

文章编号:1007-5321(2017)05-0098-08

DOI:10.13190/j.jbupt.2017-077

基于特定方向多尺度稀疏编码的手掌静脉特征识别方法

马欣, 景晓军

(北京邮电大学信息与通信工程学院, 北京 100876)

摘要:为提高手掌静脉特征识别的准确率和效率,提出了基于特定方向多尺度稀疏编码(DMSC)方法.首先计算全局方向和局部方向,然后利用多尺度Gabor对划分的子区域进行独立的多尺度方向滤波,并使用稀疏编码方法进行特征提取,利用外形编码产生特征矩阵,使用标准化汉明距离方法对特征矩阵进行相似性判断.实验结果表明,DMSC方法的类间区分性较好,识别力和效率高于现有的手掌静脉识别方法.

关键词:稀疏编码;掌静脉识别;多尺度Gabor滤波

中图分类号:TP391.4

文献标志码:A

Palm Vein Recognition Method Based on Directional Multi-Scale Sparse Coding

MA Xin, JING Xiao-jun

(School of Information and Communication Engineering, Beijing University of Posts and Telecommunications, Beijing 100876, China)

Abstract: A palm vein recognition method based on the directional multi-scale sparse coding (DMSC) was proposed to promote the recognition accuracy and operation efficiency. Firstly, the global and local orientation information were calculated from the palm vein region of interest area. Then, the directional multi-scale Gabor filter were convolved in every sub-region independently. Finally, a feature extraction mechanism based on sparse coding was implemented, and the feature matrices were formed by appearance-based method. The similarity of two feature matrices were measured by normalized Hamming distance. Experiments show that the proposed DMSC method achieves higher recognition accuracy and operation efficiency than other palm vein recognition methods.

Key words: sparse coding; palm vein recognition; multi-scale Gabor filter

0 引言

生物特征识别是一种利用人体内在的固有生理特征进行身份识别的技术,目前国内外对指纹、人脸、掌纹、虹膜、签名等生物特征的识别技术进行了充分的研究,手掌静脉特征识别作为其中的一种,因

具备特征图案稳定与唯一性、数据采集便利性等优势,逐渐成为该领域研究热点.手掌静脉纹理丰富,可提供较高的身份区分能力,尤其是其纹理存在于表皮之下使得肉眼不可见,在手掌与物体接触后也不留痕迹,不存在泄露的风险.除此之外,利用手部进行身份识别使人感到自然和易接受,可在廉价低

分辨率的设备上进行数据采集,因此具有很好的普及潜力。

稀疏编码作为计算机视觉领域一种重要的图像统计算法,其工作方式与哺乳动物视觉皮层工作方式相似,具有空间、方向和频带的局部性,前期的研究这对其进行了大量的研究。Wright 等^[1]最早提出了一种基于稀疏表示分类的人脸识别方法,对亮度、噪声和遮挡等干扰具有较好的鲁棒性;Yang 等^[2]提出了基于 Gabor 变换字典的稀疏表示识别方法;Zhang 等^[3]提出了稀疏编码中采用规则化 l_2 范数代替规则化 l_1 范数的编码方法;Wang 等^[4]提出的位置约束线性编码可利用生物特征样本之间存在的约束关系使得规则化编码系数具有稀疏性。尽管这些研究取得了一定的成果,但在手掌静脉特征识别应用方面,仍存在一些关键问题没有解决,包括:多尺度方向滤波对稀疏编码的影响、静脉全局方向特征与局部方向特性的关系、稀疏编码字典的最优化问题等。

针对以上问题,本文提出了一种基于特定方向多尺度稀疏编码的手掌静脉特征识别方法(DMSC, directional multi-scale sparse coding)。DMSC 方法先将预处理后的手掌静脉感兴趣区域(ROI, region of interest)划分为多个子区域,利用 Gaussian-Radon 变换分别获得全局方向特性和局部方向特性参数,然后在子区域上使用 Gabor 变换和稀疏编码方法获得的复合特征,使用外形编码算法将算法输出与已知的特征方向进行比较并形成最终编码。DMSC 方法主要分为全局方向判别与 Gabor 滤波、稀疏编码与同向叠加、外形编码 3 个步骤。

1) 方向判别与 Gabor 滤波。将输入的手掌静脉图像进行灰度预处理后提取 ROI,对 ROI 划分多个子区域并分别提取全局 ROI 的全局纹理方向和各子区域的局部纹理方向,对各子区域使用 Gabor 变换获得不同方向及不同尺度下的变换域特征。

2) 稀疏编码与同向叠加。对子区域继续划分更小的独立子块,将 Gabor 滤波器作为编码字典进行稀疏编码,将编码输出中相同方向的输出进行叠加,获得静脉纹理特定方向复合特征。

3) 外形编码。使用外形编码方法提取复合特征中的全局和局部外形索引,分别同第一步中由 Gaussian-Radon 方法提取的原始图像中的全局与局部方向特征进行比较、编码,最终的到 2 个输出矩阵,分别为全局特征编码矩阵和局部特征编码矩阵。

