

文章编号:1004-4213(2010)s1-0001- 5

基于支持向量机的近红外人脸与虹膜融合算法

何玉青,刘飞虎,冯光琴,陆亚,何欢

(北京理工大学 光电学院 光电成像技术与系统教育部重点实验室,北京 100081)

摘 要:提出了一种基于近红外人脸和虹膜的匹配层融合算法.该算法对近红外人脸运用小波变换结合二维主成分分析的特征提取方法和欧氏距离比较的匹配方法,对虹膜运用局部信息统计的分块编码方法和汉明距离比较的匹配方法,并在匹配层采用支持向量机策略对匹配分值进行融合,从而运用融合后的匹配分值进行决策.在一定规模的多模态数据库中进行了算法的验证,融合结果显示:基于支持向量机的近红外人脸和虹膜匹配层的融合,能够对较高的虹膜识别的准确率进一步提升,增强了系统识别率及鲁棒性.

关键词:机器视觉;融合;支持向量机;近红外人脸;虹膜

中图分类号:TP391.4

文献标识码:A

doi:10.3788/gzxb201039s1.0001

0 引言

生物特征识别是指通过计算机利用人体所固有的生理特征或行为特征来进行个人身份认证的一种技术.由于单一的生物特征用于身份鉴别时易受外界环境干扰或具有一定局限性,基于多生物特征融合的身份识别技术^[1-2]开始被关注,它可以提高识别系统的性能而成为当今生物特征识别的发展趋势之一. Dialog Communication Systems 公司于 1998 年推出了一款多生物特征身份识别系统 BioID,它利用人脸、声音以及唇动这三种生物特征来识别个人身份.文献[3]提出将人脸与虹膜两种生物特征融合与身份认证,采用了匹配层融合.有人在研究特征层融合的基础上结合二维 fisher 线性分析,提出一种人脸与虹膜特征融合与识别模型^[4].除此之外,在特征层也有多特征融合识别的研究^[5-6].对于这些基本都是基于可见光人脸与虹膜图像进行的,而基于近红外人脸和虹膜融合技术研究的报道较少.

近红外人脸和虹膜特征的融合是多模态特征融合中一种自然的方法.本文提出了基于支持向量机(Support Vector Machine, SVM)的近红外人脸与虹膜匹配层融合的身份识别方法.本方法有两大优点:其一,可以用同一设备获取近红外人脸和虹膜图像,从而简化操作步骤、缩短图像获取时间.这种便利的图像获取方法使产品小型化,成为多生物特征识别产品的必然趋势.其二,采用的特征提取方法简单有效,并且近红外照明的人脸和虹膜图像受外界光照的影响小,所以相对于可见光条件下相同的特征提

取方法有更高的识别率.

1 多特征融合模型

在人脸和虹膜的生物特征识别中,数据融合可以位于特征级、匹配级和决策级三个不同的层次.匹配层融合算法^[7]的实现是以单独生物特征的提取和匹配为基础.本文使用了基于小波变换的二维主成分分析(Two-Dimensional Principal Component Analysis, 2DPCA)方法和欧氏距离比较的近红外人脸特征提取和匹配方法,以及基于局部信息统计的虹膜分块编码方法和汉明距离比较的虹膜特征提取和匹配方法,分别得到近红外人脸和虹膜单生物特征识别流程中的特征提取和模式匹配的相应结果,再对匹配分值进行规范化处理,利用 SVM 规则进行融合,最后对融合后匹配分值利用阈值法进行判决.基于 SVM 的近红外人脸与虹膜融合算法模型如图 1.

