

文章编号: 2095-2163(2020)05-0026-04

中图分类号: TP391.4

文献标志码: A

基于进化策略的多模态生物特征融合识别研究

陈俊, 赵子恺, 朱梁俊

(中国计量大学 机电工程学院, 杭州 310018)

摘要: 在多生物特征融合领域, 利用线性加权的方法来进行多分类器融合已有了成熟的应用, 但是如何选择最优的权值组合仍然是一个值得研究的问题。本文提出了一种利用进化策略来训练分类器的可信度的权值的方法。相比无反馈的权值选取, 根据训练样本的识别正确率最大化原则进行训练, 最终得到的权值组合再加以识别, 可以得到更好的识别效果。仿真实验结果也验证了所提出的方法的有效性。

关键词: 多生物特征融合; 多分类器融合; 进化策略; 识别正确率

Research on Multimodal biometric Feature Fusion Recognition Based on Evolutionary Strategy

CHEN Jun, ZHAO Zikai, ZHU Liangjun

(College of Mechanical and Electrical Engineering, China Jiliang University, Hangzhou 310018, China)

[Abstract] In the field of multi-biological feature fusion, the use of linear weighting method for multi-classifier fusion has mature applications, but how to choose an optimal weight combination is still an existing problem. Therefore, this paper proposes a method that uses evolutionary strategies to train the weights of the credibility of the classifier. Compared with the selection of weights without feedback, using the principle of maximizing the accuracy of recognition based on the training samples to carry out the final combination of weights for recognition can achieve better recognition results. Simulation experiment results verify the effectiveness of the proposed method.

[Key words] Multi-biological feature fusion; multi-classifier fusion; evolutionary strategy; recognition accuracy

0 引言

近些年来, 传统的单模态生物特征识别技术的应用非常广泛, 例如人脸识别、虹膜识别、掌纹识别等, 但仅靠单模态的生物特征识别技术, 不能满足日益提高的安全性等要求^[1]。而多模态融合技术是将同一个生物的不同生物特征按照某种算法进行融合, 具有更强的区分性和安全性, 可以做出准确度更高的识别^[2]。1998年, Hong等人^[3]首次尝试将指纹和人脸的生物特征融合规则融合成一个整体进行识别, 识别精度有了很大幅度的提高。Jain等人^[4]提出了基于指纹、人脸和手型的多生物特征识别技术。Jing等人^[5]首次尝试了基于人脸和掌纹图像的融合识别技术。

本文选择人脸和掌纹两种生物特征进行融合。首先, 这两个特征具有唯一性, 每个人的特征都有所不同; 其次, 在被采集和识别的过程中, 对用户都没有隐私性, 更加容易被接受。同时, 两个特征可以采用相同的采集装置, 例如一个普通摄像机就可以实现人

脸和掌纹特征的采集, 成本较低。在特征融合方面, 采用在决策层使用改进的线性加权的方法将各分类器的识别结果融合, 得出最终的识别结果。

1 识别算法

1.1 生物特征提取

在图像处理和模式识别领域中, 主成分分析 (principal component analysis, PCA), 又称为 K-L 变换, 被认为是最成功的线性鉴别分析方法之一^[6]。因为用摄像头采集到的人脸和掌纹特征都是基于图像的提取, 所以对这两个生物特征都利用 PCA 来进行降维处理, 完成生物特征提取, 供后续比对识别^[7-8]。

首先将一幅 $M \times N$ 的人脸或掌纹图像变换成一个大小为 $M \times N$ 维的列向量。假设我们的训练图像库中有 n 个训练样本, x_i 为第 i 个图像形成的图像向量, 则测试样本的协方差矩阵为公式(1):

$$S_r = \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(x_i - \bar{x})^T \quad (1)$$

其中, \bar{x} 为训练样本的平均图像向量;

作者简介: 陈俊 (1995-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向: 图像处理、物联网技术; 赵子恺 (1976-), 男, 博士, 教授, 主要研究方向: 物联网技术; 朱梁俊 (1996-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向: 物联网技术。

