。表3展示了本文提到的编码方法并使用Translated matching方法匹配(称为本文方法1)以及本文提到的编码方法编码并使用二值图像组互相关的方法(称为本文方法2)和基于角距离的竞争编码^[5]方法每一次匹配所使用的时间。由表3中的数据可以看出,使用本文提到的基于图像互相关的匹配方法的速度是Translated matching匹配方法的10倍,是基于角距离的竞争编码方法速度的5倍。Translated matching方法把图像限定在一定的区域范围内进行浮动匹配,这样不能考虑到图像平移的全部情况,而且每浮动一次,都需要进行一次匹配度的计算,从所有浮动的情况中计算得到的匹配度最大的值设为两幅图像匹配分数,大大增加了计算的复杂度。使用竞争编码的过程,虽然用一个数字矩阵

来表示图像的特征,但是计算匹配度过程需要按照点位计算两幅图像的距离,从而增加了计算量。而使用图像互相关计算时,只是将其中一幅图像进行翻转,然后与另一幅图像进行卷积运算,这个过程可以通过FFT快速实现,从而使互相的运算得以很快执行,降低了计算复杂度,减少了图像匹配的时间。因此,本文算法具有快速、有效、易实现等优点。

表3 匹配时间比较

匹配方法	本文方法1	竞争编码方法	本文方法2
时间	103.1ms	55ms	9.7ms

结束语 本文采用指导滤波方法来去除图像的噪声,增加来自同一个体的样本之间的相似度而减小不同个体样本之间的相似度。然后基于Gabor变换提取鲁棒的掌纹方向特征,并使用一组二值图像表示每幅3D掌纹图像。在图像匹配阶段设计了基于二值图像组互相关运算的匹配算法,该方法能够充分利用图像组中的特征配准图像,并且得到准确的匹配分数。实验表明,本文方法能够有效提高身份验证系统的性能。

参考文献

- [1] Zhang Da-peng, Adams Kong Wai-kin, Jane Y, et al. On-line palmprint identification [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2003, 25(9): 1041-1050
- [2] Zhang Da-peng, Lu Guang-ming, Li Wei, et al. Three dimensional palmprint recognition using structured light imaging[C]// IEEE International Conference on Biometrics: Theory, Applications and Systems. Washington D. C., USA, 2008: 1-6
- [3] Li Wei, Zhang D, Lu Guang-ming, et al. A Novel 3D Palmprint Acquisition System[J]. Bulletin of Advanced Technology Research, 2012, 6(2): 2-10
- [4] Zhang Da-peng, Lu Guang-ming, Li Wei, et al. Palmprint Recognition Using 3-D Information[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C: Applications and Reviews, 2009, 39(5): 505-519
- [5] Li Wei, Zhang Da-peng, Zhang Lei, et al. Three Dimensional Palmprint Recognition with Joint Line and Orientation Features [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C, Applications and Reviews, 2011, 41(2): 274-279
- [6] Zhang Da-peng, Kanhangad V, Luo Nan, et al. Robust palmprint verification using 2D and 3D features[J]. Pattern Recognition, 2010, 43(1): 358-368
- [7] Li Wei, Zhang Lei, Zhang D, et al. Efficient Joint 2D and 3D Palmprint Matching with Alignment Refinement[C]// Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington D. C., USA, 2010: 795-801
- [8] Meraoumia A, Chitroub S, Bouridance A. 2D and 3D palmprint information and Hidden Markov Model for improved identification performance[C]// Proceedings of the 2011 11th International Conference on Intelligent Systems Design and Applications. Piscataway, 2011: 648-653
- [9] Cui Jin-rong, Xu Yong. Three dimensional palmprint using linear discriminant analysis method[C]// Proceedings of Second International Conference on Innovations in Bioinspired Computing and Applications. Washington D. C., 2011: 107-111

(下转第 324 页)



图9 发生漏检的行人图



图10 误检测行人图

结束语 本文对 HOG 特征进行改进,提出了 MultiHOG 特征,即从结构上将行人比较具有语义的轮廓特征提取出来,减少冗余特征的干扰。由于行人姿态的多样性以及透视投影的影响,本文采用多尺度滑窗检测方法对行人静态图片进行检测,对于较为远处的行人的漏检率比较高,主要是由于检测时窗口大小的影响。在以后的工作中,将结合计算机视觉的方法,通过标定图像中行人出现的位置与行人的高度,来达到提取比较适合的人检测。另外本文算法仍然不能避免误检测出非行人,这主要是因为本文算法只利用了行人的轮廓信息,在以后的研究中可以考虑结合行人穿着衣服的对称性特点,通过丰富行人特征,来达到降低虚警率和漏检率的要求。

参 考 文 献

[1] Geronimo D, Lopez A. Survey of pedestrian detection for advanced driver assistance systems[J]. *IEEE Trans. On Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2010, 32(7): 1239-1258