1 特征提取

1.1 方向特征

使用波长为 700 ~ 900 nm 的近红外线光源照射手掌可获得静脉纹理图案,经过识别区定位和灰度预处理后可获得 ROI 图像,如图 1 所示。手掌静脉纹理不仅有易见的主要纹理,也有相对细小的纹理,因此具有多尺度特征,可将全局清晰明显的静脉曲线作为强尺度特征,将仅出现在局部的细小静脉曲线作为弱尺度特征。

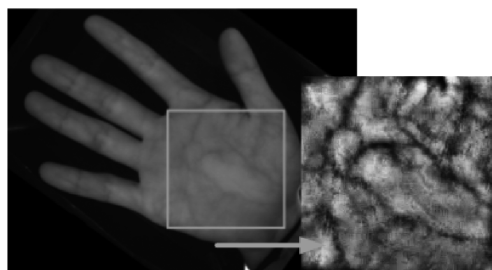


图1 静脉原始图像及预处理后图像

通过观可以发现手掌静脉纹理存在两类方向特性:全局方向特性和局部方向特性^[5],如图 2 所示。在全局方面表现出的一定的方向趋势称为全局方向特征,如图中所示粗线段。在局部表现出的方向趋势称为局部方向特性,如图中所示细线段。

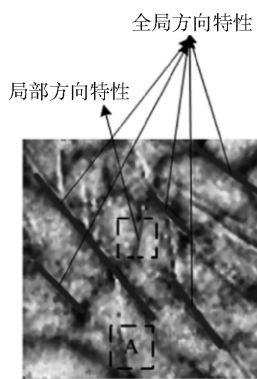


图2 手掌静脉纹理的方向特性

笔者提出的 DMSC 方法的第一个步骤是获取静脉纹理 ROI 图像中的方向特征,并作为后续 Gabor 滤波步骤的参数。将方向特征分为全局方向和局部方向 2 个层面处理可保留原始图像纹理中的细节位置信息,特别是后续的 Gabor 滤波对静脉纹理的方向敏感,各子区域按照特定的方向进行滤波处理可获得最优的特征提取效果,从而提高识别系统的准确性。DMSC 方法对 ROI 区域进行了划分,共有 N 块,其中行数为 m ,列数为 n 。若 ROI 区域为 $P \times P$

像素,每个子区域划分为 $L \times L$ 像素,且相邻子区域之间重叠 T 像素,则子区域划分总数量 N 为

$$N = \left[\left(\frac{P-L}{L-T} \right) + 1 \right]^2 \quad (1)$$

从图像中提取纹理方向信息的一种常用方法是使用 Radon 变换. 对于 2D 图像,图像中点 $I(x, y)$ 的 Radon 变换定义为

$$R(k, b) [I(x, y)] = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} I(x, y) \delta[y - (kx + b)] dx dy \quad (2)$$

Zhou^[6]和 Jia^[7]基于 Radon 变换提出的 MFRAT 算法使用滑动栅格,在确定每个栅格中心的方向权重后使用竞争规则判断线段方向. 滑动栅格的定义为 Z_w^2 ,其中 W 为矩形栅格的像素宽度,如图 3 所示. 在栅格 Z_w^2 内,线段 L_k 的定义为 $L_k = \{(p, q) | q = k(p - p_0) + q_0\}$,即由点组成的像素的集合,其中 k 为斜率. 特定斜率(即方向信息)下各滑动栅格的方向可由式(3)确定,其中 $f(p, q)$ 为 Radon 变换函数:

$$T_f(k) = \sum_{(p, q) \in L_k} f(p, q) \quad (3)$$

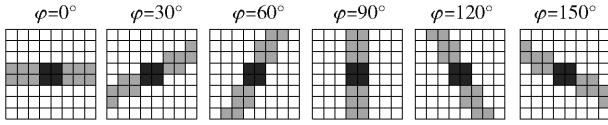


图3 像素宽度 $W=8$ 的 6 方向滑动栅格

在此基础上,Zhou^[5]提出滑动栅格 Z_w^2 内各像素 (p, q) 与中心点 (p_0, q_0) 距离的权重关系,用高斯函数对 Radon 进行封装,从而形成 Gaussian-Radon 变换,并成功应用到人体生物特征纹理识别领域中. Gaussian-Radon 变换的定义为

$$G(k, \sigma_c; p_0, q_0) = \sum_{(p, q) \in L_k} F(p, q) \quad (4)$$

Gaussian-Radon 变换的输出结果 φ 为滑动栅格内各点 (p, q) 所在的线段方向权重. $F(p, q)$ 为由式(5)封装高斯函数的 Radon 变换:

$$F(p, q) = f(p, q) \frac{G_{\text{env}}(p, q)}{\sum_{(p, q) \in L_k} G_{\text{env}}(p, q)} \quad (5)$$

高斯封装函数的定义如式(6)所示,其中 σ_c 控制邻域点对中心点的贡献程度:

$$G_{\text{env}}(p, q) = \frac{1}{2\pi\sigma_c^2} \exp \left\{ -\frac{(p-p_0)^2 + (q-q_0)^2}{2\sigma_c^2} \right\} \quad (6)$$

