

文章编号:1004-9037(2013)05-0658-06

基于区域分割和二次判别的手静脉识别

孟昭慧 顾晓东

(复旦大学电子工程系,上海,200433)

摘要:提出了一种基于区域分割和二次判别的手静脉识别方法,首先,将静脉图像分割成一些相同大小的互不重叠的子区域,在每一个小的子区域内抽取仅带有该区域局部特征的 Gabor 相位信息,再将这些特征信息级联成整幅图像的特征矢量,进行静脉识别。在抽取特征的过程中,使用 Fisher 线性判别(Fisher linear discriminant, FLD)降低特征矢量维度。最后,利用得到的相位信息重建一幅静脉图像,并根据阈值将图像二值化,从而分割出手静脉骨架,结合静脉骨架的相似性得到手静脉的二次识别。在香港理工大学的数据库上测试了算法性能,实验结果表明,通过区域分割获取局部特征在手静脉识别中起到了关键作用,在进一步结合了二次判别后,本文提出的手静脉识别方法取得了 0.09% 的等错误概率(Error equation rate, EER)。

关键词:静脉识别;局部特征;区域分割;二次识别

中图分类号:TP391.41

文献标志码:A

Hand Vein Recognition Based on Region Segmentation and Second Identification

Meng Zhaohui, Gu Xiaodong

(Electronic Engineering Department, Fudan University, Shanghai, 200433, China)

Abstract: A hand vein recognition method is proposed based on the region segmentation and the second identification. Firstly, a vein image is divided into some even non-overlap sub-areas, and the Gabor phase information with local features in the local area is extracted in each sub-area. Then these features are concatenated to form the feature vector of the whole image for vein recognition. In the process of extracting features, the paper takes advantage of Fisher linear discriminant (FLD) to reduce the dimension of the feature vector. Finally, it uses the obtained Gabor phases to rebuild a hand vein image, and converts it into a binary image by the threshold. Thus, a vein skeleton can be obtained. Combined with the similarity of the vein skeletons, two vein images are matched for a second identification. The test results in the Hong Kong Polytechnic University's database^[1] show that the local features extracted by dividing a vein image play an important role in hand vein recognition. Combined with the second identification, the proposed hand vein recognition method can achieve an error equation rate (EER) of 0.09%.

Key words: vein recognition; local features; region segmentation; second identification

引 言

伴随着科学技术的发展,有效地保护信息安全变得越来越重要,这迫切要求一种技术能够对个人真实身份进行有效鉴别。这种身份认证是整个信

息安全体系的基础,其中应用最为广泛的是利用人体生理特性或行为特征进行自动的身份鉴别。在众多的生物特征识别技术中,如指纹、掌纹、虹膜、视网膜、人脸、语音、签名、步态等,静脉识别以其较高的识别率、简单的采集装置,友好的采集过程等诸多优点逐渐脱颖而出。

一般情况下,每个人的皮下静脉血管分布情况是不一样的,而且该分布情况在一定时期内都保持着稳定,因此可以作为一种有效的身份识别技术。该识别技术主要利用血液中的血红蛋白吸收近红外光线的特质,使用感红外的相机获取在近红外光(波长在700~1 000 nm)照射下的静脉图片。由于血红蛋白对近红外光的吸收,图片中的静脉血管要比周围的组织暗。这种包含了个人独特信息的静脉分布特征图可以作为身份认证识别的依据。与其他的生物特征识别技术相比,静脉是位于表皮以下,很难被拷贝和仿造。入侵者可能很容易收集到像指纹这样的生物特征,但对于皮下静脉分布这种活体生物特征却很难窃取^[1]。而且静脉不易磨损,稳定性更高。除此以外,静脉的采集设备比较简单,花费低廉,简单的红外拍照就可以获得识别所需的静脉特征模式图。而且静脉特征非接触式的采集过程相对更安全卫生,在人流流量很大的公共场所可以避免细菌的传播。

