

基于稀疏编码的手背静脉识别算法

贾旭^{1*}, 王锦凯¹, 崔建江², 孙福明¹, 薛定宇²

(1. 辽宁工业大学 电子与信息工程学院, 辽宁 锦州 121001; 2. 东北大学 信息科学与工程学院, 沈阳 110819)

(*通信作者电子邮箱 gbjdixu@163.com)

摘要:为提高静脉特征提取的有效性,提出了基于稀疏编码的手背静脉识别算法。首先,在图像采集过程中,依据实时的质量评价结果对采集系统参数进行自适应调整,获取高质量静脉图像;其次,针对主观选择的特征有效性主要依赖于经验的缺陷,提出了基于稀疏编码的特征学习机制,从而获得客观优质的静脉特征。实验结果表明,基于所提算法获得的静脉特征具有较好的类间区分性与类内紧凑性,令使用该算法的系统具有较高的识别率。

关键词:静脉识别;质量评价;Gabor变换;稀疏编码;特征优化

中图分类号:TP391.4 **文献标志码:**A

Dorsal hand vein recognition algorithm based on sparse coding

JIA Xu^{1*}, WANG Jinkai¹, CUI Jianjiang², SUN Fuming¹, XUE Dingyu²

(1. School of Electronics and Information Engineering, Liaoning University of Technology, Jinzhou Liaoning 121001, China;

2. College of Information Science and Engineering, Northeastern University, Shenyang Liaoning 110819, China)

Abstract: In order to improve the effectiveness of vein feature extraction, a dorsal hand vein recognition method based on sparse coding was proposed. Firstly, during image acquisition process, acquisition system parameters were adaptively adjusted in real-time according to image quality assessment results, and the vein image with high quality could be acquired. Then concerning that the effectiveness of subjective vein feature mainly depends on experience, a feature learning mechanism based on sparse coding was proposed, thus high-quality objective vein features could be extracted. Experiments show that vein features obtained by the proposed method have good inter-class separableness and intra-class compactness, and the system using this algorithm has a high recognition rate.

Key words: vein recognition; quality assessment; Gabor transform; sparse coding; feature optimization

0 引言

生物特征识别是依靠人类自身固有的生理或行为属性来进行身份验证的,而手背静脉识别因其具有活体识别、特定光源、内部特征、非接触式等优点,逐渐成为主流的生物特征识别方法^[1]。

近年来,研究人员主要针对静脉图像采集方式与特征提取开展了研究。在图像采集方面,研究人员分别针对光源特性^[2]、图像传感器^[3]、图像采集模式^[4-5]、采集系统的普适性^[6]展开了研究。特征提取研究集中于多尺度几何特征分析与二值特征分析,其中多尺度几何特征分析包括全局Gabor变换^[7-10]、Curvelet变换^[11]、局部Gabor变换^[12-14]等。关于二值特征的研究主要包括特征点提取^[15]、脉络曲线编码^[16-18]、特征点间拓扑分析^[19-20]等方面。

尽管以上研究取得了一定的效果,但仍存在一些关键问题尚未解决,其中包括:采集静脉图像时,哪些因素将会影响图像质量;特征提取时,如何摆脱依据经验选择特征的方式,来建立客观优质特征的选择机制。针对以上问题,本文提出

基于稀疏编码的静脉识别算法。该方法首先通过参数自寻优的方式获得高质量静脉图像;其次,基于稀疏编码的思想抽象出了优质静脉特征。

1 基于质量评价的静脉图像采集

获取高质量静脉图像是提取出优质特征的重要保证,由于不同人的手背皮肤与血管的属性存在差异,因此采集静脉图像时,采集系统使用固定参数是不合适的,这里采用一种参数自寻优的采集方式,使得对于不同静脉对象,都能够获得高质量的静脉图像。

由文献[6]分析可知,影响静脉图像质量的因素主要为光源强度,这里建立了一种可控的自寻优的静脉图像采集系统,系统框图如图1所示。图1中的质量评价算法采用文献[6]中基于关键信息熵的静脉图像质量评价模型。

$$H_{2D}(\mu) = - \sum_{i=K}^{255} p_i(\mu) \lg(p_i(\mu)) \quad (1)$$

其中:2D为静脉图像关键信息区域; p_i 表示该区域灰度级为*i*的概率分布; K 表示最小灰度级; μ 表示输入电压(用于控制光强), μ 的最优解则通过自寻优方式来获得。