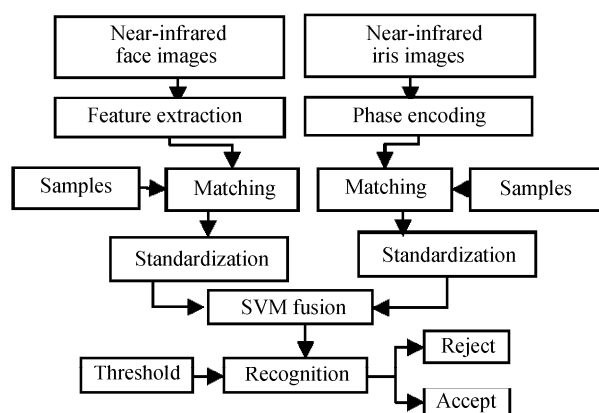


图 1 SVM 融合算法实现过程
Fig. 1 SVM fusion algorithm

基金项目:国家自然科学基金(No. 60905012、No. 60572058)资助

第一作者:何玉青(1977-),女,副教授,研究方向为生物特征识别、红外成像技术. Email: yuqinghe@bit.edu.cn

通讯作者:刘飞虎(1986-),男,硕士研究生,研究方向为生物特征识别、图像处理. Email: youxiangfeifei@163.com

收稿日期:2010-08-10;修回日期:2010-09-27

2 近红外人脸和虹膜的特征提取与模式匹配

近红外人脸和虹膜两种特征的提取和模式匹配采用独立的算法进行。

2.1 近红外人脸的特征提取与匹配

本文采用二维离散小波变换^[8]对近红外人脸图像进行处理. 二维小波信号的分解如图 2 所示, 它将一个二维信号(图像)逐层分解为一个近似分量和三个细节分量. 小波变换后取得的低频子带表现出了对近红外人脸表情和姿势的不敏感性, 即它模糊了近红外人脸的不同表情和不同姿势等引起的差异, 把低频子带作为样本再利用 2DPCA 进行特征提取.

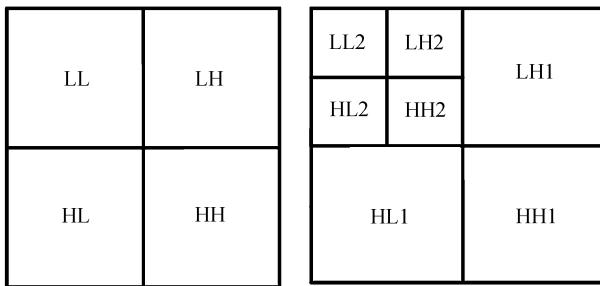


图 2 两层小波分解示意图

Fig. 2 Two layers of wavelet decomposition

2DPCA 算法^[9-10]以图像矩阵为分析对象, 构造协方差矩阵后, 求其特征值和特征向量, 然后选择较大特征值对应的特征向量作为最佳投影方向. 在识别阶段, 任一测试样本图像经过二维主成分分析算法投影处理后可获得一个投影矩阵, 计算该矩阵与训练样本的投影特征矩阵之间的距离, 根据最小距离可判断该测试样本图像所属的类别. 设任意两个特征矩阵 B_i 、 B_j 分别表示为: $B_i = [Y_1^{(i)}, Y_2^{(i)}, \dots, Y_d^{(i)}]$, $B_j = [Y_1^{(j)}, Y_2^{(j)}, \dots, Y_d^{(j)}]$, 其中 Y_1, Y_2, \dots, Y_d 为样本图像的主成分向量, d 为特征向量数目. 两矩阵间的距离 $d(B_i, B_j)$ 定义为

$$d(B_i, B_j) = \sum_{k=1}^d \|Y_k^{(i)} - Y_k^{(j)}\| \quad (1)$$

2.2 虹膜的特征提取与匹配

采用基于局部信息统计的编码方法^[11-12]进行虹膜特征提取. 把归一化的虹膜图像划分成大小相等的矩形块, 将当前图像块 Block_i 分别与整幅图像及右侧图像块的灰度均值和标准差进行比较, 比较结果用 0 或 1 表示, 得到其对应的 4 个编码位为 bit_i^1 、 bit_i^2 、 bit_i^3 、 bit_i^4 . 将 Block_1 至 Block_n 的编码位全部串接起来(设共分成 n 块), 就得到了能够表示纹理图像可区分特征的二进制虹膜代码, 记为 $\{\text{bit}_1^1, \text{bit}_1^2, \text{bit}_1^3, \text{bit}_1^4, \dots, \text{bit}_n^1, \text{bit}_n^2, \text{bit}_n^3, \text{bit}_n^4\}$. 图 3 给出了生成虹膜代码的示意图.