静脉的识别可以基于静脉的骨架和几何学特征,利用预设的阈值,将静脉图像二值化,并细化成单像素宽,得到静脉骨架。根据骨架特征点(如端点、交叉点)间的几何学关系,得到每个人不同的静脉特征。针对一般算法中普遍存在的识别率不高,鲁棒性不强等缺点,很多研究者提出了不同的改进方法。Ding提出了一种改进的阈值确定方法和细化算法^[2],Kang利用特征点的角矩阵表达静脉信息^[3],Qian进一步将不同情况的特征通过加权平均融入不变矩^[4]。在获取静脉骨架的过程中,Yang等人利用了经典的Gabor算法,通过Gabor域的处理得到静脉空间域的分割和细化结果^[5]。其中Kumar等人提出的静脉识别方法效果较好^[6],该方法通过计算静脉骨架特征点间的特征三角形得到静脉间的相似性。一般来说,完全基于空间域的识别方法速度快,实现简单,但对于静脉图像的几何变化的鲁棒性不强。静脉识别的另一种方法是在静脉的变换域上对静脉特征进行全局或局部的分析。Fischer等人利用了Gabor变换实现对静脉特征的提取^[7],Wei等人通过Curvelet变换大幅降低了算法的计算时间^[8],而Gupta等人将静脉图像从空间域转换到小波域^[9],并通过对小波系数去噪,增强了算法对加性噪声和光谱变形的鲁棒性,也有一些研究者融合了静脉的空间域和频率域特征。在不同的变换方法中,Gabor变换具有很好的纹理特征抽取能力,并具有较强的位置、方向、尺度选择性,因此在生物特征识别领域中应用广泛

且效果较好。Liu等人将独立元分析(Independent component analysis, ICA)引入Gabor特征,既保持了算法对静脉特征较强的表达能力,又减少了特征的冗余^[10]。Chung结合Gabor变换和主元分析(Principal component analysis, PCA),以Gabor变换的结果作为PCA的输入,充分利用了Gabor函数对于图像旋转和光照的鲁棒性,同时克服了PCA不能很好表达特征间的关联性的缺点^[11]。张国云等人也在人脸识别中采用了Gabor结合PCA的方法^[12]。而Zong使用Gabor变换和脉冲耦合神经网络(Pulse coupled neural network, PCNN),并用欧几里得距离或支撑向量机(Support vector machine, SVM)得到两个特征矢量的相似性^[13]。这些方法通常具有较高的识别率和较强的鲁棒性,但是需要更长的计算时间。

本文采用Gabor变换的方式得到静脉的Gabor域相位信息,再将该静脉图像分割成若干个子区域,在每个子区域内抽取带有局部特征的静脉信息用以静脉识别,同时结合了二次识别的方法,进一步提高了静脉识别算法的正确率。

1 静脉图像的Gabor变换

Gabor滤波器^[14]是一个模拟视觉皮层细胞感受野的良好模型,它可以模拟提取视觉感受野的不同空间、方向和频率信息,在二维空间具有良好的方向和频率选择性。Gabor函数是一个加窗的傅里叶变换,其变换函数如下

$$\Psi_{u,v}(z) = \frac{\|k_{u,v}\|^2}{\sigma^2} e^{-\|k_{u,v}\|^2 \|z\|^2 / 2\sigma^2} [e^{ik_{u,v}z} - e^{-\sigma^2/2}] \quad (1)$$

式中: u 和 v 分别为方向和尺度因子, $k_{u,v} = k_v e^{i\varphi_u}$, $z = (x, y)$ 为空间位置坐标矢量, σ 为与小波频率带宽有关的常数。

一幅静脉图像经过Gabor滤波是指静脉图像与Gabor函数的卷积,滤波后会得到一幅和静脉图像等大小的复数值系数矩阵。在平面空间中,该复数值系数既包含了幅度信息,也包含了辐角信息,它们包含了每个人特有的静脉特征。描述这些静脉信息的描述符包括局部二值模式(Local binary pattern, LBP),局部导数模式(Local difference pattern, LDP),局部异或模式(Local XOR pattern, LXP)等等。一些研究者利用了Gabor幅度信息识别静脉特征,对于提取到的复数系数的幅度值,通过LBP进行特征抽取。而且为了克服算法对噪声的敏感,增强算法的鲁棒性,不断改进

LBP, 扩大局部比较的范围, 并对待比较的像素点做了均值平均^[15-19]。Xie 等人则利用了 Gabor 的辐角信息, 根据辐角所在象限进行编码并抽取静脉特征^[20]。