通讯作者: 赵子恺 Email: zzk@cjl.u.edu.cn

收稿日期: 2020-05-07

$$\bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i. \quad (2)$$

由K-L变换原理可知,新的特征空间坐标系由协方差矩阵 S_T 的非零特征值对应的特征向量所组成。假设协方差矩阵 S_T 的秩为 R , 特征值为 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_R (\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_R)$, 对应的特征向量分别为 $\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_R$ 。如果直接使用所有的特征向量来构建特征空间,会导致计算过于复杂,影响系统运行速度,所以只要选择包含信息量较大的特征向量来构建即可。本文选择前 $m (m < R)$ 个较大的特征值对应的特征向量来构建新的投影矩阵 $W_m = [\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_m]$, 来完成数据降维。通过计算信息量的方法来确定 m 的大小,保证剩余的特征向量所包含的信息大于一定的阈值 e 。一般 e 为 85% 到 95% 之间。计算公式(3):

$$e_i = \frac{\sum_{j=1}^m \lambda_j}{\sum_{j=1}^R \lambda_j} \geq e. \quad (3)$$

得出了的投影矩阵 W_m 后,将训练样本向量与平均图像向量的差值矢量投影到新构建的特征空间上,计算公式(4):

$$\Omega_i = W_m^T (x_i - \bar{x}) (i = 1, 2, \dots, n). \quad (4)$$

识别某张人脸或掌纹时,首先将人脸或掌纹图像 μ 投影到已构建的特征空间,得到待识别的图像的特征向量,计算公式(5)。再根据投影后的特征向量进行分类。

$$\Omega_T = W_m^T (\mu - \bar{x}) (i = 1, 2, \dots, n). \quad (5)$$

1.2 最近邻分类器分类

利用PCA从原始图像提取出特征向量后,再利用最近邻分类器进行分类,即待测人脸特征向量 Ω_T 与每类训练样本的均值向量的欧式距离来进行分类,距离越小,置信度越高。由于后续需要进行各生物特征分类结果的融合操作,传统的最近邻分类器输出的结果无法进行运算。因此进行了如下改进:将欧式距离转换为后验概率,对人脸特征和掌纹特征分别计算出识别类别的后验概率,进行加权融合操作,再根据Bayes判决规则,后验概率最大的样本分类即为最终的判决结果。

假设训练样本库中共有 M 类,每类有 N 张训练图片。首先计算训练样本库中每类训练样本的特征向量的均值向量,公式(6):

$$\Omega_k = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \Omega_i (k = 1, 2, \dots, M). \quad (6)$$

再计算待测图像的特征向量与上述每类的均值

向量的欧式距离 d_k , 公式(7):

$$d_k^2 = \|\Omega_T - \Omega_k\|^2 (k = 1, 2, \dots, M). \quad (7)$$

根据文献[9]提出的后验概率的估计公式(8)将欧式距离转换成后验概率。

$$P(T \in k) = \frac{1}{M-1} \frac{\frac{\infty}{\text{cl}}}{\frac{\infty}{\text{cl}}} - \frac{d_k}{\sum_{j=1}^M d_k} \frac{\ddot{\circ}}{\ddot{\circ}}, (j = 1, 2, \dots, M). \quad (8)$$

后验概率即待测图像属于第 k 类的置信度。

经过上述运算,可以得出对单个生物特征进行验证的置信度。而后将对上述计算的结果进行线性加权融合,得出最终的识别结果。

2 基于进化策略的融合算法

2.1 进化策略简介

进化策略是一种模拟自然进化过程搜索最优解的方法,其在使用过程中无需依赖于问题的具体领域,并且不受目标函数形式的约束^[10-11]。进化策略和神经网络方法相比,计算量小,训练时间短。和遗传算法相比,有很多方面(如编码,几个函数的选取)的灵活性。因此利用进化策略对权值参数进行自适应调整,可以提高识别的准确性和环境适应性。适应度越高的个体获得保留下来进行下一次循环机会的几率就越大^[12]。通过循环,种群中的个体将一直向着适应度越来越高的方向进化繁殖,直到达到终止条件,获取到满足条件的最优解。