收稿日期:2014-10-20;修回日期:2014-12-09。

基金项目:国家自然科学基金资助项目(61272214);辽宁省教育厅资助项目(L2013241)。

作者简介:贾旭(1983-),男,辽宁开原人,副教授,博士,主要研究方向:生物特征识别;王锦凯(1982-),男,辽宁锦州人,讲师,硕士,主要研究方向:模式识别、图像处理;崔建江(1964-),男,辽宁沈阳人,副教授,博士,主要研究方向:生物特征识别;孙福明(1972-),男,辽宁锦州人,教授,博士,主要研究方向:模式识别、机器学习;薛定宇(1963-),男,辽宁沈阳人,教授,博士,主要研究方向:模式识别、系统仿真。

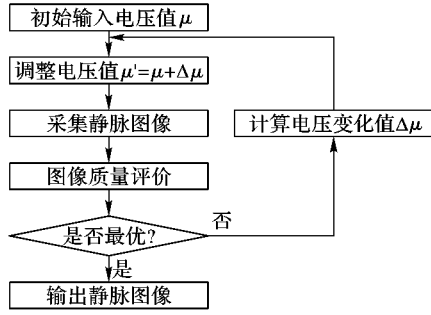


图1 静脉图像自寻优采集系统框图

2 特征优化模型建立

在静脉识别过程中,良好的静脉特征表达对识别算法的准确性起了关键性作用,也是获取高识别率的重要条件,而常见的主观提取特征很大程度上依靠研究人员的经验,因此,这里将采用基于稀疏编码的特征学习方式来获取具有客观优质的静脉特征。

2.1 基于子图像 Gabor 能量的特征提取

Gabor 可以在频域不同尺度、不同方向上提取相关的特征,静脉图像的特征主要体现在脉络的方向上,而方向信息是由静脉边缘高频信息体现出来的,因此,经过 Gabor 变换提取的特征能够较好地描述频域多尺度方向信息^[21]。

二维 Gabor 小波核函数定义为:

$$\varphi_{v,u}(z) = \frac{\|k_{v,u}\|}{\sigma^2} \exp\left(-\frac{\|k_{v,u}\|^2 \|z\|^2}{2\sigma^2}\right) * \left(\exp(ik_{v,u}z) - \exp\left(-\frac{\sigma^2}{2}\right)\right) \quad (2)$$

其中: v 与 u 决定了滤波器的尺度和方向; $z = (x, y)$ 表示像素位置信息; $k_v = k_{\max}/f^\circ$, $k_{\max} = \pi/2$ 为最大采样频率; $f = \sqrt{2}$ 为尺度因子; $\varphi_u = u\pi/n$, n 为 Gabor 方向数目;参数 σ 决定了高斯窗的宽度与波向量长度的比率,取 $\sigma = 2\pi$ 。

图像的 Gabor 特征为输入图像 I 与 Gabor 滤波器 $\varphi_{v,u}(x, y)$ 的卷积:

$$G(x, y) = I * \varphi_{v,u}(x, y) \quad (3)$$

为保留较为完整的静脉全局特征与局部特征,这里将预处理后的 256×256 像素静脉图像进行分块处理,每一子图像大小为 $L \times L$ 像素,相邻子图像间重叠 T 个像素,子图像数量如式(4)所示:

$$N = \left(\left\lfloor \frac{256-L}{L-T} \right\rfloor + 1\right)^2 \quad (4)$$

假设 Gabor 小波核函数中尺度参数范围为 $v = 0, 1, \dots, s$, 方向数目为 n , 将每一子图像 Gabor 变换的能量值作为该子图像的特征,如式(5)所示:

$$\phi_{i,j,v,u} = \frac{\sum_{(x,y) \in \Omega(i,j)} (G(x,y))^2}{L \times L} \quad (5)$$