通过移动以 (p_0, q_0) 为中心点的滑动栅格并迭代使用式(4),可获得子区域的 Gaussian-Radon 局

部方向特性矩阵 L ,其元素 $G(p, q)$ 为各点的方向权重:

$$L = \begin{bmatrix} G(1,1) & G(1,2) & \cdots & G(1,q) \\ G(2,1) & G(2,2) & \cdots & G(2,q) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ G(p,1) & G(p,2) & \cdots & G(p,q) \end{bmatrix} \quad (7)$$

最终,第 m 行 n 列子区域的局部特征方向 $\beta(m, n)$ 通过矩阵 L 内元素竞争规则获得:

$$\beta(m, n) = \arg \max_{\varphi} \left(\sum_{x=1}^p \sum_{y=1}^q (G(x, y) = \varphi) \right) \quad (8)$$

同理,若在全部 ROI 区域内直接使用 Gaussian-Radon 变换计算方向特性矩阵,则可利用竞争规则获得全局特征方向 α :

$$\alpha = \arg \max_{\varphi} \left(\sum_{x=1}^p \sum_{y=1}^q (G(x, y) = \varphi) \right) \quad (9)$$

其中 $G(x, y)$ 为全部 ROI 区域内各点的方向权重.

方向数量的选择对系统的最终识别率有重要影响. 尽管更多的方向数量可更精确地表达静脉纹理实际方向,但因同一用户的不同静脉图片样本也存在差别,方向数量的增多反而导致识别率的下降,造成系统鲁棒性降低. 后续实验证明了当采用 12 个方向作为可选的方向时,可获得较好的识别率,因此的 DMSC 方法中 $\varphi \in \{0^\circ, 15^\circ, 30^\circ, 45^\circ, 60^\circ, \dots, 165^\circ\}$.

1.2 Gabor 滤波

手掌静脉特征的有效性对识别算法的准确性起着极为重要的作用,采用 Gabor 滤波器组对静脉提取原始信息的多尺度特征,并将特征编码为稀疏模式,可获得良好的特征模型. Gabor 滤波器是计算机视觉领域中一种功能强大的特征分析工具^[8],前期的研究已成功地将 Gabor 滤波器应用于人脸、虹膜、指纹及掌纹识别等应用中. 典型的 Gabor 滤波器是一个具有方向性的复正弦光栅高斯二维调制函数,其数学表达式为

$$G_{\sigma, \mu, \theta}(x, y) = g_{\sigma}(x, y) \exp \{ 2\pi j \mu (x \cos \theta + y \sin \theta) \} \quad (10)$$

其中: $j = \sqrt{-1}$, $g_{\sigma}(x, y)$ 为二维高斯包络:

$$g_{\sigma}(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp \left\{ -\frac{(x^2 + y^2)}{2\sigma^2} \right\} \quad (11)$$

在式(10)和式(11)中, σ 表示外部高斯包络的标准方差, μ 表示受限正弦光栅的频率, θ 表示方向.

经过预处理后的手掌静脉图像 $I[x, y]$ 的 Gabor 响应由式(12)获得:

$$F_{\sigma, \mu, \theta}(x, y) = I[x, y] * G_{\sigma, \mu, \theta}(x, y) \quad (12)$$

其中: $*$ 表示卷积符号. 图4所示 ROI 区域经过4个尺度和6个方向的 Gabor 滤波器组卷积后的响应.

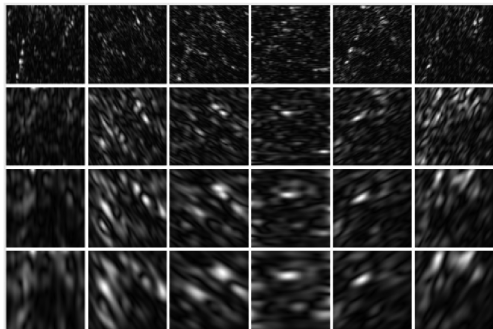


图4 由4尺度6方向构成的 Gabor 响应

DMSC 方法中的 Gabor 滤波器可使用 s 个尺度参数和 n 个方向参数. 每个划分的子区域中, 尺度参数 s 的数量为预设值, 方向参数 n 为由 Gaussian-Radon 算法确定的该子区域的局部方向 β , 因此则经过 Gabor 滤波后, N 个子区域共生成 $N \times n \times s$ 个特征块.

1.3 稀疏编码

使用 Gabor 算法对手掌静脉图像滤波后获得的结果具有明显的尺度和方向特性, 在非相关尺度与方向上的滤波结果是稀疏的, 即具有大量接近 0 的特征值, 可对其进行稀疏编码. 稀疏表示涉及到两个问题: 字典学习、稀疏编码. 通过一系列训练手掌静脉图像用来学习可描述图像的完备基, 称为字典学习, 良好的字典可较好的描述任意输入的样本特征. 通过解决稀疏正则化近似问题, 可将系数向量表示为只有很少的几个非零元素, 从而稀疏的表示手掌静脉特征. DMSC 方法的第 2 个步骤是对 Gabor 滤波输出进行稀疏编码, 并将不同尺度下相同方向的结果进行叠加.