2.2 进化策略在多生物特征融合中的应用

采用线性加权的方法在决策层对多生物特征的识别结果进行融合,输出最终的结果,但权值选取的合适与否对结果的准确性有着巨大的影响。现有的线性加权法一般的权值选取都是固定的,在识别环境发生变化或者某种生物特征信息不够准确的情况下,识别结果的准确性会受到很大的限制。因此采用进化策略的方法,根据反馈训练来权值参数,使权值达到最适应识别条件的状态。

首先,要确定种群中每个个体的表达方式。因为有人脸和掌纹两种生物特征,所以每个个体选用 $2 * 1$ 的向量来表示。向量中的两个值分别代表人脸和掌纹作为识别特征进行分类的分类器的权值,这两个权值都在 0 到 1 之间并且和为 1。设定初始种群中有 K 个个体。这 K 个个体中第一个的权值都是 0 到 1 之间的随机数,后一个权值通过 1 减去第一个权值得出。这样就得到了初代种群 R_0 。

$$R_0 = \{(m_1, n_1), (m_2, n_2), \dots, (m_k, n_k)\}. \quad (9)$$

其次,是适应度函数的选取。系统最终要做到通过人脸和掌纹两种生物特征进行准确识别出对应的

人,所以采用在训练集合上的准确率作为适应度函数。例如对于某个个体 m_i, n_i 的适应度 F_i , 从训练集合中的每一类中取出 N 个样本作为测试样本,用 m_i 和 n_i 作为分类器权值,对测试样本进行分类,统计分类结果的准确率作为适应度。

最后,需要通过重组和变异从初始种群中产生新的子代。重组算子采用中值重组的方法。从父代中随机取 M 对个体,例如: $(m_p, n_p), (m_q, n_q)$, 则经过重组产生新的个体 $((m_p + m_q)/2, (n_p + n_q)/2)$ 。接下来是变异过程,在重组产生的新个体加上父代种群中再随机取多个个体执行变异,对取出来的个体的第一个权值加上一个 -0.1 到 $+0.1$ 之间的随机数,第二个权值加上第一个权值加的值的相反数,保证权值的和为 1,这样就完成了重组和变异的过程,产生了新的个体。将新产生的个体和父代种群放到一起,对每个个体计算适应度,按照适应度大小进行排序,保留适应度较高的 K 个个体作为新一代,继续进行重组和变异的过程,直至达到需要达到的准确率或达到设定的循环次数。上述算法的时间复杂度为 $O(n^2)$ 。通过进化策略算法的迭代,达到最优的权值 (m_e, n_e) 后,对人脸和掌纹特征通过最近邻分类器输出的置信度进行线性加权融合,得到最终的结果,即样本 T 属于类别 k 的置信度为:

$$P(T \in k) = m_e * P_f(T \in k) + n_e * P_p(T \in k). \quad (10)$$

其中, m_e, n_e 分别为人脸和掌纹对应的权值, $P_f(T \in k)$ 和 $P_p(T \in k)$ 分别为通过人脸特征和掌纹特征的比对输出的样本 T 属于 k 的置信度。

假设置信度阈值为 0.8。若测试样本 T 属于类别 k 的置信度超过 0.8,则我们认为样本 T 属于 k 。

3 实验结果与分析

为了测试本方法在实现身份验证中的性能,采用 ORL 人脸数据库和香港理工大学的掌纹公开库 (PolyU Palmprint database) 进行融合识别实验。ORL 人脸库包含 40 人,共 400 张面部图像。ORL 人脸数据库中一个采集对象的全部样本库中,每个采集对象包含 10 幅经过归一化处理的灰度图像,图像尺寸均为 92×112 ,图像背景为黑色。采集对象的面部表情和细节均有变化,所以可以比较好的作为测试集和训练集,部分图片见图 1。香港理工大学掌纹公开库是掌纹识别领域里广泛使用的基准数据库,部分图片见图 2。从掌纹公开库中也取 40 人,每人 6 幅掌纹图像与 ORL 人脸库中 40 个人的 6 幅人脸图像进行绑定,作为测试集合和训练集合。