由于 Gabor 的相位也能够很好地描述静脉的纹理特征, 并且对光照具有较强的鲁棒性。因此本文在实验中采用了郑英杰等人的局部 Gabor 相位特征编码方法^[21], 并且选取了 3 个尺度、8 个方向的 Gabor 滤波器组提取静脉的相位特征, 对滤波后的复数系数值, 根据辐角所在的象限进行编码, 并利用 LXP 抽取编码的相位信息, 最后通过直方图统计每个灰度区间的像素数目得到静脉特征矢量。

实验发现, 一般方法得到的静脉特征矢量通常具有较高的维度, 在大样本容量数据库中, 这种高维矢量需要很大的存储空间, 而且在进行特征匹配时需要很长的计算时间。为了减小静脉特征的存储量, 加快特征匹配的时间, 本文一方面在抽取 Gabor 相位特征时采用了 4 邻域, 一方面引入了 Fisher 线性判别 (Fisher linear discriminant, FLD)。实验结果表明, 这种降低特征维度的方法能够大幅降低存储和计算的代价, 显著减小算法运行的时间。

2 基于区域分割的静脉识别方法

为了缓解识别算法对于局部噪声和图像偏移等因素的过分敏感, 一幅 Gabor 滤波后静脉图像被分割成几块相同大小的不重叠的区域, 如图 1 所示。在每一块子区域内, 使用直方图方法统计 Gabor 的相位信息, 再将所有的直方图级联成整幅静脉图像的特征描述符。由于分割的作用, 降低了每一个子区域的权重, 存在于某一个子区域的严重噪声等因素的影响将会大大削弱, 直方图统计的每个子区域的 Gabor 相位特征, 都仅包含了该区域的局部特征, 这对于静脉图像的局部噪声、光照不均、图像偏移等因素都具有很强的鲁棒性, 可以大幅提高识别算法的正确率。因此, 与郑英杰等人^[21]的方法不同, 本文方法的局部性不仅指局部的相位信息, 更重要的是采用了区域分割的方法, 将静脉的统计特征限制在每一个局部的子区域内。

为了充分挖掘这种静脉特征的局部性, 分割静脉图像得到的子区域再次被分割, 每一个子区域被分割成相等的不重叠的几个单元区域^[20]。然后按照式(2)将一个子区域内的所有单元区域的特征矢量级联成该子区域的特征矢量。

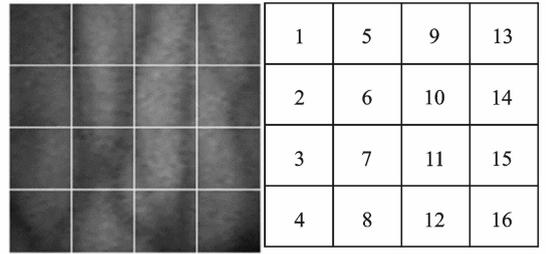


图 1 分割静脉图像

$$\begin{cases} \mathbf{H}_i^R = [\mathbf{H}_{u_1 v_1 i_1}^R, \dots, \mathbf{H}_{u_1 v_1 i_n}^R; \dots; \mathbf{H}_{u_p v_q i_1}^R, \dots, \mathbf{H}_{u_p v_q i_n}^R] \\ \mathbf{H}_i^I = [\mathbf{H}_{u_1 v_1 i_1}^I, \dots, \mathbf{H}_{u_1 v_1 i_n}^I; \dots; \mathbf{H}_{u_p v_q i_1}^I, \dots, \mathbf{H}_{u_p v_q i_n}^I] \\ \mathbf{H}_i = \mathbf{H}_i^R + \mathbf{H}_i^I \end{cases} \quad (2)$$

式中: \mathbf{H}_i^R 为第 i 个子区域中所有方向、所有频率、所有单元区域的 Gabor 滤波结果的实部系数编码级联成的特征矢量; u_1, v_1, i_1 分别代表 Gabor 滤波的第一个方向、第一个频率和第一个单元区域; \mathbf{H}_i^I 为第 i 个子区域的虚部系数编码结果; \mathbf{H}_i 为该子区域的相位特征矢量。分割过程如图 2 所示。