其中: $\Omega(i, j)$ 为静脉图像中第 i 行第 j 列子图像($i, j = 1, 2, \dots, N$), $L \times L$ 为子图像大小。

进而形成该静脉图像的特征向量,如式(6)所示:

$$\psi = [\phi_{1,1,0,0}, \phi_{1,2,0,0}, \dots, \phi_{N,N,0,0}, \phi_{N,N,0,1}, \dots, \phi_{N,N,s,n}]^T \quad (6)$$

2.2 代价函数的建立

使用稀疏编码算法学习基向量集的方法,是由两个独立的优化过程组合起来的:第一个是逐个使用训练样本来优化系数;第二个是一次性处理多个样本对基向量进行优化。这里将采用第二种优化方式来获取基向量,假设选择的样本数为 M ,同一静脉对象采集 N 次图像,那么该样本库中包含 $M \times N$ 幅样本。

2.2.1 完备性代价函数的建立

基的建立是稀疏表示识别算法的重要环节,而一组良好的特征向量基应该可以通过线性组合较好地描述任何输入样本的特征,因此,基的完备性是衡量识别算法优劣的另一个重要标准。这里,描述基的完备性的代价函数如式(7)所示:

$$P_c = \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N \left\| \psi_{ij} - \sum_{s=1}^n a_s^{(ij)} \xi_s \right\|^2 \quad (7)$$

其中: ψ_{ij} 为抽取的第 i 类静脉中第 j 个样本的特征向量, ξ_s 为基向量, n 为基向量数目, $a_s^{(ij)}$ 为第 i 类静脉中第 j 个样本的基向量 ξ_s 系数。

2.2.2 稀疏性代价函数的建立

系数向量的稀疏性可认为向量中只有很少的几个非零元素,即可对未知特征作良好的表达。由于大多感官数据可以表示成少量基本元素的叠加,而稀疏编码算法是一种无监督学习方法,用来寻找一组较为完备的基向量来高效地表示样本数据。这里,系数向量的稀疏性代价函数可定义为:

$$P_s = \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N \sum_{s=1}^n |a_s^{(ij)}| \quad (8)$$

但由于在优化过程中 L_1 范数可能存在无偏导数情况,使优化更繁琐。系数向量的 L_2 范数同样能够表示系数向量的稀疏性,且偏导数连续,因此可将稀疏性代价函数改进为:

$$P_s = \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N \sum_{s=1}^n |a_s^{(ij)}|^2 \quad (9)$$

其中: n 为基向量数目, $a_s^{(ij)}$ 为第 i 类静脉中第 j 个样本的基向量 ξ_s 系数。

2.2.3 区分性代价函数的建立

在样本库中,一种优质的静脉特征应具备两个条件:表示同一静脉对象的特征间应尽可能相似,即较好的类内紧凑性;表示不同静脉对象的特征间应尽可能存在较大差异,即较大的类间分离性。为了满足以上要求,这里提出了评价特征类内紧凑性与类间分离性的代价函数,如式(10)所示:

$$P_f = \frac{1}{C_M^2 N^2} \sum_{i=1}^M \sum_{j=i+1}^M \sum_{k_1 \in W(i), k_2 \in W(j)} \|a^{(ik_1)} - a^{(jk_2)}\|_2 - \frac{1}{MC_N^2} \sum_{i=1}^M \sum_{k_1, k_2 \in W(i)} \|a^{(ik_1)} - a^{(ik_2)}\|_2 \quad (10)$$

其中: $W(i)$ 表示第 i 类静脉样本索引集合, P_f 为描述类内紧凑性与类间分离性的代价, $a^{(ik)}$ 为第 i 类静脉中第 k 个静脉样本的系数向量, $a^{(ik)} = [a_1^{(ik)}, a_2^{(ik)}, \dots, a_n^{(ik)}]^T$ 。

2.2.4 代价函数的融合

经过以上分析,特征有效性、完备性以及重构输入特征的系数稀疏性都是影响识别效果的重要因素,这里融合了特征区分性代价函数 P_f 、特征完备性代价函数 P_c 、系数稀疏性代

