

# 基于有监督双正则 NMF 的静脉识别算法

贾 旭<sup>1</sup> 孙福明<sup>1</sup> 李豪杰<sup>2</sup> 曹玉东<sup>1</sup>

(辽宁工业大学电子与信息工程学院 辽宁 锦州 121001)<sup>1</sup> (大连理工大学软件学院 辽宁 大连 116024)<sup>2</sup>

**摘 要** 为使提取的静脉图像特征具有较好的聚类特性以更利于正确识别,提出了一种基于有监督非负矩阵分解的识别算法。首先,对静脉图像进行分块处理,通过融合所有的子图像特征形成静脉的原始特征;其次,采用特征的稀疏性与聚类属性双正则项,对原始的非负矩阵分解模型进行改进;然后,基于梯度下降法对改进的非负矩阵分解模型进行求解,实现对原始特征的降维与优化;最后,利用最近邻算法对新的特征进行匹配,从而获得识别结果。实验结果表明,对于 3 种静脉样本数据库,所提识别算法的错误接受率与错误拒绝率分别可以达到 0.02 与 0.03;此外,其 2.89 s 的识别时间可以满足实时性要求。

**关键词** 静脉识别,生物特征,非负矩阵分解,特征降维,稀疏表示

中图分类号 TP391.4 文献标识码 A DOI 10.11896/j.issn.1002-137X.2018.08.051

## Vein Recognition Algorithm Based on Supervised NMF with Two Regularization Terms

JIA Xu<sup>1</sup> SUN Fu-ming<sup>1</sup> LI Hao-jie<sup>2</sup> CAO Yu-dong<sup>1</sup>

(School of Electronics & Information Engineering, Liaoning University of Technology, Jinzhou, Liaoning 121001, China)<sup>1</sup>

(School of Software, Dalian University of Technology, Dalian, Liaoning 116024, China)<sup>2</sup>

**Abstract** In order to make the extracted vein feature have good clustering performance and thus be more conducive to correct identification, this paper proposed a recognition algorithm based on supervised Nonnegative Matrix Factorization (NMF). Firstly, vein image is divided into blocks, and the original vein feature can be acquired by fusing all sub image features. Secondly, the sparsity and clustering property of feature vectors are regarded as two regularization terms, and the original NMF model is improved. Then, gradient descent method is used to solve the improved NMF model, and feature optimization and dimension reduction can be achieved. Finally, by using nearest neighbor algorithm to match new vein features, the recognition results can be acquired. Experiment results show that the obtained false accept rate (FAR) and false reject rate (FRR) of the proposed recognition algorithm can be reached 0.02 and 0.03 respectively for three vein databases, in addition, the recognition time of 2.89 seconds can meet real-time requirement.

**Keywords** Vein recognition, Biological feature, Nonnegative Matrix Factorization, Feature dimension reduction, Sparse representation

## 1 引言

静脉识别由于同时具有内部特征、特定光源、非接触式采集、活体识别等多种优点,因此被越来越多的学者所关注<sup>[1]</sup>。针对在近红外光源下采集的静脉图像的清晰度较低,且图像易受外界光强变化与自身皮肤特质的影响等问题,如何提取一种稳定有效的静脉特征便成为了静脉识别研究的重点与难点。

近年来,相关学者主要针对静脉图像的特征分析展开了研究,这些研究大体可分为两类。第一类是采用多尺度理论对灰度静脉图像进行特征分析。小波变换是经典的图像多尺度分析工具,王科俊等通过对静脉图像进行多级小波分解来

提取图像特征<sup>[2]</sup>;随后,多种几何小波逐渐被重视,也相继被应用在静脉特征提取过程中,如 Bandelet 变换<sup>[3]</sup>、Gabor 滤波<sup>[4-7]</sup>、Curvelet 变换<sup>[8]</sup>、Ridgelet 变换<sup>[9]</sup>、改进 Gabor 滤波<sup>[10-12]</sup>等。第二类是基于点特征或线特征对静脉图像进行分析,如细化后曲线的交叉点与端点<sup>[13-14]</sup>、灰度图像关键点<sup>[15]</sup>、脉络曲线形状<sup>[16-17]</sup>、曲线编码<sup>[18-19]</sup>等。以上方法都取得了一定的识别效果,其思想是对图像进行特征提取后直接进行匹配识别,然而在取得一定效果的同时,大多方法并未针对所提取特征的有效性进行讨论,即特征是否具有低维性与独特性、是否有利于静脉图像的识别等问题有必要进行深入讨论。