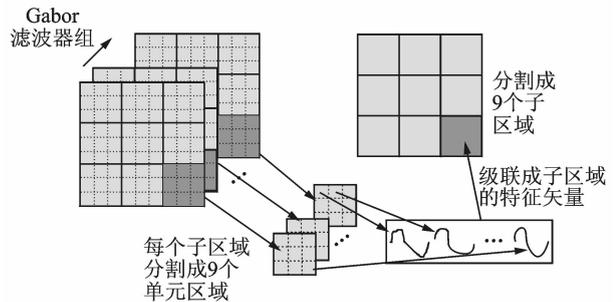


图 2 进一步分割静脉图像并级联单元区域的特征矢量

最后, 使用 FLD 投影压缩, 通过 FLD 学习得到映射矩阵, 将每个子区域的高维静脉特征矢量映射到低维空间, 如式 3 所示

$$\mathbf{F}_i = (\mathbf{X}_i)^T \mathbf{H}_i \quad (3)$$

式中: \mathbf{X}_i 为学习得到的映射矩阵。

在新的低维空间中, 采用式(4)的相似性准则

$$S(T, Q) = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \frac{\mathbf{F}_i^T \mathbf{F}_i^Q}{\|\mathbf{F}_i^T\| \cdot \|\mathbf{F}_i^Q\|} \quad (4)$$

式中: T 和 Q 表示两幅匹配的静脉图像, \mathbf{F} 为静脉图像的低维特征描述矢量, i 代表分割静脉图像得到的第 i 个子区域。

3 静脉的二次识别方法

为了提高静脉识别算法的正确率, 增强算法的鲁棒性, 进一步引入了手静脉的骨架信息, 根据静

脉的空间域特征,进行静脉识别的二次判断^[22]。二次判断采用了 Yang 的静脉图像增强算法^[5],利用静脉 Gabor 相位信息,重构一幅静脉图像并分割出静脉骨架。

首先,利用特定频率下 N_θ 组不同方向的 Gabor 滤波器组,对静脉图像进行滤波。根据 N_θ 组滤波后的实部系数,选择最小的实部值作为重建图像中该点的像素值,如式(5)所示

$$\begin{cases} R(x,y) = \operatorname{argmin}\{S(x,y)\} \\ S(x,y) = \{F_1(x,y), \dots, F_{N_\theta}(x,y)\} \end{cases} \quad (5)$$

式中: $S(x,y)$ 代表点 (x,y) 的一组不同方向的 Gabor 滤波结果, $R(x,y)$ 取其中的最小值。

然后,在重建图像 R 中,以每一个像素点为中心,确定一个 9×9 大小的矩形框。并以该点为中心,将矩形框分成左上、右上、左下、右下 4 个部分。假设 μ_i 和 δ_i 分别代表这 4 个部分的均值和方差,则可以通过式(6)确定每一个像素点的分割阈值 $\eta(x,y)$ 。如果重建图像的灰度值 $R(x,y)$ 小于得到的阈值,则认为该点是静脉,并将其置为 0。否则,认为该点是背景,而将其置为 1。

$$\eta(x,y) = \min(\mu_i) + \frac{\max(\mu_i)}{255} [\min(\delta_i) - 1] \quad (6)$$

这里,本文引进一种不同于欧拉距离、卡方距离等的新的距离匹配准则,它计算两幅静脉图像的不重叠度,如式(7)所示

$$C(T,R) = \frac{\sum_{x=1}^{L_1} \sum_{y=1}^{L_2} T(x,y) \oplus R(x,y)}{\sum_{x=1}^{L_1} \sum_{y=1}^{L_2} T(x,y) \& R(x,y)} \quad (7)$$

式中: T 和 R 分别为两幅分割后的二值静脉图像,静脉灰度值为 0,背景灰度值为 1; L_1 和 L_2 分别代表图像的长和宽。当两幅静脉图像没有重叠点时,会出现分母为 0 的情况,这时两幅静脉图像取自同一个手部样本的概率极小,因此可以认为他们来自不同的样本,从而将 $C(T,R)$ 设置成一个较大的定值。当两幅静脉图像的不重叠度 $C(T,R)$ 越大时,表明图像间的相似度越小。反之, $C(T,R)$ 越小,则表明两幅静脉图像越相似。