价函数 P_s , 从而获得最终需优化的目标代价函数, 如下所示:

$$P(A, \xi) = P_f + \lambda_1 P_s + \lambda_2 P_c \quad (11)$$

其中: $A = \{a^{(11)}, a^{(12)}, \dots, a^{(1k)}, a^{(21)}, \dots, a^{(MN)}\}$ 为所有基系数向量集合, ξ 为一组基向量。

3 基向量训练与特征编码

稀疏编码可以分为两个阶段:

1) 基向量训练。目的在于获取描述未知特征向量的“字典”, 即基向量。

2) 特征编码。获得基向量后, 计算描述未知特征的系数向量。

3.1 代价函数的建立

根据 2.2 节分析, 设计了为获取最优的特征基向量的代价函数, 如式(11), 这里基向量的训练过程就是通过重复迭代, 优化后使代价函数最小化, 从而得到最优基, 优化流程如图 2 所示。

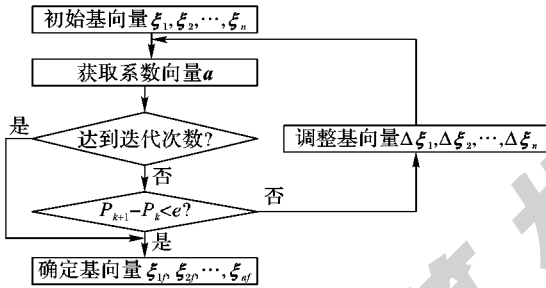


图2 基向量训练框图

1) 系数优化。假定基向量数目为 n , 固定基向量 $\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_n$, 目标代价函数为关于所有系数的二次模型, 为克服最速下降法锯齿现象与局部收敛的缺陷, 这里将采用共轭方向法对目标代价函数进行优化, 如式(12)所示:

$$\begin{cases} a_s^{(j)}(k+1) = a_s^{(j)}(k) + \lambda_k d(k) \\ P[a_s^{(j)}(k) + \lambda_k d(k)] = \min_{\lambda} P[a_s^{(j)}(k) + \lambda d(k)] \end{cases} \quad (12)$$

直至满足式(13):

$$\nabla P[a_s^{(j)}(k')] = 0 \quad (13)$$

其中: d 为共轭方向, k 为迭代次数, $1 \leq i \leq M$ (M 为训练静脉对象数目), $1 \leq j \leq N$ (N 为同一对象采集次数), $1 \leq s \leq n$ 。从而获得基 $\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_n$ 下的最优系数 a' 。

2) 基向量调整。固定优化后的系数 a' , 对基向量 $\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_n$ 进行调整与优化, 这里同样采用共轭方向法对目标代价函数进行优化, 如式(14)所示:

$$\begin{cases} \xi_{ij}(k+1) = \xi_{ij}(k) + \lambda'_k d'(k) \\ P[\xi_{ij}(k) + \lambda'_k d'(k)] = \min_{\lambda'} P[\xi_{ij}(k) + \lambda'_k d'(k)] \end{cases} \quad (14)$$

直至满足式(15):

$$\nabla P[\xi'_{ij}(k')] = 0 \quad (15)$$

从而在系数 a' 下获得最优基 ξ 。

经过不断迭代对代价函数优化后, 最终获得一组完备有效的基向量组 $\xi_f = \{\xi_{1f}, \xi_{2f}, \dots, \xi_{nf}\}$ 。

3.2 特征编码

获取描述静脉图像特征的基向量组 ξ_f 后, 将对未知静脉图像的特征进行稀疏表示, 即稀疏编码, 获得静脉特征向量在基 ξ_f 下的系数向量。这里使用共轭方向法获取系数向量, 如式(12) ~ (13), 但特征编码时代价函数发生了变化, 如式(16)所示:

$$P(a) = \left\| \psi - \sum_{i=1}^n a_i \xi_{if} \right\|^2 + \lambda \sum_{i=1}^n a_i^2 \quad (16)$$