考虑到 Gabor 滤波具有明确的物理含义, 即其与限定的方向与尺度相关, 因此将 Gabor 滤波器作为描述图像的一组完备基, 从而作为稀疏编码的字典, 可有效地表达手掌静脉的线段特征, 可不从大量已有的静脉图像中进行字典学习. 图5显示了一组稀疏编码字典, 其中包含4个尺度和6个方向的 Gabor 滤波.

为使编码更准确, DMSC 方法将 Gabor 输出的 $N \times n \times s$ 个特征块进行继续划分, 将每个子区域划

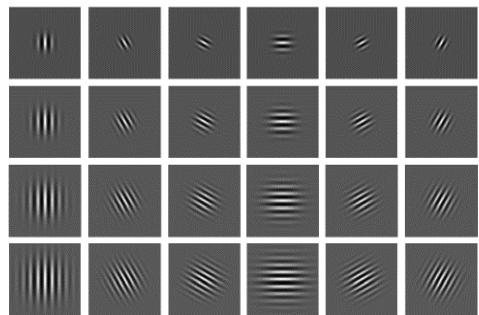


图5 以 Gabor 基作为稀疏编码的字典

分为 m 个独立块, 并在所有 $N \times n \times s \times m$ 个独立子块上分别进行稀疏编码.

使用 Gabor 滤波器建立编码字典 D 后, 对于图像数据 X , 在编码后信息误差最小的约束下, 若编码系数 β 中非零元素数量最少, 则对原始数据 X 的稀疏编码为

$$\min \|\beta\|_0, \text{ s. t. } \|X - D\beta\|_2^2 \leq \varepsilon, \beta \in \mathbb{R}^K \quad (13)$$

其中, $\|\cdot\|_0$ 和 $\|\cdot\|_2$ 分别表示 l_0 范数和 l_2 范数. 式(13)的含义是: 利用局部特征方向 β 作为编码系数向量与编码字典基向量 D 进行运算所获得的特征向量 $D\beta$, 在与原始图像特征向量 X 充分接近的前提下, 应使局部方向 β 中非零元素的数量最少, 即稀疏化.

在式(13)中, 最优化问题的求解方法中使用了 l_0 范数, 因其是个很难有效处理的非凸优化问题, 因此在实际的求解应用中, 利用 l_1 范数将原问题转化为凸优化问题, 从而求得近似解:

$$\min \|\beta\|_1, \text{ s. t. } \|X - D\beta\|_2^2 \leq \varepsilon, \beta \in \mathbb{R}^K \quad (14)$$

文献[9]已经证明, 若式(14)式求出的解 β 为稀疏向量, 则式(13)可求出相同的解. 此外, 还有多种算法可解决这个问题, 如内点算法^[10]和迭代加权最小二乘法^[11]等.

对划分子区域后的手掌静脉 Gabor 响应图像, 应先对每一个子区域进行零均值处理, 然后再进行稀疏编码. 假设当前第 i 行第 j 列独立子块为 X_{ij} , 使用 Gabor 完备基作为编码字典 D , 则该独立子块的稀疏编码系数 β_{ij} 可由式(15)获得^[12]:

$$\min_{\beta_{ij}} \|X_{ij} - D\beta_{ij}\|_2^2 + \lambda \|\beta_{ij}\|_1 \quad (15)$$

其中 β_{ij} 为该独立子块中的稀疏编码系数向量. 通过引入合适的代价函数 λ , 可使式(15)与式(14)具有相同的解.

为解决含有零元素的 β_{ij} 向量无法通过 l_1 正则化进行微分的问题, 可利用快速迭代收缩阈值方法

(FISTA 方法)对式(15)进行最优化^[13]. 通过引入向量 \mathbf{y}_k , 使其为当前 β_{ij} 的近似值, 令 Φ 为约束方程 $f(\beta_{ij}) = \|\mathbf{X}_{ij} - \mathbf{D}\beta_{ij}\|_2^2$ 梯度的 Lipschitz 常数, 使用式(13)在 \mathbf{y}_k 点对 $\|\mathbf{X}_{ij} - \mathbf{D}\beta_{ij}\|_2^2 + \lambda \|\beta_{ij}\|_1$ 进行二次逼近:

$$\mathbf{Q}_L(\beta_{ij}, \mathbf{y}_k) = f(\mathbf{y}_k) + \langle \beta_{ij} - \mathbf{y}_k, \nabla f(\mathbf{y}_k) \rangle + \frac{\Phi}{2} \|\beta_{ij} - \mathbf{y}_k\|_2^2 + \lambda \|\beta_{ij}\|_1 \quad (16)$$

经 $k+1$ 步迭代使 $\beta_{k+1} = \min_{\beta} \mathbf{Q}_L(\beta_{ij}, \mathbf{y}_k)$, 从而获得每个独立子块 \mathbf{X}_{ij} 的最优的稀疏编码系数 β_{ij} . 稀疏编码后, 将 n 个相同方向的独立子块进行累加, 并对累加后仍为负数的值进行归零处理, 从而获得各独立子块含 $N \times s \times m$ 个特征的复合特征 ψ_{ij} .