第二次静脉识别与第一次相比,都利用了相同的 Gabor 变换的相位信息,不同的是第二次利用相位增强静脉骨架并分割,比较静脉空间域信息的相似性。在进行判别时,从第一次静脉识别时被拒绝的样本中,挑选 $C(T,R)$ 很小的样本,接受其作为数据库中的登记样本。整个算法的流程如图 3

所示。图 3 中,第一次特征匹配采用本文第 2 节基于区域分割的静脉识别方法,第二次特征匹配采用本节的静脉二次识别方法。

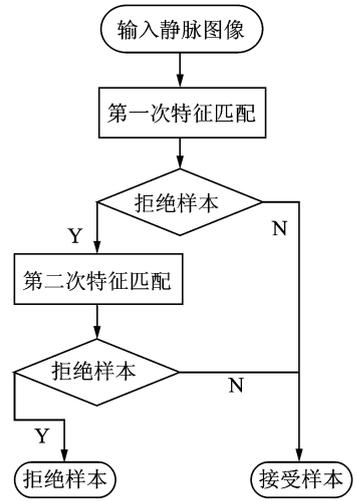


图 3 基于区域分割和二次判别的手静脉识别算法流程图

4 实验结果

本文提出的静脉识别算法的性能在香港理工大学的数据库^[1]中进行了测试。该数据库是一个大样本容量的数据库,共有 6 000 幅图片,采自 250 人,其中 195 人是从 20 岁到 60 岁不等的男性,其余为女性,每个人的左手和右手各采集 12 幅图片。因为测试的是静脉识别算法的性能,所以使用近红外光谱的样本。在这 500 个手部样本的 6 000 幅图像中,选择了 400 个样本作为登记样本,其中每个样本选择 6 幅图像登记作为已知的手部样本图像,其余 6 幅图像作为测试库中的测试样本。剩下的 100 个样本的 1 200 幅图像作为测试库中的测试样本,被认为是未登记的入侵者的测试样本。因此相同样本间共进行了 14 400 $(400 \times 6 \times 1 \times 6)$ 次匹配,不同样本间共进行了 8 625 600 $(400 \times 6 \times 399 \times 6 + 100 \times 12 \times 400 \times 6)$ 次匹配。实验采用等错误概率(Error equation rate, EER)作为评价指标。在错误接受率(False accept rate, FAR)和错误拒绝率(False rejection rate, FRR)最接近的时候,它们的均值就是 EER。

两种静脉识别方法在结合前,根据不同的阈值会各自得到一条 FAR-FRR 曲线,本文选取使 FAR 和 FRR 相等或最接近的阈值作为静脉识别算法的参考阈值,以便得到便于比较的评价指标 EER。结合了两种静脉识别方法,即加入了静脉的

二次判别后,第二次的静脉特征判别会进一步降低 FRR。因此一方面增大第一次识别的阈值,这会导致 FAR 的降低和 FRR 的升高,另一方面减小第二次识别的阈值,在降低 FRR 的同时,保证接受的样本为真实的登记样本图像,从而使得 FAR 不会升高。通过调谐两次判别的阈值,使得 FAR 和 FRR 相等或最为接近,从而得到静脉识别方法的评价指标 EER。

在结合静脉的二次识别前,本文探索了分割静脉图像得到的子区域大小以及进一步分割得到的单元区域大小对静脉识别算法的影响。随着分割静脉图像得到的子区域数量的增加,每个子区域的面积不断缩小,即特征所处的局部区域在缩小,其局部作用越来越明显。实验表明,当一幅静脉图像被恰当地分割时,局部特征所处的子区域的面积刚好达到最佳,这时静脉识别算法在局部性和全局性,算法的特征表达能力和鲁棒性间达到了很好的平衡。在分割图像的过程中,需要调节两个相互关联的参数,子区域的数量 m 和单元区域的数量 n ,它们共同决定了静脉局部特征的范围。同时,由于是将同一个子区域内的所有单元区域的特征直接级联成特征矢量,并以子区域为单位通过 FLD 投影到特定的低维空间中,所以这两个参数也同时决定了每个子区域以及整幅图像的特征矢量维度。

实验发现,子区域的数量是 9 或 16 时,静脉识别算法的等错误率较低,同时能够为进一步的分割提供较大的提升空间。因此,本文研究了子区域的数量是 9 或 16 时,第二次分割每一个子区域得到的单元区域的数量对算法性能的影响,如表 1 所示。