其中: a 为系数向量, $a = [a_1 \ a_2 \ \dots \ a_n]^T$ 。

4 实验与分析

本系统对 246 个人的手背静脉进行了采集, 每人在 3 个不同时刻共采集 3 次, 其中 2 幅作为训练样本, 另外 1 幅作为测试样本。

4.1 图像采集实验结果及分析

静脉图像采集实验采用式(1)作为图像质量评价指标, 并根据评价结果自适应调整采集参数, 从而完成参数的自寻优。图 3 为采集系统参数固定与参数自寻优条件下分别获取的静脉图像。本文采集系统光源电压由 PWM (Pulse Width Modulation) 占空比来控制, 并作为采集系统中的可调参数。可以看出, 根据质量评价函数进行参数自寻优后, 获取的静脉图像具有最高的图像质量评价价值, 并且更符合人的视觉特性。

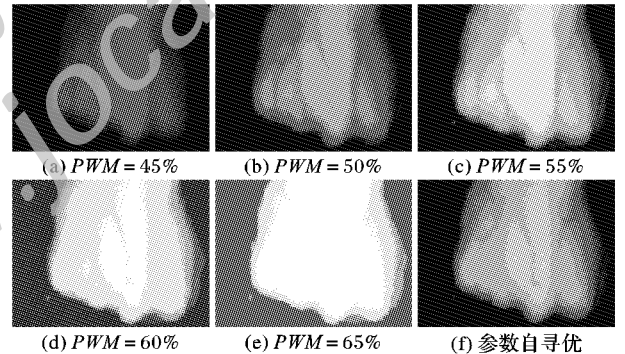


图3 不同参数条件下采集的静脉图像

4.2 静脉识别实验结果及分析

在基于 Gabor 变换的特征提取部分, 图像大小为 256×256 像素, 式(4)中子图像边长 L 设为 64, 相邻子图像重叠像素数 T 为 16, 假设 Gabor 方向数设为 n , 尺度参数设为 v 。

确定特征提取的参数后, 将对训练样本集合进行基向量训练, 而首先需要确定的是基向量数目, 这里随机在样本库特征向量空间中抽取 m 个特征向量作为初始基进行训练 (同一静脉对象特征向量只能抽取 1 次), 训练结束后随机在样本库特征向量空间中选取一个特征向量添加到初始基中, 再次进行训练。

假设训练后基的数目为 k , 即利用 k 个特征基对未知特征进行稀疏编码, 这里采用最近邻算法对编码系数向量进行匹配, 如式(17)所示:

$$\begin{aligned} u &= i \\ \text{s. t. } \|a - a_i\| &< T \end{aligned} \quad (17)$$

其中: T 为稀疏表示后的误差阈值, u 为最终识别结果。对于代价函数中的权重系数 λ_1 和 λ_2 , 可依据 Tikhonov 正则化法则^[22]求得, 从而使特征完备性、稀疏性、可区分性取得折中。

为衡量识别算法的有效性, 本文以识别系统的真实接受

率(Genuine Accept Rate, GAR)和错误接受率(False Accept Rate, FAR)为评判指标。

图4为分别采用Gabor方向参数 $n=4$ 与 $n=8$,尺度参数 $v=0$ 与 $v=0,1$ 获取静脉特征时,识别系统的性能比较。

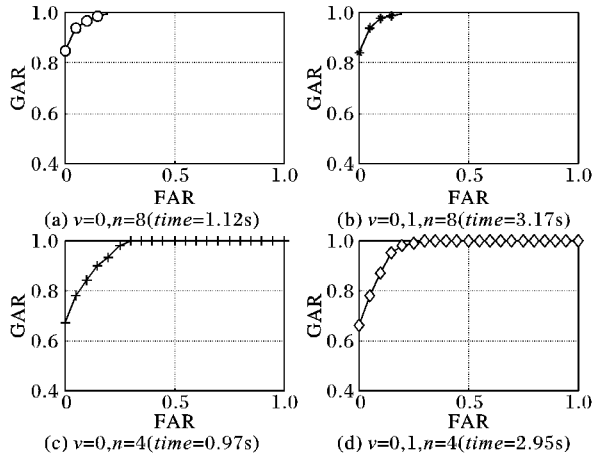


图4 不同参数下识别算法性能比较

从图4可看出:当Gabor方向数目减少时,识别系统的性能出现了明显的降低;在单一尺度 $v=0$ 与多尺度 $v=0,1$ 下提取特征时,识别算法的性能差异较小,但算法消耗的时间(time)差异较大。由以上实验可以得出,当参数 $v=0, n=8$ 时,提取的特征能够较好地对应静脉图像进行表示,同时满足系统的实时性要求,而其他参数经优化后结果如表1所示。

