

基于 Contourlet 子带能量特征多 HMM 融合的静脉识别

贾旭* 薛定宇 崔建江 刘晶
(东北大学信息科学与工程学院 沈阳 110819)

摘要: 为了准确识别人的身份, 该文提出了一种以轮廓波(Contourlet)变换后不同尺度下的子带能量为特征, 建立并融合多个隐马尔科夫模型(HMM)的手背静脉识别算法。该算法首先采用了光强可调的近红外阵列光源, 通过逐步增加光强来获得手背静脉图像序列; 而后, 将每一静脉图像进行 Contourlet 变换, 并计算不同尺度下每一子带的能量, 以 3 个尺度下子带能量作为特征观测值建立 3 个 HMM; 最后, 融合 3 个 HMM 计算得到的观测值发生概率, 将融合结果与阈值作比较, 从而完成静脉识别过程。实验结果表明, 提出的算法可以使真实匹配与虚假匹配的区分度最大化, 与基于特征点或静脉信息融合的识别算法相比, 正确识别率得到了提高。

关键词: 特征提取; 静脉识别; 轮廓波变换; 隐马尔科夫模型(HMM)

中图分类号: TP391.4

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2011)08-1877-06

DOI: 10.3724/SP.J.1146.2010.01253

Vein Recognition Based on Fusing Multi HMMs with Contourlet Subband Energy Observations

Jia Xu Xue Ding-yu Cui Jian-jiang Liu Jing

(School of Information Science & Engineering, Northeastern University, Shenyang 110819, China)

Abstract: In order to recognize one's identity accurately, a dorsal hand vein recognition algorithm based on establishing and fusing multi Hidden Markov Models (HMMs) is proposed in the paper, where multi-scale subband energies are used as the features of HMMs after the vein images are processed by Contourlet transform. In the proposed algorithm near infrared light source array whose light intensity can be adjustable is applied, and the dorsal hand vein image sequence is acquired through increasing the light intensity gradually. Then every vein image is processed by Contourlet transform, subband energies under three scales are computed and used as the features of three HMMs. Finally, the probabilities of three HMMs generating observable symbol sequences are calculated and fused, and the result of fusion is compared to threshold, then the vein recognition process is completed. Experiments show that the proposed algorithm can make the discrimination between true and false matching maximum, and comparing with the recognition algorithms based on feature points or vein information fusion, the correct recognition rate is improved.

Key words: Feature extraction; Vein recognition; Contourlet transform; Hidden Markov Model (HMM)

1 引言

传统上人们使用的个人身份鉴别手段主要通过钥匙、磁卡、密码等识别的方式, 但由于它们有可能会被丢失、忘记、伪造、破译等弱点, 使其难以保证识别的方便性和可靠性^[1]。因此, 急需一种不易被他人替代和仿制并且方便、有效、安全的身份识别技术来保障人们的生活和社会的安全, 其中, 静脉识别以其特有的优势已经得到了越来越多的关注。

已有的手背静脉识别算法可以分为两类: 第 1

类是将局部特征点作为特征进行匹配。文献[2]将交叉点作为特征点来进行匹配; 除了交叉点, 脉络曲线端点也可以被当作特征点^[3], 文献[4]将特征点围成的三角形作为特征来进行匹配; 而文献[5]则利用 SIFT(Scale Invariant Feature Transform)角点作为特征点来进行匹配。第 2 类是将静脉图像变换处理或融合来进行全局匹配。文献[6]通过对图像进行拉普拉斯变换实现全局匹配; 而文献[7]使用了主成分分析, 达到降维匹配的目的; 文献[8]将图像的 7 个不变矩作为特征来进行考虑; 文献[9]则将这些不变矩进行了融合; 文献[10]依据二值化图像相同像素的重叠比例来确定图像是否匹配, 同样取得了一定的效果。