基于以上分析,本文提出一种基于有监督 NMF 的静脉

到稿日期:2017-06-16 返修日期:2017-09-24 本文受国家自然科学基金(61502216,61572244)资助。

贾 旭(1983—),男,博士,副教授,CCF 会员,主要研究方向为模式识别、机器学习,E-mail:gbjdjiaxu@163.com(通信作者);孙福明(1972—),男,博士,教授,主要研究方向为多媒体处理、机器学习;李豪杰(1973—),男,博士,教授,主要研究方向为多媒体信息检索、计算机视觉;曹玉东(1971—),男,博士,副教授,主要研究方向为图像处理。

识别算法。该算法首先将分块后的窗口灰度均值作为静脉图像的初始特征;然后,基于 NMF 思想对初始特征进行降维与优化,使优化后的特征具有较好的稀疏性与聚类属性;最后,结合最近邻算法与欧氏距离测度实现静脉识别。

### 2 原始静脉特征的提取

灰度信息与位置信息是静脉图像的重要特征,因此图像的原始特征应较好地描述上述两种信息。基于以上分析,首先对静脉图像进行分块处理,每一块子图像的大小为  $N \times N$  像素,相邻子图像重叠  $T$  像素,如图 1 所示。

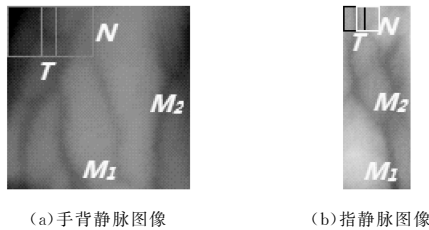


图 1 静脉图像分块示意图

Fig.1 Sketch map of vein image blocking

感兴趣区域的大小为  $M_1 \times M_2$  像素,从而可得图像中子图像的数目  $K$  为:

$$K = \left( \left\lfloor \frac{M_1 - N}{N - T} \right\rfloor + 1 \right) \times \left( \left\lfloor \frac{M_2 - N}{N - T} \right\rfloor + 1 \right) \quad (1)$$

子图像的位置可以描述静脉的位置信息,而子图像像素的灰度均值可以描述静脉的灰度信息。因此,将每一幅子图像所有像素的平均值作为该子图像的特征值,从而形成原始特征向量,如式(2)所示:

$$Y_t = [y_{t,1} \quad y_{t,2} \quad \dots \quad y_{t,K}]^T \quad (2)$$

其中,  $Y_t$  为第  $t$  幅静脉图像的原始特征。

### 3 基于 NMF 的特征降维与优化

在对静脉图像进行原始特征提取后,需对其进行降维与优化处理。常用的特征降维方法主要包括主成分分析法(Principal Component Analysis, PCA)、离散判别分析法(Linear Discriminant Analysis, LDA)等。降维后能获得新的特征基向量与分解系数向量,其元素可正也可以负。从数学的角度考虑,分解后的负值是可以接受的,但在一些实际应用中,负值却缺乏实际意义,如在人脸识别中,人脸图像可以被认为是多幅特征基图像被赋予不同的权重后叠加而成的,因此特征基图像的像素值不可能是负值,而且负的权重值也很难被解释。基于以上分析,这里将采用非负矩阵分解思想来实现特征的降维与优化。

Lee 于 1999 年首次提出了 NMF 模型与求解方法<sup>[20]</sup>,其核心思想为:给定一个非负矩阵  $Y$ ,可将其近似分解成两个非负矩阵  $U$  与  $V$  的乘积,如式(3)所示:

$$Y \approx UV, \text{ s. t. } u_{ki}, v_{ij} \geq 0 \quad (3)$$

其中,  $Y = [Y_1 \quad Y_2 \quad \dots \quad Y_m]$ ,  $0 < k \leq K, 0 < i \leq r, 0 < j \leq m$ 。

