

利用粒子群优化的人脸特征提取识别算法

温浩¹, 郭崇慧²

(1. 西安电子科技大学综合业务网理论及关键技术国家重点实验室, 710071, 西安;

2. 大连理工大学系统工程研究所, 116024, 辽宁大连)

摘要: 针对如何提高人脸图像识别率问题, 提出了利用粒子群优化(PSO)的人脸特征提取识别算法. 采用小波变换和张量主成分分析(PCA)方法对人脸图像进行特征提取, 利用 PSO 对提取的特征进行加权处理, 根据特征的每一维元素的聚类正确率进行优化选择, 从而达到对人脸提取关键性特征的目的. 实验结果表明, 所提算法能减小光照、表情和姿态变化的影响, 在英国曼彻斯特科技大学人脸数据库上的识别率比张量 PCA 方法提高了 12.75%.

关键词: 小波变换; 张量主成分分析; 粒子群优化; 人脸识别

中图分类号: TP391.41 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-987X(2010)04-0048-04

Face Recognition with Features Extraction Based on Particle Swarm Optimization

WEN Hao¹, GUO Chonghui²

(1. State Key Laboratory of Integrated Service Networks, Xidian University, Xi'an 710071, China; 2. Institute of Systems Engineering, Dalian University of Technology, Dalian, Liaoning 116024, China)

Abstract: A face recognition algorithm with optimal features extraction based on particle swarm optimization (PSO) is proposed to enhance the recognition rate. Features of each face image are extracted by using the wavelet transformation and the tensor principal component analysis (PCA) algorithm. Weights of the features' elements are then determined using PSO according to the right clustering rate of each element, so that the object to extract the key features of the faces can be realized. Experimental results on the UMIST database show that the impact of changes in expression, light and posture can be reduced by the proposed algorithm, and that the recognition ratio is increased by 12.75% compared with tensor PCA.

Keywords: wavelet transforms; tensor principal component analysis; particle swarm optimization; face recognition

人脸识别是模式识别领域的一个研究热点^[1-2], 并且具有广泛的应用前景. 如何提取人脸图像的特征是人脸识别的关键因素. 常用的人脸特征提取方法是基于统计特征的^[2], 其经典算法是主成分分析(PCA)方法^[3]. 文献[4-5]针对 PCA 提出了二维 PCA(2DPCA)方法, 近年来又出现了其他基于 PCA 的改进方法, 其中张量 PCA(Tensor PCA)是一种效果较好的方法^[6-7], 文献[6]还证明了 2DPCA 是

张量 PCA 的一种特例. 如果直接对人脸图像进行特征提取, 会受到光照不均、表情变化等因素的干扰, 人脸图像的维数较高, 还需做降维预处理. 小波变换具有良好的局部时(空)频分析特性, 具有下二采样性质^[8], 能够消除图像中的干扰, 进行降维维护, 所以被广泛应用于人脸图像的特征提取^[9-10].

研究发现, 对所提特征的每一维元素赋予适当的权值, 亦即进行优化选择, 会进一步提高识别率,

然而需要优化的权值较多,权值的数值变化规律难以用数学模型准确描述.如果采用人工试凑法或网格搜索法确定权值,计算量会很大,而且很难逼近最优解^[11].粒子群优化算法(PSO)是一种全局搜索方法,它需要调节的参数少,无需考虑数据的维数和搜索模型的形式,能获得最优解^[11].因此,本文提出基于 PSO 的有效人脸特征提取方法,即首先用小波和张量 PCA 提取人脸图像特征,然后用 PSO 对已提取的特征进行处理,以确定权值,从而达到人脸识别的目的.

1 人脸图像特征提取

原始人脸图像存在着光照、表情、饰物变化等因素的干扰^[10],而且图像的维数比较高,要进行预处理,以降低图像的维数、消除干扰,因此需选用小波变换作为预处理工具.图像经过小波变换后得到 4 个子图:低频(LL)子图、垂直方向高频(LH)子图、水平方向高频(HL)子图和对角方向高频(HH)子图.每个子图的长宽为原图的 1/2.后续的若干层小波变换都是基于上一层的 LL 子图进行的.图 1 给出了一个人的 2 幅人脸图像的原图和其一层小波变换的子图.



(a)第 1 幅人脸原图 (b)图 1a 的 LL 子图



(c)第 2 幅人脸原图 (d)图 1c 的 LL 子图

图 1 一个人脸 2 幅图像及其上一层小波变换子图

从图 1 可以看出,这 2 幅原图有明显的饰物差别和细微的表情差异,但在 LL 子图中这些差别不明显. LL 子图对原始图像的预处理效果比较好,所以本文只对 LL 子图做进一步的特征提取.为了得到有效的特征,可采用张量 PCA 方法提取 LL 子图的特征.张量 PCA 方法能够提取出图像的低维张量子空间特征,而在特征提取过程中却未破坏图像的几何空间结构,所以能获得比 PCA 方法和 2DPCA

方法更好的特征提取效果^[6].