2010-11-15 收到, 2011-05-10 改回

国家自然科学基金(61005032)资助课题

*通信作者: 贾旭 gbjdjiayu@163.com

以上这些算法都是根据预处理后的静脉图像来进行分析的,因此受预处理算法的影响较大,由于选择增强算法或分割算法的不同,可能会导致同一静脉图像在预处理后产生差异,给识别带来困难。这里,本文对采集的手背静脉图像不进行预处理操作,而是直接对其进行分析研究,首先在不同光强条件下采集到图像序列,作为 HMM 的观测序列;随后对感兴趣区域进行 Contourlet 分解,以不同尺度子带能量为特征建立多个 HMM;最后,融合每个 HMM 的识别结果,从而完成静脉识别过程。实验结果表明,该算法使得正确匹配与错误匹配的分度最大化,并具有较高的正确识别率。

2 可调近红外光源设计

静脉图像是在特定波长范围(约 850 nm)内红外光下获取的,因发光二极管具有发出较为纯净的红外光、光强容易控制等优点而被选用作为该设备光源,这里设计一种 80 个 LED 组成的分布为 8×10 的阵列光源,由于要在采集平台正上方安装摄像头,故将两组二极管阵列布置在采集装置的两侧,以实现光强均匀,如图 1 所示。



图 1 阵列光源与摄像头安装示意图

由于该算法需要获得不同光强下的静脉图像序列,因此在采集图像时阵列光源每次增加 8 个 LED,从而达到既提高了光线强度,又实现了均匀叠加的效果。图 2 对阵列光源中的每行 LED 进行了编号,这里 LED 的打开顺序为: 5-6-4-7-3-8-2-9-1-10,图 3(a)-3(j)为光强逐渐增加时采集的静脉图像序列。

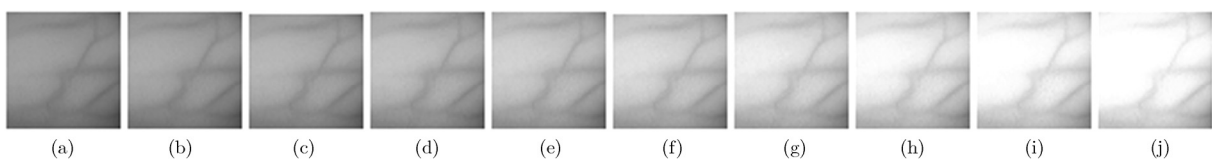


图 3 光强逐渐增加时采集的静脉序列图

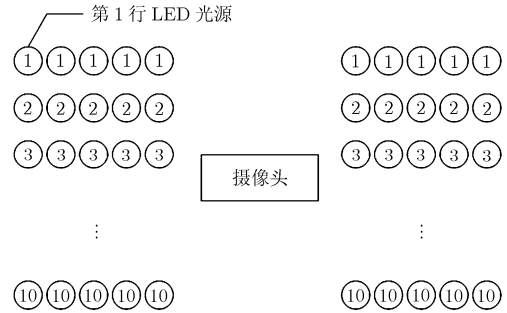


图 2 阵列光源中 LED 编号示意图

3 基于 Contourlet 变换的静脉特征提取

静脉曲线的方向性是区分不同静脉对象的重要特征,而对于未经预处理的静脉图像,其方向性将由静脉边缘的高频信息所体现,Contourlet 变换是利用拉普拉斯塔形分解(Laplace, LP)和方向滤波器组(Directional Filter Bank, DFB)实现的一种多分解的、多方向的图像表示方法^[11],LP 变换对图像进行多尺度分解获得奇异点,DFB 将分布在同方向上的奇异点合成为一个系数,因此,Contourlet 变换可以把图像在多尺度下分解为许多方向子带。