经过 NMF 分解后,矩阵  $U$  的所有列成为特征基向量;矩阵  $V$  的列向量,即分解系数,成为新的特征向量。

对于静脉特征来说,仅仅对新的特征向量  $V_j$  进行非负性

约束是不够的,应对其进行额外的约束,使其更利于正确识别。

1) 稀疏性约束。相对于其他表达方式,稀疏表达通常拥有更强大的表达能力与识别约束能力<sup>[21]</sup>。因此,经过分解后,获得的新的特征向量应具有较好的稀疏性,可对式(3)增加稀疏性约束。

$$\min J(U, V) = \min \left\{ \frac{1}{2} \|Y - UV\|_2 + \frac{\alpha}{2} \sum_{j=1}^m \|V_j\|_2 \right\} \quad (4)$$

2) 有监督聚类属性。除稀疏性以外,分解后的特征间还应具有较好的聚类属性,使同一静脉对象特征间具有较高的相似性,即在矩阵  $V$  中,如果  $V_a$  与  $V_b$  表示同一静脉,将满足式(5):

$$\|V_a - V_b\|_2 < \epsilon \quad (5)$$

因此, NMF 模型中还需增加有监督聚类属性约束,其约束项的推导过程如式(6)~式(8)所示。

$$A_i = \begin{bmatrix} \frac{1}{c_i} & \frac{1}{c_i} & \dots & \frac{1}{c_i} \\ \frac{1}{c_i} & \frac{1}{c_i} & \dots & \frac{1}{c_i} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{1}{c_i} & \frac{1}{c_i} & \dots & \frac{1}{c_i} \end{bmatrix}^T \quad (6)$$

其中,  $A_i \in R^{i \times i}$ ,  $c_i$  表示训练样本数据库中第  $i$  类静脉对象的训练样本数量。

$$A = \begin{bmatrix} A_1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & A_2 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & A_s \end{bmatrix} \quad (7)$$

其中,  $A \in R^{m \times m}$ ,  $A^T = A$ ,  $s$  表示训练数据库中静脉对象的数量。

$$VA = [\bar{V}_1 \quad \bar{V}_1 \quad \dots \quad \bar{V}_s] \quad (8)$$

其中,  $\bar{V}_i$  表示第  $i$  个静脉对象的所有分解系数,即新特征向量的平均向量。因此,其聚类属性约束项由  $\|V - VA\|_2$  表示。至此, NMF 模型的目标函数可以改进为:

$$\min J(U, V) = \min \left\{ \frac{1}{2} \|Y - UV\|_2 + \frac{\alpha}{2} \sum_{j=1}^m \|V_j\|_2 + \frac{\beta}{2} \|V - VA\|_2 \right\} \quad (9)$$

### 4 基于梯度下降的目标函数求解

经过化简,目标函数式(9)可以转化为式(10)的形式。

$$J(U, V) = \frac{\text{tr}((Y - UV)^T(Y - UV))}{2} + \frac{\alpha \text{tr}(V^T V)}{2} + \frac{\beta \text{tr}((V - VA)^T(V - VA))}{2} \quad (10)$$

对式(10)求对  $U$  与  $V$  的偏导数,如式(11)与式(12)所示。

$$\frac{\partial J(U, V)}{\partial U} = -YV^T + UVV^T \quad (11)$$

$$\frac{\partial J(U, V)}{\partial V} = -U^T Y + U^T UV + 2\alpha V - \beta VA + \beta VAA \quad (12)$$

从而获得与的迭代更新规则,如式(13)与式(14)所示。

$$u_{ij} \leftarrow u_{ij} \frac{(YV^T)_{ij}}{(UVV^T)_{ij}} \quad (13)$$

$$v_{ij} \leftarrow v_{ij} \frac{(U^T Y + \beta VA)_{ij}}{(U^T UV + 2\alpha V + \beta VAA)_{ij}} \quad (14)$$

综上,NMF 的求解如算法 1 所示。

**算法 1 NMF 的求解算法**

输入:初始特征矩阵  $Y$ ,平衡因子  $\alpha$  与  $\beta$

输出:最优解  $U_{(t)}$  与  $V_{(t)}$

Step 1 给定初始化矩阵  $U_{(0)}$  与  $V_{(0)}$ ,矩阵所有元素均在 0 与 1 之间,设置最大迭代次数  $n_{max}$  和迭代误差阈值  $e$ ,计数器初始化为  $t=0$ 。