表1 参数优化结果

参数	值	参数	值
v	0	λ_1	0.050
n	8	λ_2	0.005
k	30		

4.3 不同识别算法的比较及分析

对于建立的静脉样本数据库,选取了具有代表性的全局Gabor特征^[7]、局部Gabor特征^[13]、基于特征点^[15]、曲线编码特征^[16]的识别算法,与本文算法进行对比,如图5所示。

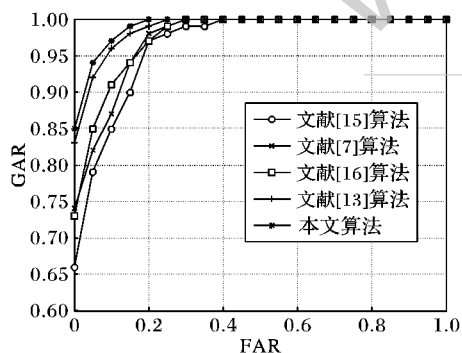


图5 不同识别算法的性能比较

从图5可看出本文算法比其他算法具有更好的性能。不同识别算法产生错误识别的原因分析如下:

1) 文献[7]算法的提取的特征是直接针对灰度图像分析的,但利用Gabor提取的静脉特征为全局特征,很难保证特征的完备性,进而影响识别的有效性。

2) 文献[13]算法是采用局部特征结合的方式进行分析的,但未进行特征的优化与选择,因此在特征的有效性上难以保证。

3) 文献[15]算法的特征提取方式是基于静脉曲线交叉点与端点分析的,二值化后如果脉络会出现信息缺失,将会造成一定数目的错误特征点(端点)。

4) 文献[16]算法的特征提取方式是基于二值脉络曲线来分析的,与文献[15]中所遇到的问题类似,局部的脉络信息缺失将使编码结果发生较大的变化。

5) 本文算法针对给定的静脉样本库对静脉特征进行优化,具有较好的完备性与鲁棒性,但初始基向量选择的不同会对识别效果产生一定影响。

5 结语

为了使提取的静脉特征更具普适性,提出了一种基于稀疏编码的静脉识别算法。该算法根据给定的静脉样本数据库,自适应地学习出一种具有较大类间区分性与较好类内紧凑性的静脉特征,使特征更具完备性与可区分性。实验结果表明,本文算法具有较高的识别率。同时,该算法在识别的实时性上仍需要进一步改进,此外,样本库中的样本数量也应在以后的研究中进一步增加。

参考文献:

- [1] ZHANG J, SUN M. Study on algorithm for skeleton features extraction of hand vein image[J]. Journal of Computer Applications, 2007, 27(1): 152-154. (张晋阳, 孙懋珩. 手背静脉图像骨架特征提取的算法[J]. 计算机应用, 2007, 27(1): 152-154.)
- [2] CROSS J M, SMITH C L. Thermographic imaging of subcutaneous vascular network of the back of the hand for biometric identification [C]// Proceedings of the 29th IEEE Annual 1995 International Carnahan Conference on Security Technology. Piscataway: IEEE Press, 1995: 20-35.
- [3] LIN C-L, FAN K-C. Biometric verification using thermal images of palm-dorsa vein patterns[J]. Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2004, 14(2): 199-213.
- [4] YUAN W, YANG G, LI W. Research on palm vein acquisition system based on wavelength choice[J]. Laser and Infrared, 2011, 41(2): 234-239. (苑玮琦, 杨国天, 李威. 基于波长选择的手掌静脉采集系统研究[J]. 激光与红外, 2011, 41(2): 234-239.)
- [5] LIU Z, SONG S. An embedded real-time finger-vein recognition system for mobile devices[J]. IEEE Transactions on Consumer Electronics, 2012, 58(2): 522-527.
- [6] JIA X, CUI J, XUE D, et al. Near infrared vein image acquisition system based on image quality assessment[C]// Proceedings of the 2011 International Conference on Electronics, Communications and Control. Piscataway: IEEE Press, 2011: 922-925.
- [7] HAN W, LEE J. Palm vein recognition using adaptive Gabor filter[J]. Expert Systems with Applications, 2012, 39(18): 13225-13234.
- [8] WANG J, HE Y, ZHU J, et al. Palm vein for efficient person recognition based on 2D Gabor filter[C]// Proceedings of SPIE, Biometric and Surveillance Technology for Human and Activity Identification X. Bellingham: SPIE Press, 2013: 8712.
- [9] HSU C, LEE J, HAO S, et al. Dorsal hand vein recognition using Gabor feature-based 2-directional 2-dimensional principal component analysis[J]. Advanced Science Letters, 2012, 8: 813-817.
- [10] 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.