一幅静脉图像在 3 个不同尺度下被分解,在尺度 k 下被 Contourlet 分解的图像大小为 2^{N-k} ,由于选择的静脉图像感兴趣区域大小为 256×256 ,所以 $N = 9$;同时,图像在尺度 k 下被分解为 2^n 个子带, n 为方向滤波器的阶数。这样可以得到在尺度 2 下被分解图像大小为 128×128 ,并依据经验选择 4 阶滤波器,得到 16 个子带;在尺度 3 与尺度 4 下被分解的图像大小分别为 64×64 和 32×32 ,并选择 3 阶和 2 阶滤波器,从而分别得到 8 个子带和 4 个子带,如图 4,这里,将归一化后每一子带能量作为该子带的特征值,如式(3)。

$$\bar{H}_{k,\alpha} = \frac{1}{2^{9-k}} \sum_{C_{k,\alpha}} H_{k,\alpha}(x,y) \tag{1}$$

$$E_{k,\alpha} = \sum_{C_{k,\alpha}} [H_{k,\alpha}(x,y) - \bar{H}_{k,\alpha}]^2 \tag{2}$$

$$\hat{E}_{k,\alpha} = E_{k,\alpha} / \sum_{\alpha=1}^{2^n} E_{k,\alpha} \tag{3}$$

其中 $C_{k,\alpha}$ 为尺度 k 下 α 方向的子带, $H_{k,\alpha}(x,y)$ 为尺度 k 下 α 方向子带中 (x,y) 位置的 Contourlet 分

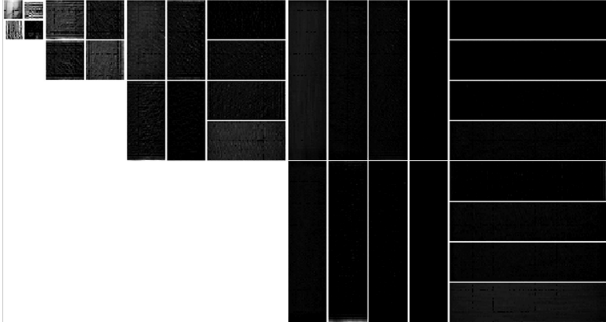


图4 静脉图像在3个尺度下的子带分解示意图

解系数, $k = 2, 3, 4$, $\alpha = 1, 2, \dots, 2^{6-k}$, $\bar{H}_{k,\alpha}$ 为该子带的分解系数均值, $E_{k,\alpha}$ 为该子带的实际能量值, $\hat{E}_{k,\alpha}$ 为归一化后该子带的能量值。静脉图像经 Contourlet 分解并计算每一子带能量值后, 便得到不同尺度下 3 个不同维数的特征向量如式(4)、式(5)和式(6)。

$$\phi = [\hat{E}_{2,1} \ \hat{E}_{2,2} \ \dots \ \hat{E}_{2,16}]^T \quad (4)$$

$$\varphi = [\hat{E}_{3,1} \ \hat{E}_{3,2} \ \dots \ \hat{E}_{3,8}]^T \quad (5)$$

$$\psi = [\hat{E}_{4,1} \ \hat{E}_{4,2} \ \hat{E}_{4,3} \ \hat{E}_{4,4}]^T \quad (6)$$

4 基于 Contourlet 子带能量特征的多 HMM 建立与融合

本文提出的算法将图像库中的每个人的静脉表示为一个 HMM, 同一个人在不同时间采集的静脉图像序列作为训练样本, 静脉图像在 3 个不同尺度下经 Contourlet 分解后得到的特征向量被用来当作观测值, 如式(4), 式(5), 式(6)。HMM 的训练与识别可分为以下几个步骤^[2]:

(1)初始化模型。由于采集静脉图像时光源强度逐渐变化, 每一静脉对象每次采集共获得 10 幅图像, 因此 HMM 观察值序列长度参数 T 为 10; 另外, 根据静脉库中包含的静脉对象数目(人数)设置 HMM 的状态数目 N , 每个状态对应的观测值数目 M ; 此外, 随机产生初始概率向量 π_N , 状态转移概率矩阵 $\mathbf{A}_{N \times N}$, 观测值发生概率矩阵 $\mathbf{B}_{N \times M}$ 。