1.4 特征编码

DMSC 方法的第 3 个步骤是利用外形编码方法^[14]提取复合特征中的全局和局部外形索引, 并将这两个索引分别与第 1 步中由 Gaussian-Radon 方法提取的原始图像中的全局方向特征 α 和局部方向特征 β 进行比较、编码, 得到两个输出矩阵分别为全局特征编码矩阵 \mathbf{G}_{map} 和局部特征编码矩阵 \mathbf{L}_{map} .

使用外形编码的目的是将特定方向的复合特征转换为二进制特征向量. 各独立子块同向叠加后, 复合特征 ψ_{ij} 的方向可由稀疏点的最小纹理响应方向确定. 若令 ψ_{ij}^{α} 表示复合特征中点 (i, j) 在全局方向 α 上的纹理相应, 使用竞争策略确定全局外形索引 \mathbf{A}_{ij} :

$$\mathbf{A}_{ij} = \arg \min_{\alpha} \psi_{ij}^{\alpha} \quad (17)$$

将外形索引 \mathbf{A}_{ij} 与手掌静脉图像的主特征方向

$$\min_{|s| < S, |t| < T} \frac{\sum_{i=\max(1, 1+s)}^{\max(N, N+s)} \sum_{j=\max(1, 1+t)}^{\max(N, N+t)} [\mathbf{P}_g(i+s, j+t) \otimes \mathbf{Q}_g(i, j) + \mathbf{P}_l(i+s, j+t) \otimes \mathbf{Q}_l(i, j)]}{2H(s)H(t)} \quad (21)$$

其中, $N \times N$ 表示特征矩阵的大小, S 和 T 决定在水平和垂直方向上最大可容忍的像素位移偏差, $H(x) = \min(N, N+x) - \max(1, 1+x)$, $x \in \{s, t\}$. 式(21)对所有可能的 S 和 T 取值并计算距离, 取最小距离值作为最终结果. 距离运算结果取值范围在 $0 \sim 1$ 之间, 距离为 0 表示矩阵 \mathbf{P} 和 \mathbf{Q} 完全相等.

3 实验与分析

3.1 实验数据库

使用 CASIA 和 PolyU 手掌静脉特征数据库对提出的 DMSC 方法进行验证. CASIA 数据库中包含了

α 进行二进制编码, 当两者差不大于特定阈值 δ_1 时, 该像素位置编码为 1, 否则为 0, 从而得到全局方向特征的二进制编码 $G(i, j)$ 为

$$G(i, j) = \begin{cases} 1, & \text{if } |\alpha - \mathbf{A}_{ij}| < \delta_1 \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (18)$$

同理, 在每个复合特征 ψ_{ij} 区域内, 点 (i, j) 在局部方向 β 上, 阈值为 δ_2 时, 局部外形索引 \mathbf{B}_{ij} 和局部方向特征的二进制编码 $L(i, j)$ 为

$$\mathbf{B}_{ij} = \arg \min_{\beta} \psi_{ij}^{\beta} \quad (19)$$

$$L(i, j) = \begin{cases} 1, & \text{if } |\beta - \mathbf{B}_{ij}| < \delta_2 \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (20)$$

最终的 DMSC 编码包含有全局方向和局部方向共 2 个特征矩阵, 各矩阵包含 $N \times s \times m$ 个特征块. 其中全局方向特征矩阵为 $\mathbf{G}_{\text{map}} = \{G_{1,1,1}(i, j), G_{1,1,2}(i, j), \dots, G_{u,v,w}(i, j)\}$, 局部方向特征矩阵为 $\mathbf{L}_{\text{map}} = \{L_{1,1,1}(i, j), L_{1,1,2}(i, j), \dots, L_{u,v,w}(i, j)\}$, 其中 $u = 1, 2, \dots, N, v = 1, 2, \dots, s, w = 1, 2, \dots, m$.

2 特征识别

使用标准化汉明距离方法^[15]可对 DMSC 编码生成的 \mathbf{G}_{map} 和 \mathbf{L}_{map} 特征矩阵进行匹配判别. 由于同一个用户的多张手掌静脉样本可能存在轻微的位置变化, 因此利用标准化汉明距离方法还可减少匹配判别时因样本轻微位移变化所导致的“弃真”错误.

若 \mathbf{P} 和 \mathbf{Q} 为两个待比较的特征矩阵组, $\mathbf{P}_g, \mathbf{P}_l$ 和 $\mathbf{Q}_g, \mathbf{Q}_l$ 分别代表来自 \mathbf{P} 和 \mathbf{Q} 中由 DMSC 编码产生的全局方向特征矩阵和局部方向特征矩阵, \otimes 表示布尔异或运算, 则标准化汉明距离可表示为

来自 100 个不同用户的共 7 200 张手掌多光谱图片, 分为 460、630、700、850、940 nm 和白色光共六类采集光源. PolyU 多光谱数据库包含用近红外光源组采集的 250 个用户的手掌静脉图像, 分两个时间段共采集 6 000 张.