(下转第1153页)

参考文献:

- [1] WANG L, MENG X, ZHANG Y. A cognitive psychology-based approach to user preferences elicitation for mobile network services[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2011, 39(11): 2547–2553. (王立才, 孟祥武, 张玉洁. 移动网络服务中基于认知心理学的用户偏好提取方法[J]. *电子学报*, 2011, 39(11): 2547–2553.)
 - [2] XU F, MENG X, WANG L. A collaborative filtering recommendation algorithm based on context similarity for mobile users[J]. *Journal of Electronics and Information Technology*, 2011, 33(11): 2785–2789. (徐风苓, 孟祥武, 王立才. 基于移动用户上下文相似度的协同过滤推荐算法[J]. *电子与信息学报*, 2011, 33(11): 2785–2789.)
 - [3] ZHENG Y, ZHANG L, MA Z, *et al.* Recommending friends and locations based on individual location history[J]. *ACM Transactions on the Web*, 2011, 5(1): 5.
 - [4] KAMINSKAS M, RICCI F. Location-adapted music recommendation using tags[C]// *Proceedings of the 19th International Conference on User Modeling, Adaption and Personalization*, LNCS 6787. Berlin: Springer-Verlag, 2011: 183–194.
 - [5] ZENG Z, LI X. Context-aware personalized information recommendation in mobile environment[J]. *Journal of Intelligence*, 2012, 31(8): 166–170. (曾子明, 李鑫. 移动环境下基于情境感知的个性化信息推荐[J]. *情报杂志*, 2012, 31(8): 166–170.)
 - [6] KUO M, CHEN L, LIANG C. Building and evaluating a location-based service recommendation system with a preference adjustment mechanism[J]. *Expert Systems with Applications*, 2009, 36(2): 3543–3554.
 - [7] YANG W, CHENG H, DIA J. A location-aware recommender system for mobile shopping environments[J]. *Expert Systems with Applications*, 2008, 34(1): 437–445.
 - [8] GONZALEZ M C, HIDALGO C A, BARABASI A L. Understanding individual human mobility patterns[J]. *Nature*, 2008, 453(7196): 779–782.
 - [9] ZHOU T, HAN X, YAN X, *et al.* Statistical mechanics on temporal and spatial activities of human[J]. *Journal of University of Electronic Science and Technology of China*, 2013, 42(4): 482. (周涛, 韩筱璞, 闫小勇, 等. 人类行为时空特性的统计力学[J]. *电子科技大学学报*, 2013, 42(4): 482.)
 - [10] ZHANG L, CHEN S, ZHANG G, *et al.* Method of fuzzy ontology mapping based on vector space model[J]. *Application Research of Computers*, 2014, 31(5): 1459–1462. (张凌宇, 陈淑鑫, 张光姐, 等. 一种基于向量空间模型的模糊本体映射方法[J]. *计算机应用研究*, 2014, 31(5): 1459–1462.)
 - [11] YU J, ZHENG J, MEI H. K-means clustering algorithm based on improved artificial bee colony algorithm[J]. *Journal of Computer Applications*, 2014, 34(4): 1065–1069. (喻金平, 郑杰, 梅宏标. 基于改进人工蜂群算法的K均值聚类算法[J]. *计算机应用*, 2014, 34(4): 1065–1069.)
 - [12] WANG Y, TANG J, RAO Q, *et al.* High efficient K-means algorithm for determining optimal number of clusters[J]. *Journal of Computer Applications*, 2014, 34(5): 1331–1335. (王勇, 唐靖, 饶勤非, 等. 高效率的K-means最佳聚类数确定算法[J]. *计算机应用*, 2014, 34(5): 1331–1335.)
 - [13] GUO H. Research on term weighting algorithm based on information entropy theory[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2013, 49(10): 140–146. (郭红钰. 基于信息熵理论的特征权重算法研究[J]. *计算机工程与应用*, 2013, 49(10): 140–146.)