(2)优化 HMM 参数。静脉图像序列进行特征提取后, 得到 3 个特征向量: ϕ , φ 和 ψ , 分别将这 3 个特征向量作为 HMM 的观测值, 初始化该静脉对象的 HMM 为 λ_1 , λ_2 和 λ_3 ; 根据静脉库中该静脉对象的所有训练样本, 利用 Baum-Welch 算法对该静脉对象的 3 个 HMM 进行重新估计, 直至模型参数收敛到某一值, 即得到该静脉对象优化后的模型 $\bar{\lambda}_1$, $\bar{\lambda}_2$ 和 $\bar{\lambda}_3$ 。

(3)计算观测值序列发生概率。对采集的未知静脉图像序列进行特征提取, 依据设置的观测值数目

值 M , 将每个尺度下的特征向量聚成 M 类, 即 M 个可能得到的观测值, 从而获得观测值序列 \mathbf{O}_1 , \mathbf{O}_2 , \mathbf{O}_3 ; 计算所有 HMM 产生观测值序列的概率 $P(\mathbf{O}_1 | \bar{\lambda}_{1,n})$, $P(\mathbf{O}_2 | \bar{\lambda}_{2,n})$ 和 $P(\mathbf{O}_3 | \bar{\lambda}_{3,n})$, $n \in [1, N]$, 这里, N 为静脉库中静脉对象数目, $\bar{\lambda}_{1,n}$ 为以尺度 2 下特征向量为观测值序列的第 n 个静脉对象的 HMM, $\bar{\lambda}_{2,n}$ 为以尺度 3 下特征向量为观测值序列的第 n 个静脉对象的 HMM, $\bar{\lambda}_{3,n}$ 为以尺度 4 下特征向量为观测值序列的第 n 个静脉对象的 HMM。

(4)多个 HMM 融合与识别。理想状态下, 在所有静脉 HMM 中, 真实匹配静脉的 HMM 产生未知静脉观测值序列 \mathbf{O}_1 , \mathbf{O}_2 , \mathbf{O}_3 的概率是最大的, 如式(7)。

$$\bar{\lambda}_{i,\text{true}} = \arg \max_{\bar{\lambda}_{i,n}} P(\mathbf{O}_i | \bar{\lambda}_{i,n}), \quad n \in [1, N] \quad (7)$$

式中 $\bar{\lambda}_{i,\text{true}}$ 为以尺度 $i+1$ 下特征为观测值的真实匹配 HMM, N 为库中静脉对象个数。

但在实际应用中, $P(\mathbf{O}_1 | \bar{\lambda}_{1,\text{true}})$, $P(\mathbf{O}_2 | \bar{\lambda}_{2,\text{true}})$, $P(\mathbf{O}_3 | \bar{\lambda}_{3,\text{true}})$ 并不一定都是最大值, 即以单一尺度下 Contourlet 分解子带能量值为特征的 HMM 很难将静脉库中所有的对象完全区分开来, 这里对 3 个 HMM 产生的结果进行融合, 即对 3 个概率值进行加权相加, 如式(8)。

$$P_f = x_1 \cdot P(\mathbf{O}_1 | \bar{\lambda}_{1,n}) + x_2 \cdot P(\mathbf{O}_2 | \bar{\lambda}_{2,n}) + x_3 \cdot P(\mathbf{O}_3 | \bar{\lambda}_{3,n}) \quad (8)$$

式中 x_1, x_2, x_3 表示权值, 且 $0 \leq x_1, x_2, x_3 \leq 1$, $x_1 + x_2 + x_3 = 1$; P_f 为 $P(\mathbf{O}_1 | \bar{\lambda}_{1,n})$, $P(\mathbf{O}_2 | \bar{\lambda}_{2,n})$, $P(\mathbf{O}_3 | \bar{\lambda}_{3,n})$ 的加权和, 表示未知静脉与静脉库中第 n 个静脉对象的相似程度。