[2] Luo R C, Chen O. Wireless and Pyroelectric Sensory Fusion System for Indoor Human/Robot Localization and Monitoring[J]. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, 2013, 18(3): 845-853

[3] Uddin M-Z, Kim D-H, Kim J T, et al. An Indoor Human Activity Recognition System for Smart Home Using Local Binary Pat-

tern Features with Hidden Markov Models[J]. *Indoor and Built Environment*, 2013, 22(1): 289-298

[4] Dalai N, Tfiggs B. Histograms of Oriented Gradients for Human Detection[C]//*Proceedings of IEEE Computer Society Conference On Computer Vision and Pattern Recognition*. IEEE Press, 2005: 886-893

[5] Ding Jian-hao, Wang Yi-gang, Geng Wei-dong. An HOG-CT human detector with histogram-based search[J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2013, 63(3): 791-807

[6] Dohi K, Negi K, Shibata Y, et al. FPGA Implementation of Human Detection by HOG Features with AdaBoost [J]. *IEICE Transactions on Information and Systems*, 2013, 96(8): 1676-1684

[7] Cristina C, Daniela M, De Diego M, et al. HoGG: Gabor and HoG-based human detection for surveillance in non-controlled environments[J]. *Neurocomputing*, 2013, 100: 19-30

[8] Walk S. New Features and Insights for Pedestrian Detection [C]//*2010 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. 2010: 1030-1037

[9] Zeng Cheng-bin, Ma Hua-dong. Robust Head-Shoulder Detection by PCA-Based Multilevel HOG-LBP Detector for People Counting[C]//*Proceedings of the 2010 20th International Conference on Pattern Recognition*. 2010: 2069-2072

[10] Wojek C, Schiele B. A performance evaluation of single and multi-featruue people detection[C]//*Proc. DAGM*. 2008

[11] Ojala T, Pietikainen M. A comparative study of texture measures with classification based on feature distributions[J]. *Pattern Recognition*, 1996, 19(3): 51-59

[12] Mu Y, Yan S, Liu Y. Discriminative local binary patterns for pedestrian detection in personal album[C]//*Proc. IEEE CVPR*. 2008

[13] MIT Database[OL]. <http://db.csail.mit.edu/>. MIT-CBCL Pedestrian Database

[14] INRIA Database[OL]. <http://pascal.inrialpes.fr/data/human/>

[15] CASIA GAIT [OL]. <http://www.cbsr.ia.ac.cn/english/Gait%20Databases.asp>

(上接第 305 页)

[10] 李春燕, 卢光明, 黎伟. 基于曲面曲率和 RLDA 的 3D 掌纹识别方法[J]. *中国图像图形学报*, 2011, 16(5): 807-812

[11] Adams Kong Wai-kin, Zhang Da-peng. Feature-level fusion for effective palmprint authentication[C]//*Proceedings of the International Conference of Biometric Authentication*. Berlin, Germany: Springer, 2004: 761-767

[12] Sun Zhen-an, Tan Tie-niu, Wang Yun-hong, et al. Ordinal palmprint representation for personal identification[C]//*Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Washington D. C., USA, 2005: 279-284

[13] Adams Kong Wai-kin, Zhang Da-peng. Competitive coding scheme for palmprint verification[C]//*Proceedings of the 17th International Conference on Pattern Recognition*. Washington D. C., USA: IEEE, 2004: 520-523

[14] Wu Xiang-qian, Wang Kuan-quan, Zhang Da-peng. Palmprint authentication based on orientation code matching [C]//*Proceedings of AVBPA 2005(LNCS 3546)*. 2005: 555-562

[15] Jia Wei, Huang De-shuang, Zhang Da-peng. Palmprint verification based on robust line orientation code[J]. *Pattern Recognition*, 2008, 41(5): 1504-1513

[16] Guo Zhen-hua, Zhang Da-peng, Zhang Lei, et al. Palmprint verification using binary orientation co-occurrence vector[J]. *Pattern Recognition Letters*, 2009, 30(13): 1219-1227

[17] Zhang Lin, Li Hong-yu, Niu Jun-yu. Fragile Bits in Palmprint Recognition[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2012, 19(10): 663-666

[18] He Kai-ming, Sun Jian, Tang Xiao-ou. Guided image filtering [C]//*Proceedings of the 11th European Conference on Computer Vision(LNCS 6311)*. Heraklion, Crete, Greece, 2010: 1-14

[19] 方帅, 杨静荣, 曹洋, 等. 图像引导滤波的局部多尺度 Retinex 算法[J]. *中国图像图形学报*, 2012, 17(7): 748-755

[20] Reddy B, Chatterji B. An FFT-based technique for translation, rotation, and scale-invariant image registration[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1996, 5(8): 1266-1271