对于灰度图像的特征提取,张量 PCA 方法的基本思想可概括为:求解 n 个大小均为 $\mathbf{X}_i \in \mathbf{R}^{C \times H}$ 的图像(C 和 H 分别表示图像 $\mathbf{X}_i$ 的长和宽)投影矩阵 $\mathbf{U}$ 和 $\mathbf{V}$ ($\mathbf{U} \in \mathbf{R}^{C \times l}$, $\mathbf{V} \in \mathbf{R}^{H \times m}$),并通过投影矩阵对 $\mathbf{X}_i$ 进行计算,得到一个新的二阶张量

$$\mathbf{Y}_i = \mathbf{U}^T \mathbf{X}_i \mathbf{V} \in \mathbf{R}^{l \times m} \quad (1)$$

$\mathbf{Y}_i \in \mathbf{R}^{l \times m}$ (l 和 m 分别表示矩阵 $\mathbf{Y}_i$ 的行数和列数).

设 $\mathbf{Y}_i$ 的均值 $\mathbf{Y}_M = \frac{1}{n} \sum \mathbf{Y}_i$, 则 $\mathbf{Y}_i$ 和 $\mathbf{Y}_M$ 满足

$$\max \sum_{i=1}^n \|\mathbf{Y}_i - \mathbf{Y}_M\| = \max \sum_{i=1}^n \left\| \mathbf{U}^T \mathbf{X}_i \mathbf{V} - \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \mathbf{U}^T \mathbf{X}_i \mathbf{V} \right\| \quad (2)$$

其中 $\mathbf{U}$ 、 $\mathbf{V}$ 的最佳解为 $\mathbf{U}^*$ 、 $\mathbf{V}^*$, $\mathbf{U}^*$ 、 $\mathbf{V}^*$ 可通过迭代计算得到(文献[6, 12-13]给出了 $\mathbf{U}^*$ 、 $\mathbf{V}^*$ 的求解过程).

设 $\{\mathbf{X}_{\text{Tr}_i} | i=1, \dots, n\}$ 为经过预处理的训练样本图像集, n 为训练样本数; $\{\mathbf{X}_{\text{Te}_j} | j=1, \dots, m\}$ 为经过预处理的测试样本图像集, m 为测试样本数. 据此, 本文张量 PCA 方法的特征提取过程可概括为: 根据 $\{\mathbf{X}_{\text{Tr}_i} | i=1, \dots, n\}$, 得到投影矩阵 $\mathbf{U}^*$ 、 $\mathbf{V}^*$; 按照式(1)对 $\{\mathbf{X}_{\text{Tr}_i} | i=1, \dots, n\}$ 中的每一幅图像进行计算, 得到训练样本特征矩阵集合 $\{\mathbf{Y}_{\text{Tr}_i} | i=1, \dots, n\}$; 对 $\{\mathbf{X}_{\text{Te}_j} | j=1, \dots, m\}$, 利用 $\mathbf{U}^*$ 、 $\mathbf{V}^*$ 按照式(1)进行相应计算, 得到测试样本特征矩阵集合 $\{\mathbf{Y}_{\text{Te}_j} | j=1, \dots, m\}$.

2 基于 PSO 的特征优化选择

经过特征提取后得到的特征中的每一维元素在识别中所起的作用有所不同, 对这些元素赋予适当的权值可以进一步提高识别率. 由于权值的个数与任意特征矩阵中的元素个数相同, 所以权值可以矩阵形式记为 $\mathbf{W}$, 而 $\mathbf{W}$ 的最优解为 $\mathbf{W}^*$. $\mathbf{W}$ 中的元素个数很多, $\mathbf{W}$ 和 $\mathbf{W}^*$ 之间也没有确切的数学模型来描述, 所以利用传统的人工试凑法和网格搜索法很难找到最优解, 为此本文采用粒子群优化算法(PSO)来获得 $\mathbf{W}^*$.

PSO 算法确定 $\mathbf{W}^*$ 的基本思想为: 设 m 个粒子 $\{Z_1, Z_2, \dots, Z_m\}$ 在与 $\mathbf{W}$ 的维数相同的空间中进行搜索, 每个粒子 Z_i 的位置为 $\mathbf{W}$ 的一个解, 即 Z_i 的位置是和 $\mathbf{W}$ 的维数相同的矩阵; 根据每个粒子的位置来确定该粒子的适应度函数值. 粒子适应度函数值的确定方法如下: 首先用 $\{\mathbf{Y}_{\text{Tr}_i} | i=1, \dots, n\}$ 的每一