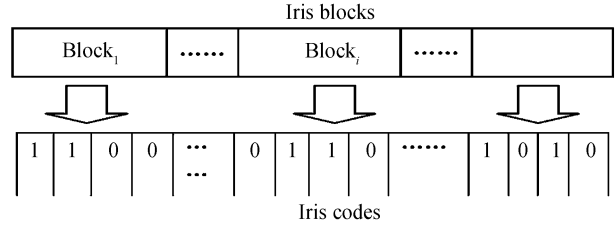


图 3 生成虹膜代码

Fig. 3 Generation of the iris code

虹膜分块编码得到能够有效地表示图像内部对应关系的二进制虹膜代码, 采用海明距离对不同的虹膜代码进行模式匹配. 设虹膜代码长度为 L 位, 则虹膜代码 A 和 B 之间的归一化汉明距离 H 可以表示为

$$H = \frac{1}{L} \sum_{j=1}^L A_j \oplus B_j \quad (2)$$

式中 A_j 和 B_j 分别表示虹膜代码 A 和 B 在第 j 位上的代码, “ \oplus ”表示异或运算.

3 基于 SVM 规则的匹配层融合

首先对虹膜与近红外人脸的匹配分值进行规范化, 然后再基于 SVM 规则进行融合.

3.1 匹配分值规范化

对近红外人脸和虹膜进行特征提取及匹配后, 对匹配分值进行规范化处理, 使其分布于相同的数值范围. 本文采用最小最大规范化对两类匹配得分值进行线性变换, 变换公式为

$$s_N = \frac{s - s_{\min}}{s_{\max} - s_{\min}}(b - a) + a \quad (3)$$

式中 s_N 为规范后匹配得分值; s 为规范前得分值; s_{\min} 和 s_{\max} 分别表示同类生物特征得分值的最小值和最大值; a 和 b 分别表示变换后区间的下限和上限, 具体应用时 a 和 b 分别设为 0 和 1.

3.2 基于 SVM 规则的融合方法

3.2.1 SVM 基本理论

SVM 的基本功能是处理两类问题. 其原理就是用由一定数量的支持向量决定的一个超平面来分离数据. 支持向量就是一个训练数据的子集, 该子集通常被用于定义两类数据的边界. 在无法用 SVM 分离两类问题的情况下, 它就用核函数将输入数据映射到高维特征空间, 然后在高维特征空间解决这个问题. 在高维特征空间中, 它就可以用线性超平面来分离.

数学上, 线性边界可根据式(4)表示为

$$\omega^T x + b = 0 \quad (4)$$

在一个分类问题中, 设法用训练数据来估计一个函数 $f: \mathcal{R}^m \rightarrow \{\pm 1\}$. 用 $x \in A, y = 1$ 表示 A 类点, 用 $x \in B, y = -1$ 表示 B 类点, $(x_i, y_i) \in \mathcal{R}^m \times \{\pm 1\}$

1}. 如果训练数据是线性可分的,那么就存在一对 $(\omega, b) \in \mathcal{R}^n \times \mathcal{R}$ 使得

$$\omega^T x + b \geq +1 \quad \text{for all } x \in A \quad (5)$$

$$\omega^T x + b \leq -1 \quad \text{for all } x \in B \quad (6)$$

其决策函数由式(7)给出

$$f_{\omega, b}(x) = \text{sign}(\omega^T x + b) \quad (7)$$

不等式约束(5)和(6)可合并成

$$y(\omega^T x + b) \geq 1 \quad \text{for all } x \in A \cup B \quad (8)$$

此时分类间隔等于 $2/\|\omega\|$, 使间隔最大等价于 $\|\omega\|^2$ 使最小. 满足条件式(4), 且使 $\|\omega\|^2/2$ 最小的分类面就叫做最优分类面. 转化为优化问题就是拉格朗日方程的求解, 且判断函数可写为

$$f(X) = \sum_{i=1}^N y_i a_i^* \langle X_i \cdot X \rangle + b^* \quad (9)$$

式中 (X_i, y_i) 为样本向量, $a_i \in \omega, b^*$ 为偏差值.

对于求解时, 引入核函数 k 可化简计算, 目标函数为 $H(a)$

$$\begin{aligned} \max H(a) &= \sum_{i=1}^N a_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N y_i y_j a_i a_j k \langle X_i \cdot X_j \rangle \\ \sum_{i=1}^N y_i a_i &= 0, a_i \geq 0, i=1, \dots, N \end{aligned} \quad (10)$$

判别函数为

$$f(X) = \sum_{i=1}^n y_i a_i^* k \langle X_i \cdot X \rangle + b^* \quad (11)$$

基于目标函数和判别函数进行 a^* 与 b^* 计算.

3.2.2 实现步骤

SVM 两类算法包括两部分, SVM 的训练和 SVM 分类.