根据手掌静脉可吸收近红外线光线的特点, 选择 CASIC 库中 940 nm 的图像和 PolyU 作为实验数据库组成. 由于每个人左手和右手的手掌静脉纹理图案完全独立, 实验将同一个用户的左手和右手图像认为是来自不同的用户, 从而增加实验数据库中的用户数量. PolyU 库中两个阶段采集的数据来自

相同的用户,因此仅采用其中第一阶段采集的数据作为实验数据源. 因此,实验数据库包含共 700 个用户的 4 200 张手掌静脉图像,每个用户含 6 张图像,所有图像经过双线性插值的方法将提取到的 ROI 区统一为 512 × 512 像素的灰度图像.

实验中,每张图像均和实验数据库中的其他图像进行比较. 实验数据库中包含的用户数量为 $N = 700$,每个用户包含样本数量 $C = 6$,因此类内比对的数量为 $N \times C! / 2 \times (C - 2)! = 105\,000$ 个,类间比对的数量为 $C^2 \times N \times (N - 1) / 2 = 8\,807\,400$ 个.

3.2 参数选择

通过调整 DMSC 方法中的参数,测试对最终识别效果的影响,从而确定最优的参数组合. 在 DMSC 方法中,有 2 个重要的参数会对最终的手掌静脉特征识别效果产生较大的影响:Gabor 滤波前 ROI 子区域划分大小和稀疏编码字典 D 中尺度和方向组合的数量.

表 1 ROI 子区域划分策略对识别系统等错误率的影响			
策略/像素	EER/%	策略/像素	EER/%
8 × 8	1.60	32 × 32	64 × 64
16 × 16	0.92	0.10	0.39

表 1 显示了 ROI 子区域划分策略对识别系统等错误率的影响. 通过分别比较对子区域进行 8 × 8、16 × 16、32 × 32 和 64 × 64 像素子区域划分和测试可见,当划分策略为 32 × 32 像素时,系统等错误率(EER, equal error rate)达到最低的 0.10%,为各项实验中最优结果. 手掌静脉实验样本 ROI 图像尺寸为 512 × 512 像素,过大的子区域划分会丢失导致静脉纹理的空间信息,过小的子区域划分会产生过于碎片化的 Gabor 响应,造成后续的稀疏编码中无法准确选取滤波系数.

表 2 显示了稀疏编码中字典 D 元素数量与识别性能的关系. 表中所列的为使用不同方向和不同尺度 Gabor 滤波器作为稀疏编码的基. 当 Gabor 滤波器方向参数数量为 12 个,分别为 0°、15°、30°、45°、60°、75°、90°、105°、120°、135°、150°、165°,尺度参数取数量为 9 个,分别为 $1, \sqrt{2}, 3\sqrt{2}, 5\sqrt{2}, 7\sqrt{2}, 11\sqrt{2}, 13\sqrt{2}, 17\sqrt{2}, 19\sqrt{2}$,即字典元素数量最多时,识别系统的性能最优. 这是由于随着字典元素的增多使 Gabor 响应接近完备,从而有效对图像各分块进行稀疏编码. 但过多的编码字典会导致编码对静

脉图像的轻微变化过于敏感,反而造成鲁棒性降低.

表 2 稀疏编码中字典 D 元素数量与识别性能的关系			
方向/个	尺度/个	D 中元素数量/个	EER/%
4	6	24	5.68
4	9	36	4.97
6	6	36	3.67
6	9	54	3.43
9	6	54	2.30
9	9	81	1.98
12	6	72	0.35
12	9	108	0.10
15	9	135	1.67
15	12	180	2.01

3.3 特征匹配

通过计算类内和类间图像特征距离,验证标准化后的汉明距离对 DMSC 编码生成的 G_{map} 和 L_{map} 特征矩阵的匹配判别能力. 其中,类内匹配计算同一用户的不同注册图像之间的距离,理想情况下特征距离应全部小于门限. 类间匹配计算同一用户下所有注册图像与其他用户的所有图像的特征距离,理想情况下特征距离应全部大于门限.

图 6 显示了对实验数据库中手掌静脉特征样本进行类内与类间匹配的距离直方图. 图中实线表示类内匹配分布,即相同用户的多张注册样本之间的距离分布,虚线表示类间匹配分布,即不同用户之间的样本距离分布. 类内分布明显比类间分布距离值小,说明同一用户的不同样本之间特征距离明显小于不同用户的样本距离. 两条曲线的相交位置,即汉明距离约为 0.4,可作为判别类内与类间特征的门限.