Step 2 计数器自增: $t=t+1$ 。

Step 3 求解式(9)的值  $J(U_{(t)}, V_{(t)})$ 。

如果  $J(U_{(t)}, V_{(t)}) < e$  或  $t > n_{max}$ ,则进入 Step 5;否则进入 Step 4。

Step 4 对  $U$  与  $V$  中的所有元素按以下规则进行迭代:

$$u_{ij,(t+1)} \leftarrow u_{ij,(t)} \frac{(YV_{(t)}^T)_{ij}}{(U_{(t)}V_{(t)}V_{(t)}^T)_{ij}}$$

$$v_{ij,(t+1)} \leftarrow v_{ij,(t)} \frac{(U_{(t)}^T Y + \beta V_{(t)} A)_{ij}}{(U_{(t)}^T U_{(t)} V_{(t)} + 2\alpha V_{(t)} + \beta V_{(t)} AA)_{ij}}$$

迭代后进入 Step 2。

Step 5 迭代结束,得到最优解  $U_{(t)}$  与  $V_{(t)}$ 。

静脉图像的识别过程如算法 2 所示。

**算法 2 静脉图像的识别算法**

输入:未知静脉图像的初始特征  $Y_x$ ,相似度阈值  $\zeta$

输出: $V_x$  的识别结果

Step 1 计算  $V_x = (U^T U)^{-1} U^T Y_x$ ,对  $Y_x$  进行降维处理,获取降维后的特征向量  $V_x$ ;

Step 2 for  $i=1:s$   
 if  $D(V_x, \bar{V}_i) = \min\{D(V_x, \bar{V}_i), i=1, 2, \dots, s\}$  and  $D(V_x, \bar{V}_i) < \zeta$   
 $V_x$  被识别为样本数据库中第  $i$  个静脉对象;  
 else  
 $V_x$  不属于样本数据库中的静脉对象;  
 end if  
 end for

Step 3 获得  $V_x$  的识别结果。

算法 2 中, $D(V_1, V_2) = \|V_1 - V_2\|_2$ 。

**5 收敛性证明**

为证明式(13)与式(14)是收敛的,需要引入一个辅助函数。

**定义 1** 若式(15)成立,则定义  $G(h, h')$  是  $F(h)$  的辅助函数。

$$G(h, h') \geq F(h), G(h, h) = F(h) \quad (15)$$

**引理 1** 若  $G$  是一个辅助函数,则函数  $F$  在式(16)中的迭代更新规则是非增的。

$$h^{t+1} = \arg \min_h G(h, h') \quad (16)$$

证明:

$$F(h^{t+1}) \leq G(h^{t+1}, h') \leq G(h^t, h') = F(h^t)$$

根据文献[20],通过式(16)即可得到收敛到局部极小点

$h_{min} = \arg \min_h F(h)$  的序列:

$$F(h_{min}) \leq \dots \leq F(h^{t+1}) \leq F(h^t) \leq \dots \leq F(h^0) \quad (17)$$

因此,通过定义这样的辅助函数,可以证明式(13)与式(14)的收敛性。

对于目标函数式(10),假设  $U$  为独立的变量,可得:

$$J'_{u_{ij}} = (-YV^T + UVV^T)_{ij} \quad (18)$$

$$J'_{v_{ij}} = (VV^T)_{ij} \quad (19)$$

其中, $F(u) = J(u), 0 < i \leq K, 0 < j \leq r$ 。

**引理 2** 假设当  $U$  为独立变量时,可定义式(20)为辅助函数。

$$G(u, u_{ij}) = F(u_{ij}) + F'(u_{ij})(u - u_{ij}) + \frac{(UVV^T)_{ij}}{2u_{ij}}(u - u_{ij})^2 \quad (20)$$

证明:容易得  $G(u, u) = F(u)$ ,因此只需证明  $G(u, u_{ij}) \geq F(u_{ij})$  即可。

将目标函数(10)进行泰勒级数展开,得到式(21)。

$$F(u_{ij}) = F(u_{ij}) + F'(u_{ij})(u - u_{ij}) + \frac{(VV^T)_{ij}}{2}(u - u_{ij})^2 \quad (21)$$