SVM 训练: 输入两类训练样品向量 (X_i, y_i) ($i=1, 2, \dots, N$), $X \in \mathcal{R}^n, y_i \in \{-1, 1\}$, 类号分别 ω_1, ω_2 . 指定核函数类型, 经过计算得到最优 Lagrange 乘子 a^* 和偏差值 b^* .

SVM 分类: 输入待测样品 X . 利用训练好的 Lagrange 乘子 a^* 、偏差值 b^* 和核函数, 求解判别函数 $f(X)$. 根据 $\text{sgn}(f(X))$ 的值, 输出类别.

匹配层的融合分为两类: 一类是基于向量的匹配分数的融合; 另一类是基于数量的匹配分数的融合.

最后对融合后匹配分值利用阈值法进行判决判断同类匹配或异类匹配, 测试所有数据并对试验结果进行统计, 调整阈值, 并重复上面的过程, 最终可得到不同阈值下的多次试验结果.

4 实验结果与分析

实验中, 采用多模态生物库测试本文提出基于 SVM 的近红外人脸与虹膜融合算法的有效性, 并采用与单生物特征识别及各种融合策略的对比实验, 得出实验结果.

4.1 实验数据选择原则

因尚无公开的红外人脸数据库, 我们采用自行拍摄的近红外人脸图与 CASIA 虹膜数据库构成关联记录样本, 本图库包括 30 人共 300 个记录(每人 10 个记录, 每个记录包含一张人脸和一个虹膜). 近红外人脸图与对应的虹膜图像示例如图 4.

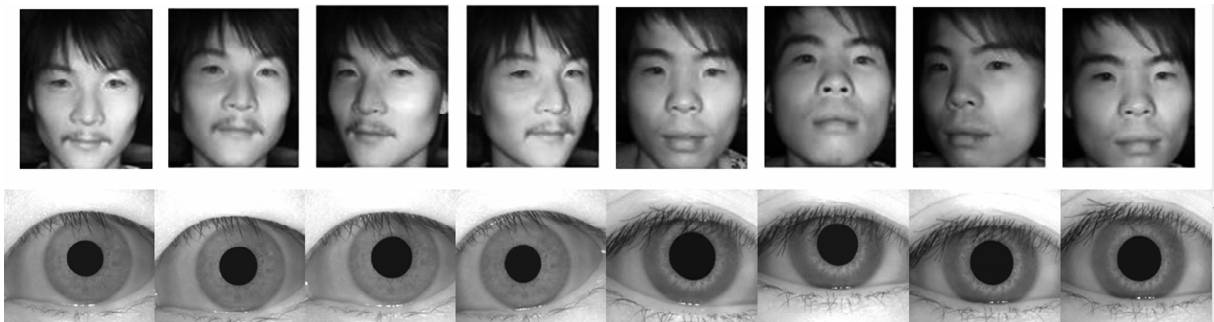


图 4 近红外人脸和虹膜图像
Fig. 4 Near-infrared face and iris images

实验时, 30 个人的多模态生物特征库分成两组: 选取每人的前 5 个记录共 150 个记录用于训练, 其余的 150 个记录用于测试. 训练或测试时, 同组中的所有记录两两进行匹配, 因此训练数据包括 300 次同类匹配和 10875 次异类匹配, 测试数据包括 300 次同类匹配和 10875 次异类匹配.

4.2 实验结果与分析

4.2.1 单特征识别与融合识别的比较

针对基于小波变换的 2DPCA 方法用于近红外

人脸识别, 通过小波分解层数对识别率影响的实验, 当小波基选择为 Db4, 小波分解层数为 2 时, 可以使识别率达到最高. 图 5 为单独近红外人脸识别、虹膜识别^[13-14]及 SVM 融合识别验证系统的接受者操作特性(Receiver Operating Characteristic, ROC)曲线比较图, 可以看出, 基于 SVM 融合识别精度最高, 而且明显好于近红外人脸和虹膜的识别精度.