表 1 不同分割情况的 EER 结果

单元区域数量	1	4	9	16
EER/(9 个子区域)	6.02	0.17	0.13	0.22
EER/(16 个子区域)	3.35	0.18	0.24	0.33

可以看出,当子区域的数量 m 等于 9,单元区域的数量 n 等于 9 时,算法的性能达到最优,这标志着这种情况下局部区域的面积达到最佳,静脉局部特征的表达最强,此时算法的等错误概率为 0.13%。

最后,采用二次识别的方法,在被第一次识别拒绝的样本中选择阈值很小的,接受其作为样本库中的登记样本,进一步降低算法的等错误概率。这时,前第一次识别依然采用识别正确率最高的分割参数,即 9 个子区域和 9 个单元区域,但将阈值从 0.124 4 提高到 0.127 0,然后将第二次识别的阈值

设置成较小的值 10。从而将整个静脉识别算法的 EER 降低到 0.09%。

为了评价算法的性能,提出的算法分别和其他几种静脉识别方法进行了比较,如表 2 所示。可以看出,本文的算法取得了较好的识别效果。

表 2 不同静脉识别方法的 EER 结果

不同的静脉识别方法	EER/%
Gabor 相位幅度特征方法 ^[23]	9.82
局部导数模式(LDP) ^[24]	5.79
局部二值模式(LBP) ^[24]	4.16
本文的基于区域分割和二次判别的方法	0.09

5 结束语

本文提出的基于区域分割和二次判别的手静脉识别方法,充分利用了静脉特征的局部性。通过分割手静脉图像,将特征矢量的作用范围局限在分割所形成的区域内,降低了噪声、光照等因素在静脉识别中对整幅图像的影响,这在静脉识别中起到了至关重要的作用,大幅提高了算法的正确率和鲁棒性。同时,结合静脉图像的二次识别,进一步提升算法的性能。在大容量数据库上与其他静脉识别算法的比较,充分验证了本文提出的算法的高精度,这预示着该算法可以有效地用于生物识别。

参考文献:

- [1] Zhang David, Guo Zhenhua, Lu Guangming, et al. An online system of multispectral palmprint verification [J]. IEEE Trans on Instrumentation and Measurement, 2010, 59(2): 480-490.
- [2] Ding Yuhang, Zhuang Dayan, Wang Kejun. A study of hand vein recognition method[C]// IEEE Int Conf on Mechatronics and Automation. [S. l.]: IEEE 2005,4:2106-2110.
- [3] Kang Wenxiong, Deng Feiqi. Vein recognition method base on angle matrix of feature point[C]// 27th Chinese Control Conference. [S. l.]: IEEE, 2008: 569-572.
- [4] Qian Xiaohua, Guo Shuxu, Li Xueyan, et al. Finger-vein recognition based on the score level moment invariants fusion[C]// Int Conf on Computational Intelligence and Software Engineering. [S. l.]: IEEE, 2009: 1-4.
- [5] Yang Jinfeng, Yang Jinli, Shi Yihua. Finger-vein segmentation based on multi-channel even-symmetric gabor filters[C]// IEEE Int Conf on Intelligent Computing and Intelligent Systems. [S. l.]: IEEE, 2009 (4): 500-503.