由于式(22)成立,因此引理 2 得证。

$$(UVV^T)_{ij} = \sum_{k=1}^r u_{ik} (VV^T)_{kj}$$

$$= \sum_{k=1, k \neq j}^r u_{ik} (VV^T)_{kj} + u_{ij} (VV^T)_{jj}$$

$$\geq u_{ij} (VV^T)_{jj} \quad (22)$$

对于目标函数式(10),假设  $V$  为独立的变量,可得:

$$J'_{v_{ij}} = (-U^T Y + U^T UV + 2\alpha V - \beta VA + \beta VAA)_{ij} \quad (23)$$

$$J''_{v_{ij}} = (U^T U)_{ii} + 2\alpha_{ij} - \beta(A)_{jj} + \beta(AA)_{jj} \quad (24)$$

其中, $F(u) = J(u), 0 < i \leq r, 0 < j \leq m$ 。

**引理 3** 假设当  $V$  为独立变量时,可定义式(25)为辅助函数。

$$G(v, v_{ij}) = F(v_{ij}) + F'(v_{ij})(v - v_{ij}) + \frac{(U^T UV + 2\alpha V + \beta VAA)_{ij}}{2v_{ij}}(v - v_{ij})^2 \quad (25)$$

证明:容易得  $G(v, v) = F(v)$ ,因此只需证明  $G(v, v_{ij}) \geq F(v_{ij})$  即可。

对目标函数式(10)进行泰勒级数展开,得到式(26)。

$$F(v_{ij}) = F(v_{ij}) + F'(v_{ij})(v - v_{ij}) + \frac{(U^T U)_{ii}}{2}(v - v_{ij})^2 + \alpha_{ij}(v - v_{ij})^2 + \frac{\beta(AA - A)_{jj}}{2}(v - v_{ij})^2 \quad (26)$$

由于式(27)一式(29)成立,因此引理 3 得证。

$$(U^T UV)_{ij} = \sum_{k=1}^r (U^T U)_{ik} v_{kj}$$

$$= \sum_{k=1, k \neq i}^r (U^T U)_{ik} v_{kj} + (U^T U)_{ii} v_{ij}$$

$$\geq (U^T U)_{ii} v_{ij} \quad (27)$$

$$(\alpha V)_{ij} = \alpha v_{ij} \quad (28)$$

$$(VAA)_{ij} = \sum_{k=1}^m v_{ik} (AA)_{kj}$$

$$= \sum_{k=1, k \neq j}^m v_{ik} (AA)_{kj} + v_{ij} (AA)_{jj}$$

$$\geq v_{ij} (AA)_{jj}$$

$$> v_{ij} (AA - A)_{jj} \quad (29)$$

### 6 实验结果及分析

#### 6.1 实验样本库

本实验将采用 3 种静脉样本数据库:数据库 1 为文献 [22]中的指纹图像数据库,包含 64 个静脉对象和 960 幅静脉图像;数据库 2<sup>1)</sup>为指静脉数据库,包含 106 个静脉对象和 530 幅静脉样本图像;数据库 3 为自建手背静脉样本数据库,包含 140 个静脉对象和 700 幅静脉样本图像。部分样本图像如图 2 所示。

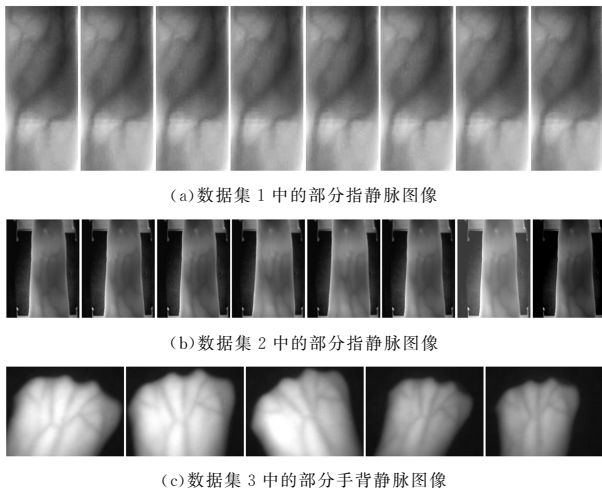


图 2 静脉样本数据库中的部分图像

Fig. 2 Partial images in vein sample databases

#### 6.2 模型参数的设定

在提取原始特征时,存在 2 个待定的参数,即分块后子图像边长的像素值  $N$ 、相邻子图像重叠的像素值  $T$ ,本文依据经验,令  $N=5, T=2$ 。在目标函数式(9)中存在 3 个待定的参数值,即降维后的维度参数  $r$ 、正则项平衡因子  $\alpha$  与  $\beta$ 。而参数设置的合理性是由识别效果决定的,即设置合理的参数值时,识别效果应好于其他参数条件下的识别效果。