为增大真实匹配与虚假匹配的区分度, 需要优化权值 x_1, x_2, x_3 , 使得真实匹配静脉模型的 P_f 值尽可能大于虚假匹配模型的 P_f 值, 即融合后能够使区分度函数值 S 最大化。

$$S = \frac{1}{N \times (N-1)} \sum_{i=1}^N \sum_{k=1, k \neq i}^N [P_f(i, i) - P_f(i, j)] \quad (9)$$

式中 $P_f(m, n)$ 为第 n 个对象的 HMM 产生第 m 个对象测试样本观测值序列的概率融合结果, N 为样本库中对象的个数。待权值 x_1, x_2, x_3 被确定后, 计算未知静脉的观测值序列由静脉库中所有 HMM 产生的 P_f 值, P_f 值最大且大于某一阈值对应的静脉便可认为是识别结果, 阈值确定方法如式(10)。这里, 当静脉对象或数目发生变化时, 权值将重新优化。

$$C = \frac{1}{2} \left[\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N P_f(i, i) + \frac{1}{N \times (N-1)} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1, j \neq i}^N P_f(i, j) \right] \quad (10)$$

式中 N 为样本库中静脉对象的个数, $P_f(m, n)$ 为第 n 个静脉对象的 HMM 产生第 m 个静脉对象测试样本观测值序列的概率融合结果。

5 实验结果及分析

5.1 基于多 HMM 融合算法的实验结果与分析

本实验对 160 个人的手背静脉在 6 个不同的时间分别进行 6 次采集, 形成第 1 个静脉数据库^[3], 其中每人选取 5 个图像序列作为训练样本, 余下 1 个静脉图像序列作为测试样本。

对于 160 个静脉对象, 依据经验, 设置 HMM 的状态数目 $N = 13$, 每个状态对应的观测值数目 $M = 20$, 即对所有静脉图像的特征向量 ϕ, φ 和 ψ 利用 K 平均聚类法聚成 20 类。选取静脉库中每一静脉的 5 个样本图像序列作为训练样本, 建立所有静脉对象的 HMM, 并将余下的静脉图像序列作为测试样本, 计算所有静脉对象 HMM 产生每一测试样本观测值序列的概率 $P(O_i | \bar{\lambda}_j)$, 这里 $i = 1, 2, \dots, 160, j = 1, 2, \dots, 160$ 。为减小采集或提取感兴趣区域时产生的误差对训练的干扰, 本实验对每人的 6 个图像序列进行 6 倍交叉验证, 并将交叉验证过程中 6 次计算得到的概率进行归一化处理, 如式

(11)。

$$P'(i, j) = \frac{1}{6} \sum_{k=1}^6 P_k(O_i | \bar{\lambda}_j) \quad (11)$$

式中 k 表示 6 个不同时间段采集静脉图像序列的顺序。

分别以静脉图像 Contourlet 分解后不同尺度子带能量为特征, 计算所有静脉的 HMM 产生每一测试样本观测值序列的 P' 值, 这里 $i = 1, 2, \dots, 160, j = 1, 2, \dots, 160$, 当 $i = j$ 时, P' 值表示真实匹配概率, 共 160 个值; 当 $i \neq j$ 时, P' 值表示虚假匹配概率, 共 25440 个值。以 Contourlet 分解后尺度 2 子带能量为特征的 P' 分布如图 5; 尺度 3 子带能量为特征的 P' 分布如图 6; 尺度 4 子带能量为特征的 P' 分布如图 7。