选取 40 人 120 个记录用于训练,通过训练得到

生物特征融合函数,即人脸和掌纹对应的两个最优权值 (m_e, n_e) 。剩余的 40 人 120 个记录用来测试。测试集合中,类间匹配的次数即匹配的总次数为 $120 \times 119 = 14\ 280$ 次,类内匹配的次数为 $3 \times 2 \times 40 = 240$ 次。根据训练得出的权值对两种特征进行融合,得出最终的置信度即匹配得分,利用设定的阈值来对最后融合得出的匹配得分进行判断,得出最终的识别结果。通过调整阈值可以得到多组实验结果。同时利用单生物特征即掌纹识别和人脸识别方法在上述测试集合中进行同样的测试。



图 1 ORL 中的部分人脸样本图像

Fig. 1 Some face image samples in ORL



图 2 香港理工大学掌纹公开库中的部分样本图像

Fig. 2 Some image samples in PolyU Palmprint database

图 3 是根据测试结果得出的受试者工作特征曲线,可以直观的表达本文所提出的算法与其他单生物特征识别算法的表现对比。表 1 是本文的融合算法与单掌纹识别和单人脸识别算法的等错误率 (Equal Error Rate, EER) 对比。

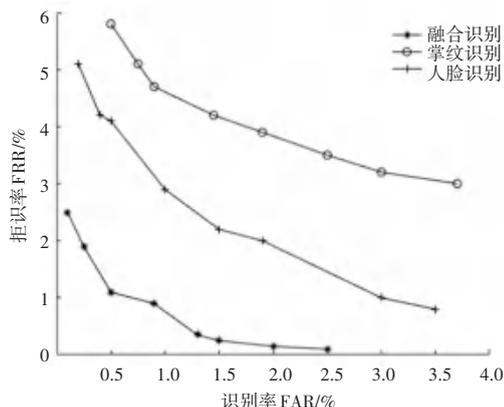


图 3 融合算法与单生物特征方法的 ROC 特性比较

Fig. 3 Comparison of ROC characteristics between fusion algorithm and single biometric method

表1 融合算法与单生物特征方法的 EER 比较

Tab. 1 Comparison of EER between fusion algorithm and single biometric method

	融合	人脸	掌纹
ERR/%	1.05	1.93	3.12

分析图3和表1的结果可以看出,融合方法使得识别系统的等错误率下降至1.05%,较单人脸和单掌纹识别分别下降了0.88%和2.07%,表明多生物特征融合识别方法在识别性能上较单生物特征有明显的提高。

4 结束语

利用融合算法对人脸和掌纹生物特征融合进行身份识别,可以提高身份识别的准确性。利用线性加权对人脸和掌纹的匹配得分进行融合时,利用进化策略的方法通过训练对权值进行自适应调整相比于固定权值有更强的环境适应性,可以有效提高系统的鲁棒性和身份识别的准确率。

参考文献

- [1] ZHENG FANG, ROZI A, WANG RENYU, et al. Overview of biometric recognition technology [J]. Journal of Information Security Research, 2016, 2(1): 12-26.
- [2] SANJEKAR P S, PATIL J B. An overview on multimodal biometrics[J]. Signal and Image Processing, 2013, 4(1): 57-

64.