- [6] Kumar A, Prathyusha K V. Personal authentication using hand vein triangulation and knuckle shape[J]. IEEE Trans on Image Processing, 2009, 18(9): 2127-2136.
- [7] Fischer M, Rybnicek M, Tjoa S. A novel palm vein recognition approach based on enhanced local gabor binary patterns histogram sequence [C]// 19th Int Conf on Systems, Signals and Image Processing (IWSSIP). [S. l.]:IEEE, 2012: 429-432.
- [8] Wei Shangqing, Gu Xiaodong. A method for hand vein recognition based on curvelet transform phase feature[C]// Int Conf on Transportation, Mechanical, and Electrical Engineering (TMEE). [S. l.]: IEEE, 2011: 1693-1696.
- [9] Gupta M, Gilbert A. Robust speech recognition using wavelet coefficient features[C]// IEEE Workshop on Automatic Speech Recognition and Understanding. [S. l.]:IEEE, 2001:445-448.
- [10] Liu Chengjun, Wechsler H. Independent component analysis of Gabor feature's for face recognition [J]. IEEE Trans on Neural Networks 2003, 14(4):919-928.
- [11] Chung C K, Kee S C, Kim S R. Face recognition using principal component analysis of gabor filter responses[C]// International Workshop on Recognition, Analysis, and Tracking of Faces and Gestures in Real-Time Systems. [S. l.]:IEEE, 1999: 53-57.
- [12] 张国云, 章兢. 基于 Gabor 小波的多尺度 PCA 支持向量机人脸识别方法 [J]. 数据采集与处理, 2009, 24(4): 437-442.
Zhang Guoyun, Zhang Jin. Multi-scale PCA support vector machine algorithm based on Gabor wavelet for face recognition [J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2009, 24(4): 437-442.
- [13] Zong Rong, Li Haiyan, Xu Dan. Face recognition based on Gabor features and unit-linking PCNN [C]// 2nd Intl Congress on Image and Signal Processing. [S. l.]:IEEE, 2009: 1-5.
- [14] Lee T S. Image representation using 2d Gabor wavelets [J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1996, 18(10): 959-971.
- [15] Liu Chengjun, Wechsler H. Gabor feature based classification using the enhanced fisher linear discriminant model for face recognition [J]. IEEE Trans on Image Processing, 2002, 11(4): 467-476.
- [16] Zhang Baochang, Shan Shiguang, Chen Xilin, et al. Histogram of Gabor phase patterns (HGPP): A novel object representation approach for face recognition [J]. IEEE Trans on Image Processing, 2007, 16(1): 57-68.
- [17] Liao Pin, Wang Yongjun, Wang Mingyan, et al. An effective preprocessing scheme for face recognition based on local gabor binary pattern histogram sequence [C]// IEEE Int Conf on Computer Science and Automation Engineering (CSAE). [S. l.]:IEEE, 2012, 3: 581-585.
- [18] 黄兵, 郭继昌. 基于 Gabor 小波与 LBP 直方图序列的人脸年龄估计 [J]. 数据采集与处理, 2012, 27(3): 340-345.
Huang Bing, Guo Jichang. Age estimation of facial images based on Gabor wavelet and histogram sequence of LBP [J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2012, 27(3): 340-345.
- [19] Xie Shufu, Shan Shiguang, Chen Xilin, et al. V-LG-BP: Volume based local Gabor binary patterns for face representation and recognition [C]// 19th Int Conf on Pattern Recognition (ICPR). [S. l.]:IEEE, 2008: 1-4.
- [20] Xie Shufu, Shan Shiguang, Chen Xilin, et al. Fusing local patterns of Gabor magnitude and phase for face recognition [J]. IEEE Trans on Image Processing, 2010, 19(5): 1349-1361.
- [21] 郑英杰, 顾晓东. 基于局部 Gabor 相位特征的手背静脉识别方法 [J]. 微型电脑应用, 2010, 6(26): 23-26.
Zheng Yingjie, Gu Xiaodong. Method for palm-dorsal vein recognition based on Gabor phase encoding [J]. Microcomputer Applications, 2010, 6(26): 23-26.
- [22] Meng Zhaohui, Gu Xiaodong. Palm-dorsal vein recognition method based on histogram of local Gabor phase XOR pattern with second identification [J]. Journal of Signal Processing Systems, 2013, DOI 10.1007/s11265-013-0734-6.
- [23] Wang Kejun, Liu Jingyu, Oluwatoyin P P, et al. Finger vein identification based on 2-D Gabor filter [C]// 2nd Int Conf on Industrial Mechatronics and Automation (ICIMA). [S. l.]:IEEE, 2010(2): 10-13.
- [24] Mirmohamadsadeghi L, Drygajlo A. Palm vein recognition with local binary patterns and local derivative patterns [C]// 2011 Int Joint Conf on Biometrics (IJCB). [S. l.]:IEEE, 2011: 1-6.

作者简介:孟昭慧(1987-),男,硕士研究生,研究方向:图像处理,模式识别等;顾晓东(1970-),男,博士,副教授,研究方向:时空编码人工神经网络、仿生建模、图像处理、模式识别等,E-mail:xdgu@fudan.edu.cn.