由图 5, 图 6 和图 7 可以看出, 静脉图像经 Contourlet 分解后, 以尺度 2 与尺度 4 子带能量为特征建立的 HMM, 真实匹配产生的 P' 值并未完全都大于虚假匹配产生的 P' 值, 因此, 对于该静脉数据库, 单独以尺度 2 与尺度 4 子带能量为特征所建立的 HMM 会使测试时产生错误识别, 所以需要 对 3 个 P' 值的概率分布进行融合处理。

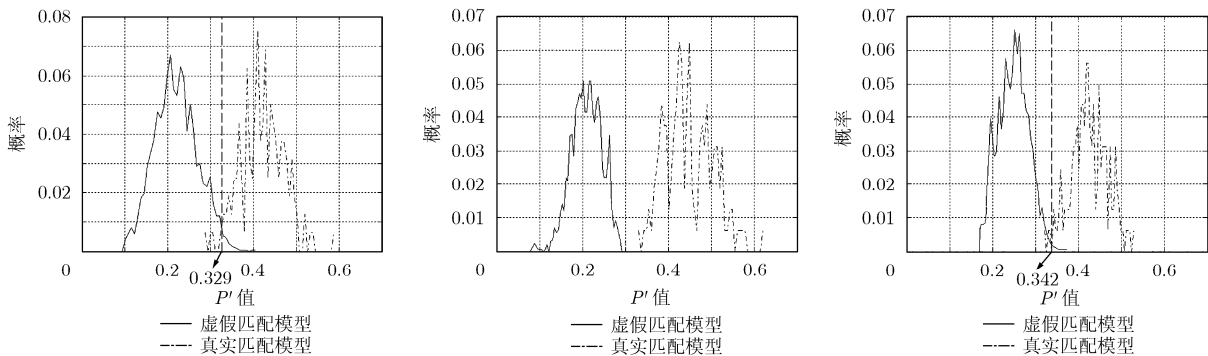


图 5 尺度 2 子带能量特征的 P' 值分布图 图 6 尺度 3 子带能量特征的 P' 值分布图 图 7 尺度 4 子带能量特征的 P' 值分布图

对 x_1, x_2, x_3 保留两位有效数字, 计算所有 x_1, x_2, x_3 可能的组合所产生的 P_f 值分布。当 $x_1 = 0.25, x_2 = 0.51, x_3 = 0.24$ 时, 可实现式(9)中 S 值的最大化, 此时, 将基于不同尺度下特征获得的 P' 值分布融合后, 得到 P_f 分布如图 8。

由图 8 可以看出, 真实匹配产生的 P_f 值全部大于虚假匹配产生的 P_f 值, 即对于 P_f 可以设置一个阈值来区分是否为真实匹配, 阈值设置如式(10), 在本实验中阈值 C 经过计算后为 0.358, 当未知静脉与库中静脉计算得到的 P_f 值大于 C 时, 则匹配成功, 否则匹配失败。

为验证该算法的有效性, 重新采集 160 个静脉

对象的图像组成第 2 个静脉数据库, 将 Contourlet

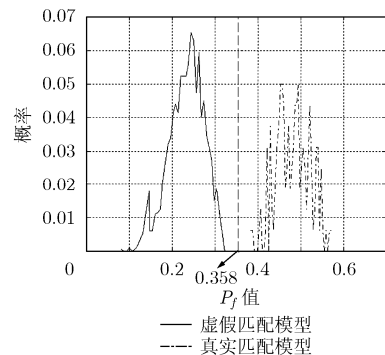


图 8 不同尺度子带能量特征融合后 P_f 分布示意图

分解后单独尺度子带能量作为特征值的 HMM 识别方法与本文提出的多 HMM 融合后的识别方法进行了比较, 如表 1 所示。

表 1 基于不同特征的静脉识别结果比较

HMM 观测值选取	正确识别率(%)	区分度 S 值
尺度 2 子带能量	94.4	0.201
尺度 3 子带能量	97.5	0.213
尺度 4 子带能量	91.9	0.196
多尺度子带能量融合	98.8	0.257