本文中的识别效果将通过错误接受率(False Acceptance Rate, FAR)与错误拒绝率(False Rejection Rate, FRR)来衡量。对每个静脉样本数据库进行测试时,需将描述每一静脉对象的图像分成 5 组,其中的 4 组作为训练样本,而另外 1 组作为测试样本,经过 5 次交叉验证,将获得的平均 FAR 值与 FRR 值作为评价标准。

在优化过程中,参数的取值范围如下: $r \in \{0.2k, 0.3k, \dots, 0.7k\}, \alpha, \beta \in \{10, 1, 0.1\}, k$  表示实验过程中样本的个数。对于静脉样本数据库 1,经过交叉验证后,获得的识别结果如表 1、表 2 所列。

表 1 不同参数组合条件下的 FAR 对比

Table 1 FAR comparison of different parameter combinations

FAR	$\alpha=10$	$\alpha=10$	$\alpha=10$	$\alpha=1$	$\alpha=1$	$\alpha=1$	$\alpha=0.1$	$\alpha=0.1$	$\alpha=0.1$
	$\beta=10$	$\beta=1$	$\beta=0.1$	$\beta=10$	$\beta=1$	$\beta=0.1$	$\beta=10$	$\beta=1$	$\beta=0.1$
$r=0.2k$	0.20	0.18	0.20	0.14	0.04	0.05	0.13	0.06	0.08
$r=0.3k$	0.14	0.12	0.17	0.11	0.02	0.05	0.08	0.05	0.07
$r=0.4k$	0.16	0.14	0.16	0.13	0.03	0.04	0.08	0.05	0.08
$r=0.5k$	0.16	0.14	0.17	0.15	0.04	0.04	0.09	0.06	0.08
$r=0.6k$	0.18	0.16	0.16	0.13	0.05	0.05	0.10	0.08	0.10
$r=0.7k$	0.20	0.16	0.16	0.13	0.07	0.07	0.10	0.09	0.12

表 2 不同参数组合条件下的 FRR 对比

Table 2 FRR comparison of different parameter combinations

FAR	$\alpha=10$	$\alpha=10$	$\alpha=10$	$\alpha=1$	$\alpha=1$	$\alpha=1$	$\alpha=0.1$	$\alpha=0.1$	$\alpha=0.1$
	$\beta=10$	$\beta=1$	$\beta=0.1$	$\beta=10$	$\beta=1$	$\beta=0.1$	$\beta=10$	$\beta=1$	$\beta=0.1$
$r=0.2k$	0.18	0.14	0.22	0.14	0.06	0.07	0.11	0.08	0.09
$r=0.3k$	0.16	0.14	0.17	0.12	0.03	0.07	0.08	0.05	0.08
$r=0.4k$	0.12	0.12	0.19	0.12	0.03	0.05	0.09	0.05	0.09
$r=0.5k$	0.14	0.14	0.17	0.15	0.03	0.04	0.10	0.07	0.10
$r=0.6k$	0.14	0.14	0.19	0.16	0.06	0.06	0.10	0.08	0.10
$r=0.7k$	0.16	0.16	0.19	0.18	0.06	0.07	0.11	0.08	0.12

最优的参数组合应该能够使 FAR+FRR 值达到最小,因此,由表 1 和表 2 可知,当  $\alpha=1, \beta=1, r=0.3k$  时,可以获得最好的识别效果。对数据库 2 与数据库 3 进行同样的实验,对于数据库 2,当  $\alpha=1, \beta=1, r=0.2k$  时,可以获得最好的识别效果;而对于数据库 3,当  $\alpha=1, \beta=1, r=0.3k$  时,可以获得最好的识别效果。