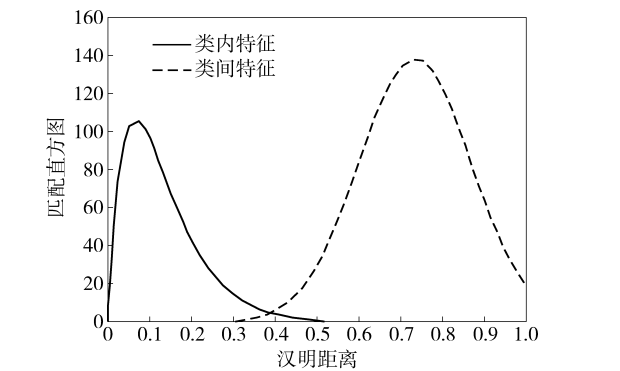


图 6 汉明距离匹配直方图

实验通过设置不同的水平方向和垂直方向的最

大可容忍像素偏差,测试对标准化汉明距离测量方法的鲁棒性.

图 7 显示了不同的最大容忍像素偏差值的感受性曲线(ROC, receiver operating characteristic),该曲线反应识别系统的错误接受率(FAR, false acceptance rate)和正确接受率(GAR, genuine acceptance rate).可见当容忍偏差在 8 个像素时,系统的性能最优.这是因为过小的容忍像素偏差值无法纠正同一用户不同注册静脉图像之间的轻微位置偏离,而过大的值会导致不同用户间的静脉纹理位置特征发生混淆,从而降低系统识别率.

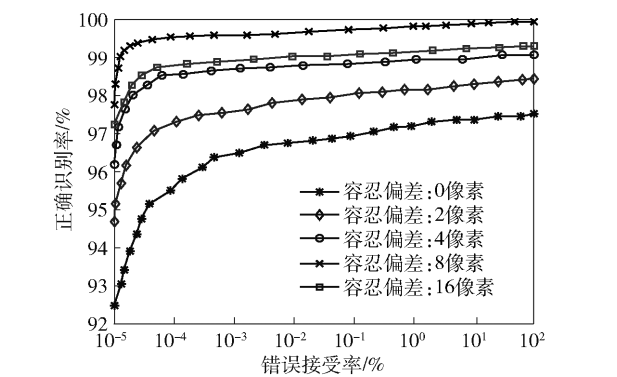


图 7 最大容忍像素偏差值 ROC 曲线

3.4 算法比较与分析

利用实验数据库,将 DMSC 方法与近年来主流的手掌静脉识别方法 Local Invariant Feature^[16]、Mutual Foreground LBP^[17]、Multi-sampling Feature Fusion^[18]和 2D Gabor Filter^[8]进行比较,以 ROC 形式显示测试结果,如图 8 所示.通过平衡 FAR 和 GAR 获得系统 EER,如表 3 所示.

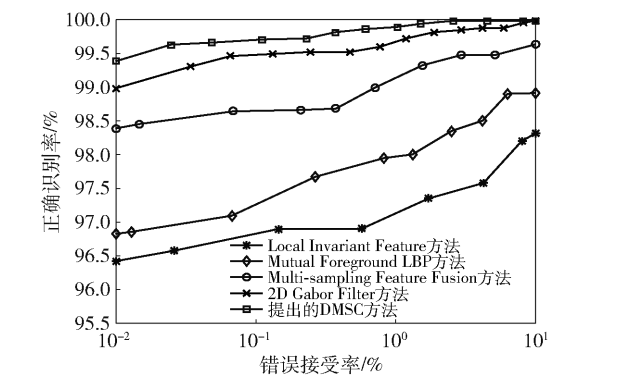


图 8 现有手掌静脉识别方法 ROC 曲线比较

实验计算机硬件环境为 Intel i5-4690 CPU、8 GB 内存,软件环境为 Windows 64 位操作系统、Matlab 8.6 仿真平台,通过对上述算法迭代 1 000 次取平均

运行时间,计算各算法的运算效率,如表 4 所示.在相同的实验环境下,通过记录 DMSC 方法中各主要算法的运行时间,测试各种算法对特征提取效率的影响,如表 5 所示.

表 3 手掌静脉识别方法识别效果比较

算法	FAR/%	EER/%
Local Invariant Feature	97.39	0.99
Mutual Foreground LBP	96.28	0.26
Multi-sampling Feature Fusion	98.47	0.16
2D Gabor Filter	99.27	0.51
DMSC	99.48	0.10

表 4 手掌静脉识别方法特征提取与识别速度比较

算法	提取/s	比对/s	总耗时/s
Local Invariant Feature	1.36	0.7	2.06
Mutual Foreground LBP	2.42	0.91	3.33
Multi-sampling Feature Fusion	4.55	1.41	5.96
2D Gabor Filter	3.59	2.43	6.02
DMSC	1.10	0.22	1.32