可以看出, 针对第 2 个静脉库中的静脉对象, 特征融合后静脉识别的正确识别率可提高到 98.8%, 而且增大了真实匹配 P_f 值分布于虚假匹配 P_f 值分布的区分度。

此外, 对静脉库中以外的 20 个人的静脉进行采集, 并与第 1 个静脉数据库中的静脉进行匹配, 计算得到的最大 P_f 值如表 2。

表 2 未知静脉匹配时最大 P_f 值分布

未知静脉序号	最大 P_f	未知静脉序号	最大 P_f	未知静脉序号	最大 P_f	未知静脉序号	最大 P_f
1	0.281	6	0.300	11	0.202	16	0.249
2	0.245	7	0.221	12	0.174	17	0.282
3	0.224	8	0.152	13	0.218	18	0.257
4	0.217	9	0.284	14	0.301	19	0.262
5	0.244	10	0.241	15	0.209	20	0.266

静脉库未存储的静脉在与静脉库中的静脉进行匹配时, 所有的最大 P_f 值均未超过阈值 0.358, 即错误接受率为 0。以上实验数据表明, 该算法具有较高的正确识别率, 并且可以针对不同的静脉数据库自适应的调节融合权重参数, 以达到最优的识别效果。

表 4 产生错误识别的原因分析

采用的算法	错误识别原因分析	算法受不同因素的影响程度
文献[4]算法	由于人手背不同区域的脂肪厚度存在差异, 使得预处理后手背脂肪较厚的区域出现了静脉信息的缺失, 而后二值静脉信息经过细化处理后, 产生了错误的特征点, 特征点间的拓扑结构发生了改变, 造成错误匹配。	外界光强: 无影响(由于装置密封, 下同) 手背摆放位姿: 小 预处理算法: 大 静脉血管粗细: 小
文献[10]算法	不同人的肥胖程度不同, 使得静脉图像增强后, 二值化处理时选择相同的阈值会使得二值静脉曲线宽度也不同, 因此, 会造成同一对象的不同图像, 二值静脉信息融合程度降低, 产生错误匹配。	外界光强: 无影响 手背摆放位姿: 中 预处理算法: 大 静脉血管粗细: 大
本文算法	在进行图像采集时, 手的摆放角度发生较大变化时, 会影响静脉图像的 Contourlet 子带能量特征, 进而出现错误匹配。因此, 采集时手摆放位姿的不合作性对于识别算法的影响仍需要进一步研究。	外界光强: 无影响 手背摆放位姿: 中 预处理算法: 无影响 静脉血管粗细: 小

5.2 不同识别算法的实验结果比较与分析

对于建立的第 2 个静脉数据库, 分别采用了基于特征点间拓扑结构^[4]、基于二值化后静脉信息融合^[10]与本文的基于 Contourlet 子带能量特征多 HMM 融合的 3 种算法, 其识别结果如表 3。

表 3 不同识别算法的实验结果

采用的算法	正确匹配数	正确识别率 (%)	识别时间(s)
文献[4]算法	152	95.0	2.625
文献[10]算法	146	91.3	0.923
本文算法	158	98.8	1.451

由表 3 可知, 针对本实验建立的静脉样本库, 本文提出的算法识别率明显高于文献[4]与文献[10]中算法的识别率, 这里, 对算法产生的错误识别的原因进行了分析, 如表 4。

此外, 本文提出的算法识别时间虽然略高于文献[10]中的算法, 但 1.451 s 仍可以满足识别的实时性要求。

6 结论

为避免静脉识别过程中预处理方法对识别效果的影响, 本文采用了一种通过调节光强获取近红外静脉图像序列的采集方法, 即直接对采集到的静脉图像序列进行分析; 同时, 利用不同静脉图像中脉络曲线间的方向性差异, 将 Contourlet 分解后不同尺度下子带能量作为该静脉图像的特征向量, 并以此为观测值, 提出了一种基于多 HMM 融合的静脉识别算法。实验表明, 该算法针对给定的静脉数据库, 具有自适应调整 HMM 的融合参数, 以达到真实匹配与虚假匹配之间区分度的最大化, 具有较高的正确识别率; 另外, 该算法的识别速度较快, 具有较好的实用价值。与此同时, 该识别算法对于