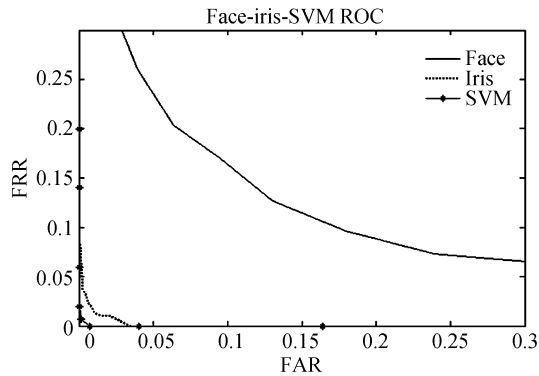


图5 人脸,虹膜和SVM融合的ROC曲线
Fig. 5 ROC curve of face,iris and svm fusion

4.2.2 各种融合策略的比较

为了验证 SVM 融合算法的性能,本实验采用动态加权规则、乘法规则、马氏规则、基于核的 fisher 规则同 SVM 规则进行实验比较.图 6 是各种融合策略的接受者操作特性 ROC 曲线比较图,可以看出,采用 SVM 策略融合的效果最好.

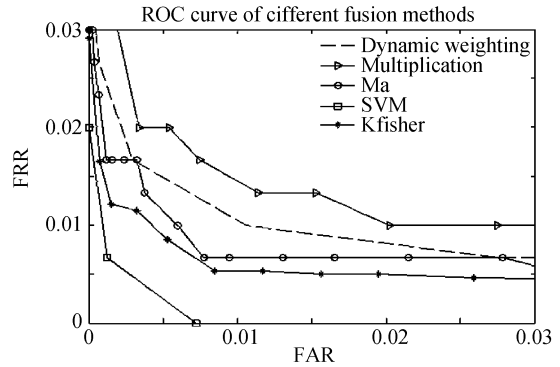


图6 各种方法的 ROC 曲线特性比较
Fig. 6 ROC curve of different fusion methods

4.2.3 各种方法的等错误率比较

表 1 为各种融合方法和单生物特征方法等错误率(Equal Error Rate,EER)比较表,通过比较可见,本文所采用基于 SVM 的融合方法比单一生物特征方法及其它融合规则在识别性能上有了明显提高,等错误率都有明显降低,这表明基于 SVM 的近红外人脸与虹膜融合可提高身份识别的精度及可靠性.

表 1 融合方法和单生物特征方法等错误率比较

Table 1 EER of fusion results and single-biometric

	Near-infrared face image	iris	Multiplication fusion	Dynamic weighting fusion	Ma-fusion	Kernel fisher fusion	SVM fusion
EER/(%)	12.83	1.78	1.46	1.32	1.25	0.69	0.41

5 结论

本文对多模态生物特征识别进行研究,提出了基于近红外人脸和虹膜的融合识别算法,运用 SVM 原则进行匹配层融合.采用 SVM 融合方法的等错误率比采用乘法、核 fisher 法、动态加权法以及马氏距离法都低,是一种有效的近红外人脸与虹膜的匹配层融合方法.融合方法对近红外人脸特征的成功引入,可以使得整个生物信息识别系统中更为稳健和友好,并且在整个性能上依然保持着虹膜识别很高的准确率水平.基于 SVM 的近红外人脸和虹膜在匹配层融合的身份识别系统提高了生物识别的效率,弥补了单生物识别系统不稳定、错误率较高、应用受限等缺点,具有很好的研究价值和应用前景.

参考文献

- [1] JAIN A K, ROSS A, PRABHAKAR S. An introduction to biometric recognition[J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2004, **14**(1): 4-20.
- [2] SHU Chang, DING Xiao-qing. Multi-biometrics fusion for identity verification[C]. *ICPR '06 Proceedings of the 18th International Conference on Pattern Recognition*, 2008, **4**: 493-496.
- [3] WANG Y H, TAN T N, JAIN A K. Combining face and iris biometrics for identity verification[C]. *Proceeding AVBPA'03 Proceedings of the 4th international conference on Audio- and video-based biometric person authentication*, Springer-Verlag Berlin, Heidelberg, 2003: 311-321.
- [4] HE Guo-hui, GAN Jun-ying, GAO Jian-hu, *et al.* A model

study for face and iris feature fusion and recognition[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2007, **35**(7): 1365-1371.

何国辉,甘俊英,高建虎,等.人脸与虹膜特征层融合模型的研究[J]. *电子学报*, 2007, **35**(7): 1365-1371.