 - [14] HUANG J, ZHANG H, HU Y, *et al.* Subspace identification algorithm based on finite-memory variable forgetting factor[J]. *Control Theory and Applications*, 2012, 29(7): 893–898. (黄金峰, 张合新, 胡友涛, 等. 基于有限记忆遗忘因子的子空间辨识算法[J]. *控制理论与应用*, 2012, 29(7): 893–898.)
 - [15] YU C. Mining product aspects from user reviews — an SOM-based approach[J]. *New Technology of Library and Information Service*, 2009, 178(5): 61–66. (余传明. 从用户评论中挖掘产品属性——基于SOM的实现[J]. *现代图书情报工作*, 2009, 178(5): 61–66.)
 - [16] HE Q. Advance in fuzzy clustering theory and application[J]. *Fuzzy Systems and Mathematics*, 1998, 12(2): 89–94. (何清. 模糊聚类分析理论与应用研究进展[J]. *模糊系统与数学*, 1998, 12(2): 89–94.)
-
- (上接第1132页)
- [11] SUN J, WALEED A. Palm vein recognition by combining curvelet transform and Gabor filter[C]// *Proceedings of the 8th Chinese Conference on Biometric Recognition*, LNCS 8232. Piscataway: IEEE Press, 2013: 314–321.
 - [12] YANG J, ZHANG X. Feature-level fusion of fingerprint and finger-vein for personal identification[J]. *Pattern Recognition Letters*, 2012, 33(5): 623–628.
 - [13] PREMALATHA K, KUMAR T A, NATARAJAN A M. A dorsal hand vein recognition based on local Gabor phase quantization with whitening transformation[J]. *Defence Science Journal*, 2014, 64(2): 59–167.
 - [14] MENG Z, GU X. Hand vein recognition using local block pattern[J]. *Electronics Letters*, 2013, 49(25): 1614–1615.
 - [15] KUMAR A, PRATHYUSHA K V. Personal authentication using hand vein triangulation and knuckle shape[J]. *Transactions on Image Processing*, 2009, 9(18): 2127–2136.
 - [16] WANG Y, LIAO W. Hand vein recognition based on feature coding[C]// *Proceedings of the 7th Chinese Conference on Biometric Recognition*, LNCS 7701. Piscataway: IEEE Press, 2012: 165–175.
 - [17] 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.
 - [18] WU K, LEE J, LO T, *et al.* A secure palm vein recognition system[J]. *Journal of Systems and Software*, 2013, 86(11): 2870–2876.
 - [19] XIAO R, YANG G, YIN Y, *et al.* Modified binary pattern for finger vein recognition[C]// *Proceedings of the 8th Chinese Conference on Biometric Recognition*, LNCS 8232. Piscataway: IEEE Press, 2013: 258–265.
 - [20] HU Y, WANG Z, YANG X, *et al.* Hand vein recognition based on the connection lines of reference point and feature point[J]. *Infrared Physics and Technology*, 2014, 62: 110–114.
 - [21] LIU S, TIAN Y, WAN C. Facial expression recognition method based on Gabor multi-orientation features fusion and block histogram[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2011, 37(12): 1455–1463. (刘帅师, 田彦涛, 万川. 基于Gabor多方向特征融合与分块直方图的人脸表情识别方法[J]. *自动化学报*, 2011, 37(12): 1455–1463.)
 - [22] TIKHONOV A H. Solve for ill-posed problems[M]. New York: John Wiley and Sons, 1979: 53–59.