多种不合作因素(如:手背摆放位姿,人运动状态,体温等)的鲁棒性还需进一步研究。

参考文献

- [1] 黄庆南. 静脉识别在门禁系统中的应用[J]. 微计算机信息, 2007, 23(1): 289-291.
Huang Q N. The application of the hand vein identification under the access control system[J]. *Microcomputer Information*, 2007, 23(1): 289-291.
- [2] Wang L, Leedham G, and Cho S Y. Infrared imaging of hand vein patterns for biometric purposes[J]. *IET Computer Vision*, 2007, 1(3/4): 113-122.
- [3] Lee E C and Park K R. Restoration method of skin scattering blurred vein image for finger vein recognition[J]. *Electronics Letters*, 2009, 45(21): 1074-1076.
- [4] Kumar A and Prathyusha K V. Personal authentication using hand vein triangulation and knuckle shape[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2009, 9(18): 2127-2136.
- [5] Ladoux P O, Rosenberger C, and Dorizzi B. Palm vein verification system based on SIFT matching[C]. Proceeding third International Conference on Advances in Biometric, Italy, 2009: 1290-1298.
- [6] Wang J G, Yau W Y, Andy S, *et al.* Person recognition by fusing palmprint and palm vein images based on "Laplacianpalm" representation[J]. *Pattern Recognition*, 2008, 41(5): 1514-1527.
- [7] Khan M H, Subramanian R K, and Khan N A M. Low dimensional representation of dorsal hand vein features using principle component analysis[C]. Proceedings of World Academy of Science, Engineering and Technology, Dubai, United Arabs Emirates, Jan. 28-30, 2009, Vol. 37: 1091-1097.
- [8] Wang K J, Zhang Y, Yuan Z, *et al.* Hand vein recognition based on multi supplemental features of multi-classifier fusion decision[C]. International Conference on Mechatronics and Automation, Luoyang, 2006: 1790-1795.
- [9] Qian X H, Guo S X, Li X Y, *et al.* Finger-vein recognition based on the score level moment invariants fusion[C]. Proceedings of the 2009 International Conference on Computational Intelligence and Software Engineering, Changchun, 2009: 1-4.
- [10] Zhang Y B, Li Q, and You J, *et al.* Palm vein extraction and matching for personal authentication[C]. 9th International Conference on Visual Information Systems, Shanghai, 2007: 154-164.
- [11] Cheng Y, Hou Y K, Zhao C X, *et al.* Robust face recognition based on illumination invariant in nonsubsampling contourlet transform domain[J]. *Neurocomputing*, 2010, 73(10-12): 2217-2224.
- [12] Kim M S, Kim D, Lee S Y. Face recognition using the embedded HMM with second-order block-specific observations[J]. *Pattern Recognition*, 2003, 36(11): 2723-2735.
- [13] 崔建江, 贾旭, 刘晶, 等. 基于计盒维数和多小波的静脉图像特征提取[J]. 东北大学学报(自然科学版), 2010, 31(10): 1397-1400.
Cui J J, Jia X, Liu J, *et al.* Vein image feature extraction based on box counting dimension and multiple wavelets[J]. *Journal of Northeastern University (Natural Science)*, 2010, 31(10): 1397-1400.
- 贾旭: 男, 1983年生, 博士生, 研究方向为图像处理、模式识别。
薛定宇: 男, 1963年生, 教授, 研究方向为系统仿真、图像处理、控制系统辅助设计。
崔建江: 男, 1964年生, 副教授, 研究方向为过程控制、图像处理、计算机仿真。