#### 6.3 识别效果的比较与分析

对于给定的 3 个静脉样本数据库,通过 FAR-GAR 曲线,将改进的 NMF 模型与部分经典的降维方法及其他 NMF 模型的识别性能进行比较,结果如图 3、图 4 所示。

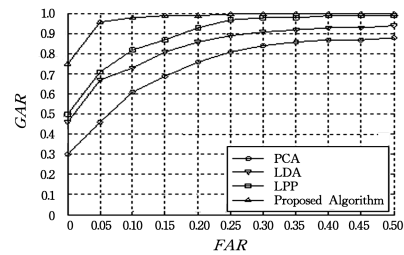


图 3 不同降维算法的识别性能比较

Fig. 3 Recognition performance comparison of different dimension reduction methods

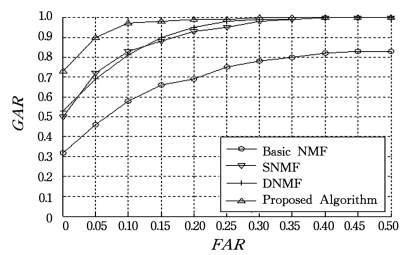


图 4 不同 NMF 模型的识别性能比较

Fig. 4 Recognition performance comparison of different NMF models

由图 3 可知,对于给定的静脉样本数据库,在采用相同初始特征条件下,与经典的 PCA 降维方法、LDA 降维方法及局部保持投影法(Locality Preserving Projections, LPP)相比,改进的 NMF 降维方法的识别性能明显更优。

由图 4 可知,改进的 NMF 模型在识别性能上明显好于基本的 NMF 模型;略好于稀疏约束的 NMF 模型(Sparse NMF, SNMF)与离散判别约束的 NMF 模型(Discriminant NMF, DNMF)。

此外,通过查阅相关文献,获取了部分静脉识别算法的程序代码,并将提出的算法与这些文献中的算法的识别性能进行比较,结果如图 5 所示。

<sup>1)</sup> <http://more.datatang.com/data/44299>

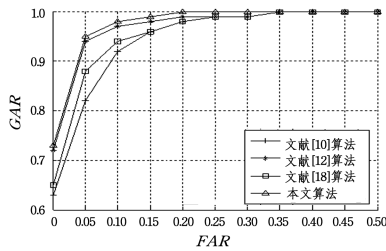


图 5 不同识别算法的识别性能比较

Fig. 5 Recognition performances comparison of different recognition algorithms

由图 5 可以看到,文中所提算法的识别性能略好于文献[12]与文献[18]中提出的静脉识别算法,明显好于文献[10]中的识别算法。

以上实验的硬件环境为 PC 机,其中处理器为 Intel Core i5-4460 CPU 3.2GHz,16GB 内存;实验的软件环境为 MATLAB 2014b。在以上实验条件下,所提算法对 3 种静脉样本数据库进行识别的平均时间为 2.89s,具有较好的实时性。

**结束语** 通过对 NMF 的分解系数加入稀疏性与有监督聚类属性的约束,提出了一种改进的 NMF 静脉识别算法,并通过实验验证了该方法的有效性与实时性。相对于一些已有的降维方法,所提方法能够使降维后的特征更有利于静脉图像的正确识别,更具普适性;此外,对于其他种类图像的识别或分类问题,其也具有较好的借鉴价值。但是,所提算法也存在一些问题有待解决,如应增大样本数据库的规模,以进一步验证算法的有效性与鲁棒性。