- [5] WANG Zhi-fang, HAN Qi, NIU Xia-mu, *et al.* Feature level fusion of iris and face for personal identification[C]. *Proceeding ISNN 2009 Proceedings of the 6th International Symposium on Neural Networks; Advances in Neural Networks-Part III*, Springer-Verlag Berlin, Heidelberg, 2009: 356-364.
- [6] GUPTA P, RATTANI A, MEHROTRA H, *et al.* Multimodal biometrics system for efficient human recognition[C]. *SPIE*, 2006, **6202**, 62020Y
- [7] SCHMID N A, CUKIC B, KETKAR M, *et al.* Performance analysis of iris-based identification system at the matching score level[C]. *Proceedings (ICASSP '05). IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, 2005: 93-96.
- [8] GAO Shi-bo, CHENG Yong-mei, ZHAO Yong-qiang, *et al.* Infrared image denoising based on stationary wavelet transform using tensor[J]. *Acta Optica Sinica*, 2009, **29**(7): 1818-1823. 高仕博,程咏梅,赵永强,等.基于张量的平稳小波变换红外图像去噪[J]. *光学学报*, 2009, **29**(7): 1818-1823.
- [9] LU Chong, LIU Wang-quan, LIU Xiao-dong, *et al.* Double sides 2DPCA for face recognition[C]. *Proceeding ICIC '08 Proceedings of the 4th international conference on Intelligent Computing: Advanced Intelligent Computing Theories and Applications - with Aspects of Theoretical and Methodological Issues*, Springer-Verlag Berlin, Heidelberg, 2008: 446-459.
- [10] ZHENG Zhen, ZHANG Yan-xin, HU Ying-xin, *et al.* Distribution of images of same face under variant light conditions in independent component analysis subspace[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2008, **37**(5): 1067-1070. 郑震,张延妍,胡颖新,等.照明变化人脸图像在独立成分分析空间中的分布[J]. *光子学报*, 2008, **37**(5): 1067-1070.

- [11] YANG Hong-ying, HE Yu-qing, HOU Yu-shi, *et al.* An iris recognition method based on eliminating disturbance points in iris image[J]. *Acta Optica Sinica*, 2009, **29**(s1):119-124.
杨红影,何玉青,侯雨石,等. 基于消除图像干扰点的虹膜识别方法[J]. 光学学报, 2009, **29**(s1):119-124.
- [12] YUAN Wei-qi, XU Lu, LIN Zhong-hua. An iris block-encoding method based on statistic of local information[J]. *Acta Optica Sinica*, 2007, **27**(11):2047-2053.
苑玮琦,徐露,林忠华. 一种基于局部信息统计的虹膜分块编码方法[J]. 光学学报, 2007, **27**(11):2047-2053.
- [13] YUAN Wei-qi, FENG Qi, BAI Xiao-guang. Noise detection method of iris by using the 2D-Gabor filter [J]. *Acta Photonica Sinica*, 2010, **39**(2):369-374.
苑玮琦,冯琪,白晓光. 基于 2D-Gabor 滤波器的虹膜噪音检测方法[J]. 光子学报, 2010, **39**(2):369-374.
- [14] LIU Yang, LI Xia, WANG Na, *et al.* An improved iris location algorithm based on sampling to special regions of interesting (ROI) [J]. *Acta Optica Sinica*, 2008, **37**(6):1277-1280.
刘洋,李霞,王娜,等. 基于特定感兴趣采样的虹膜定位改进算法[J]. 光子学报, 2008, **37**(6):1277-1280.

Near Infrared Face and Iris Fusion Algorithm Based on Support Vector Machine

HE Yu-qing, LIU Fei-hu, FENG Guang-qin, LU Ya, HE Huan

(Key Laboratory of Photoelectronic Imaging Technology and System (Ministry of Education of China),
School of Optoelectronics, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China)

Abstract: Based on the near-infrared human face and iris, a fusion algorithm in the matching level was proposed. In the proposed algorithm, face was processed using two-dimensional principal component analysis (2DPCA) method based on wavelet transform for feature extraction and using Euclidean distance matching method for comparison. Iris was processed using the block-encoding method based on statistic of local information for feature extraction and using hamming distance matching method for comparison, was fused the match score using support vector machine (SVM) strategy in the matching level, and the fused matching score was used to make decision. The fusion algorithm was applied in a multi-model database, and the experimental results show that the SVM fusion algorithm in matching level combines the advantages of the original biometric and even expresses a higher strength of the total recognition rate, which enhances the robustness of the multi-biometrics recognition system.

Key words: Machine vision; Fusion; Support Vector Machine(SVM); Near infrared face; Iris