表 5 DMSC 方法中各主要算法的时间消耗

算法步骤	耗时/s
Gaussian-Radon	0.39
Gabor 滤波	0.15
稀疏编码	0.24
外形编码	0.32
总耗时	1.10

上述算法中,Local Invariant Feature 先利用 DOG 和直方图均衡化方法解决处理图片中光照不均匀的问题,然后使用 RootSIFT 算法提取静脉特征,该方法尽管运算效率高,但要求手掌静脉图像具有非常高的质量,因此实际测试中识别率不理想;Mutual Foreground LBP 先利用基于梯度的最大主曲率算法提取特征,再用 MF_LBP 算法测量特征之间的距离,该方法虽然可以有效提取局部纹理特征,但无法获取宏观纹理走向信息;Multi-sampling Feature Fusion 用多张手掌静脉图片进行特征级信息融合,用双向匹配方法进行特征验证,该方法的识别准确性依赖于融合的图片数量,因此当用户模板数量较少时识别率不理想;2D Gabor Filter 提取 Gabor 滤波的实部和虚部响应后统一编码,但该编码鲁棒性低,当图像轻微改变时 Gabor 虚部响应变化较大,从而

对编码结果产生影响。通过比较可知,DMSC方法综合考虑了手掌静脉纹理的全局特征和局部特征,使用Gabor响应作为稀疏编码字典并对原始数据进行分块处理,无论从识别准确率上还是运行效率上都是最优的。

4 结束语

为提高手掌静脉特征提取与识别的识别准确率和运算效率,提出基于特定方向多尺度稀疏编码方法。方法从手掌静脉图像ROI区域中提取全局方向和局部方向特征,利用稀疏编码对Gabor滤波器产生的多尺度滤波相应进行编码,在合并同方向稀疏编码后利用外形编码产生最终的特征矩阵。实验结果表明,该方法的类间区分性较好,识别能力高于现有主流的手掌静脉识别方法。

参考文献:

- [1] Wright J, Yang A Y, Ganesh A, et al. Robust face recognition via sparse representation[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2009, 31(2): 210-27.
- [2] Yang M, Zhang L. Gabor feature based sparse representation for face recognition with gabor occlusion dictionary [C] // 2010 European Conference on Computer Vision (ECCV 2010). Kostas Daniilidis: Springer, 2010: 448-461.
- [3] Zhang L, Yang M, Feng X C. Sparse representation or collaborative representation: Which helps face recognition? [C] // 2011 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV 2011). Barcelona: IEEE Press, 2011: 471-478.
- [4] Wang J J, Yang J C, Yu K, et al. Locality-constrained linear coding for image classification[C] // 2010 Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR 2010). San Francisco: IEEE Press, 2010: 3360-3367.
- [5] Zhou Y J, Liu Y Q, Feng Q J, et al. Palm-vein classification based on principal orientation features[J]. PLoS One, 2014, 9(11): e112429-e112429.
- [6] Zhou Y B, Kumar A. Human identification using palm-vein images[J]. IEEE Transactions on Information Forensics and Security, 2011, 6(4): 1259-1274.
- [7] Jia W, Huang D S, Zhang D. Palmprint verification based on robust line orientation code[J]. Pattern Recognition, 2008, 41(5): 1504-1513.
- [8] Lee J C, Lee C H, Hsu C B, et al. Dorsal hand vein recognition based on 2D Gabor filters[J]. The Imaging Science Journal, 2014, 62(3): 127-138.
- [9] Candes E, Romberg J, Tao T. Stable signal recovery from incomplete and inaccurate measurements[J]. Communications on Pure and Applied Mathematics, 2006, 59(8): 1207-1223.
- [10] Koh K, Kim S J, Boyd S. An interior-point method for large-scale L1-regularized logistic regression[J]. Journal of Machine Learning Research, 2007, 2007(8): 1519-1555.
- [11] Gorodnitsky I F, Rao B D. Sparse signal reconstruction from limited data using focuss: a re-weighted minimum norm algorithm[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1997, 45(3): 600-616.
- [12] Zuo W M, Lin Z C, Guo Z H, et al. The multiscale competitive code via sparse representation for palmprint verification[C] // 2010 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR 2010). San Francisco: IEEE Press, 2010: 2265-2272.
- [13] Beck A, Teboulle M. A fast iterative shrinkage-thresholding algorithm for linear inverse problems[J]. SIAM Journal on Imaging Sciences, 2009, 2(1): 183-202.
- [14] Cunha A L, Zhou J P, Do M N. The nonsubsampled contourlet transform: theory, design, and applications [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2006, 15(10): 3089-3101.
- [15] Han W Y, Lee J C. Palm vein recognition using adaptive Gabor filter[J]. Expert Systems with Applications, 2012, 39(18): 13225-13234.
- [16] Kang W X, Liu Y, Wu Q X, et al. Contact-free palm-vein recognition based on local invariant features[J]. Plos One, 2014, 9(5): 1239-1245.
- [17] Kang W X, Wu Q X. Contactless palm vein recognition using a mutual foreground-based local binary pattern [J]. IEEE Transactions on Information Forensics and Security, 2014, 9(11): 1974-1985.
- [18] Yan X K, Kang W X, Deng F Q, et al. Palm vein recognition based on multi-sampling and feature-level fusion [J]. Neurocomputing, 2015, 151(151): 798-807.