### 参 考 文 献

- [1] JIA X, SUN F M, CAO Y D, et al. Dorsal hand vein recognition algorithm based on effective dimensional feature [J]. Computer Science, 2016, 43(1): 315-318. (in Chinese)  
贾旭,孙福明,曹玉东,等.基于有效维度特征的手背静脉识别算法[J].计算机学报,2016,43(1):315-318.
- [2] WANG K J, YUAN Z. Finger vein recognition based on wavelet moment fused with PCA transform [J]. Pattern Recognition & Artificial Intelligence, 2007, 20(5): 692-697. (in Chinese)  
王科俊,袁智.基于小波矩融合 PCA 变换的手指静脉识别[J].模式识别与人工智能,2007,20(5):692-697.
- [3] LI T G, MA S L, ZHANG Z B, et al. Hand vein recognition method based on Bandelet transformation [J]. Journal of Jilin University (Science Edition), 2007, 45(6): 975-978. (in Chinese)  
李铁钢,马骊良,张忠波,等.基于 Bandelet 变换的手背静脉识别算法[J].吉林大学学报(理学版),2007,45(6):975-978.
- [4] HAN W Y, LEE J C. Palm vein recognition using adaptive Gabor filter [J]. Expert Systems with Applications, 2012, 39(18): 13225-13234.
- [5] HSU C B, LEE J C, HAO S S, et al. Dorsal hand vein recognition using Gabor feature-based 2-directional principal component analysis [J]. Advanced Science Letters, 2012, 8(1): 813-817.
- [6] WANG R, WANG G Y, CHEN Z, et al. A palm vein identification system based on Gabor wavelet features [J]. Neural Computing and Applications, 2014, 24(1): 161-168.
- [7] ALI M A J, BU W, WU X Q, et al. Palm vein verification using Gabor Filter [J]. International Journal of Computer Science Issues, 2013, 10(1): 678-684.
- [8] SUN J W, ABDULLA W. Palm vein recognition by combining Curvelet transform and Gabor filter [C]// Biometric Recognition 8th Chinese Conference. Jinan, China, 2013: 314-321.
- [9] JIA X, XUE D Y, CUI J J, et al. Dorsal hand vein recognition algorithm based on Ridgelet transformation of divided blocks [J]. Pattern Recognition & Artificial Intelligence, 2011, 24(3): 346-352. (in Chinese)  
贾旭,薛定宇,崔建江,等.基于分块脊波变换的手背静脉识别算法[J].模式识别与人工智能,2011,24(3):346-352.
- [10] HSU C B, LEE J C, CHUANG S J, et al. Gaussian directional pattern for dorsal hand vein recognition [J]. The Imaging Science Journal, 2014, 63(1): 54-62.
- [11] LEE J C, LO T M, CHANG C P. Dorsal hand vein recognition based on directional filter bank [J]. Signal, Image and Video Processing, 2016, 10(1): 145-152.
- [12] PREMALATHA K, ANANTHA T, NATARAJAN M. A Dorsal Hand Vein Recognition based on Local Gabor Phase Quantization with Whitening Transformation [J]. Defence Science Journal, 2014, 64(2): 159-167.
- [13] KUMAR A, PRATHYUSHA K V. Personal authentication using hand vein triangulation and knuckle shape [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2009, 18(9): 2127-2136.
- [14] HU Y P, WANG Z Y, YANG X P, et al. Hand vein recognition based on the connection lines of reference point and feature point [J]. Infrared Physics & Technology, 2014, 62(1): 110-114.
- [15] WANG Y D, LIAO W P. Hand vein recognition based on feature coding [C]// Proceedings of the 7th Chinese conference on Biometric Recognition. Guangzhou, China, 2012: 165-175.
- [16] HUANG D, TANG Y, WANG Y, et al. Hand-Dorsa Vein Recognition by Matching Local Features of Multisource Keypoints [J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2015, 45(9): 1823-1837.
- [17] HUANG D, ZHU X, WANG Y, et al. Dorsal hand vein recognition via hierarchical combination of texture and shape clues [J]. Neurocomputing, 2016, 214(C): 815-828.
- [18] ANIKA P, DANIEL H, CHRISTOPH B. Feature extraction from vein images using spatial information and chain codes [J]. Information Security Technical Report, 2012, 17(1/2): 26-35.
- [19] XI X, YANG L, YIN Y. Learning discriminative binary codes for finger vein recognition [J]. Pattern Recognition, 2017, 66: 26-33.
- [20] LEE D D, SEUNG H S. Learning the parts of objects by non-negative matrix factorization [J]. Nature, 1999, 401(6755): 788-791.
- [21] ZHANG Z, XU Y, YANG J, et al. A Survey of Sparse Representation: Algorithms and Applications [J]. IEEE Access, 2015, 3: 490-530.
- [22] YIN Y L, LIU L L, SUN X W. SDUMLA-HMT: A Multimodal Biometric Database [C]// Chinese Conference of Biometric Recognition. Beijing, China, 2011: 260-268.