- [3] HONG LIN, JAIN A K. Integrating faces and fingerprints for personal identification [J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1998, 20(12): 1295-1307.
- [4] JAIN A K, ROSS A. Learning user-specific parameters in a multibiometric system[C] //Proc of the 9th Int Conf on Image Processing. Picataway, NJ: IEEE, 2002: 57-60.
- [5] JING XIAOYUAN, YAO YONGFANG, ZHANG D, et al. Face and palmprint pixel level fusion and kernel DCV-RBF classifier for small sample biometric recognition [J]. Pattern Recognition, 2007, 40(11): 3209-3224
- [6] 黄昉,刘金琨,张宝昌. 推广的PCA及其在人脸识别中的应用[J]. 微型机与应用, 2010, 11(22): 49-57.
- [7] 李跃飞. 基于PCA模型的人脸图像纹理特征高精度识别方法[J]. 科技通报, 2019, 35(7): 135-138.
- [8] 刘明珠,武琪,李昌. 基于2DDPCA的人脸识别算法[J]. 电视技术, 2016, 40(1): 122-126.
- [9] XU L, KRZYSAK A, SUEN C Y. Methods of combining multiple classifiers and their applications to handwriting recognition [J]. IEEE Trans Syst Man Cybern. 2002, SMC-22(3): 418-435.
- [10] LI Xin, ZHANG Hu, SONG Shenmin. A decomposition based multiobjective evolutionary algorithm with self-adaptive mating restriction strategy [J]. International Journal of Machine Learning and Cybernetics, 2019, 10(11): 3017-3030.
- [11] 郭德龙,夏慧明,周永权. 基于改进进化策略的线性参数估计方法[J]. 广西科学, 2010, 17(4): 318-320.
- [12] 陈有青,徐蔡星,钟文亮,等. 一种改进选择算子的遗传算法[J]. 计算机工程与应用, 2008, 44(2): 44-45.

(上接第25页)

基于模型驱动的Web服务组合方法的分为3个主要步骤:

(1)建模。根据业务需求使用UML服务模型和UML业务流程模型对Web服务和业务流程建模。

(2)转换。从UML服务模型中转化得到Web服务的WSDL和代码框架,以及服务语义描述。从UML业务流程模型中转换得到抽象流模板和流程伙伴契约。

(3)绑定。通过契约和服务描述基于本体语义的匹配,确定业务流程需要绑定的Web服务,并将流程模板转换为可执行的BPEL4WS流程上。

4 结束语

面向服务的体系结构是技术和架构的自然进化。软件系统开发的集成性、封装性和简便性是开发大型系统的必然要求和发展趋势。本文通过对SOA体系结构介绍,分析论证Web服务组合实现原理及其框架结构,总结了当前主流的Web服务组合方法,并对方法的实现原理和优缺点进行阐述。

Web服务的主要思想是处在服务组合体系中的每个实体都是服务,这些服务通过网络发布一个

可调用的API接口,方便其他服务的调用。而Web服务组合则是将服务按照一定的规则有次序调用执行。因此,如何准确发现和描述Web服务,如何使服务组合描述过程更加清晰简洁,以及如何对Web服务组合过程模型构建领域都有待深入研究。

参考文献

- [1] 程忠岗. 基于SOA的工作流研究[D]. 中国矿业大学, 2015.
- [2] 吴丹. 基于SOA工作流管理系统研究与应用[D]. 广东工业大学, 2008.
- [3] 李景霞,侯紫峰. web服务组合综述[J]. 计算机应用研究, 2005(12): 4-7.
- [4] Nikola Milanovic, Miroslaw Malek. Current Solutions for Web Services Composition [J]. IEEE Internet Computing, 2004: 51-59.
- [5] Web服务: BPEL4WS专题[EB/OL]. <http://www-900.ibm.com/developerWorks/cn/W/ebservices/ws-theme/ws-bpe1.shtm.l>
- [6] Web服务: WSDL专题[EB/OL]. <http://www-900.ibm.com/developerworks/cn/W/ebservices/ws-intwddl/part1/index.shtm.l>
- [7] OWL-S 1.1 Release [EB/OL]. <http://www.dam.l.org/services/owl-s/1.1>.
- [8] 赵晨婷. 基于模块驱动的Web服务组合方法[D]. 西安电子科技大学, 2009.