个元素和对应 Z_i 位置的每一维元素相乘,记为 $\mathbf{W} \cdot \times \mathbf{Y}_{\text{Tr}_i}$ (“ $\cdot \times$ ”表示矩阵 $\mathbf{W}$ 的每一维元素和 $\mathbf{Y}_{\text{Tr}_i}$ 中的每一维元素相乘, $\mathbf{W} \cdot \times \mathbf{Y}_{\text{Tr}_i}$ 的维数与 $\mathbf{Y}_{\text{Tr}_i}$ 的维数相同);然后对此时的 $\mathbf{W} \cdot \times \mathbf{Y}_{\text{Tr}_i}$ 进行聚类,得到训练样本的聚类正确率.其实,粒子 Z_i 的适应度函数值就是聚类正确率,每个粒子在自身求解过程中得到的最好适应度所对应的粒子的位置为局部最优解(记为 p_{id}),所有粒子在局部最优解中的最高适应度值所对应的解为全局最优解(记为 p_d),每个粒子的运动速度为 $\{\mathbf{V}_1, \mathbf{V}_2, \dots, \mathbf{V}_m\}$ ($\mathbf{V}_i$ 也是与 $\mathbf{W}$ 的维数相同的矩阵).传统的粒子群算法一般通过迭代来调整每个粒子的速度和位置,即

$$v_{id}(t+1) = \omega v_{id}(t) + \eta_1 r_1 (p_{id} - z_{id}(t)) + \eta_2 r_2 (p_d - z_{id}(t)) \quad (3)$$

$$z_{id}(t+1) = z_{id}(t) + v_{id}(t+1) \quad (4)$$

式中: $v_{id}(t+1)$ 为第 i 个粒子的速度在 $t+1$ 次迭代中的第 d 维的元素值; $z_{id}(t+1)$ 为第 i 个粒子的位置在 $t+1$ 次迭代中第 d 维的元素值; ω 为惯性权重; η_1, η_2 为常数; r_1, r_2 为 $0 \sim 1$ 之间的随机数.

为防止 PSO 算法出现早熟或陷入局部极小化,本文参照文献[14]给出 PSO 粒子速度更新公式,即

$$v_{id}(t+1) = \omega v_{id}(t) + \eta_1 r_1 (p_b - p_{id}(t)) + \eta_2 r_2 (p_g - p_{id}(t)) + \eta_3 r_3 (p_a - p_{id}(t)) \quad (5)$$

$$\omega = \omega_{\max} - t \frac{\omega_{\max} - \omega_{\min}}{8} \quad (6)$$

式(5)中: p_a 项为粒子当前局部最优解的平均值^[14],利用它可防止 PSO 算法出现早熟或陷入局部极小化; p_b 为粒子当前局部最优解.本文设置 $\omega_{\max}$ 为 1, $\omega_{\min}$ 为 0,这样可以使粒子初始时在较大的数值范围进行搜索,接近最优解时在较小的数值范围进行搜索.根据经验, $\eta_1 \sim \eta_3$ 为 2, $r_1 \sim r_2$ 为 $0 \sim 1$ 的随机数. ω 的范围为 $[0, 1]$,如果 ω 的某一维值在迭代过程中大于 1 或小于 0,则置为 1 或 0.

当所有粒子迭代完成后,或者其位置不再发生变化,此时得到的 p_g 即为所求的最优解 $\mathbf{W}^*$.

最优权值 $\mathbf{W}^*$ 确定后, $\{\mathbf{Y}_{\text{Tr}_i} | i=1, \dots, n\}$ 的每一维值和对应权值相乘便得到 $\mathbf{W}^* \cdot \times \mathbf{Y}_{\text{Tr}_i}$,同样利用 $\{\mathbf{Y}_{\text{Te}_j} | j=1, \dots, m\}$ 可得到 $\mathbf{W}^* \cdot \times \mathbf{Y}_{\text{Te}_j}$. 训练样本图像特征矩阵与测试样本图像特征矩阵之间的距离为

$$D = \text{dis}(\mathbf{W}^* \cdot \times \mathbf{Y}_{\text{Te}_j}, \mathbf{W}^* \cdot \times \mathbf{Y}_{\text{Tr}_i}) \quad (7)$$

其中 $\text{dis}(\cdot)$ 算子的计算方法如下.

假设 $\mathbf{X} \in \mathbf{R}^{C \times H}$, $\mathbf{Y} \in \mathbf{R}^{C \times H}$, 则有

$$\text{dis}(\mathbf{X}, \mathbf{Y}) = \sum_{i=1}^C \left(\sum_{j=1}^H (x_{ij} - y_{ij})^2 \right)^{1/2} \quad (8)$$

根据式(8)采用最近邻方法便可进行图像特征识别.

3 实验结果与分析

本文在 ORL、UMIST 和自建库上进行了对比实验,对比的算法包括:本文算法(算法 1)、张量 PCA 算法(算法 2)、结合小波变换和张量的 PCA 算法(算法 3). 实验环境: IBM R51e 笔记本电脑. 编程语言: MATLAB 7.4.

3.1 ORL 库上的实验结果与分析

ORL 库是英国剑桥大学制作的,其中包含 40 个人,每人 10 幅 112×92 像素的人脸图像,每张图像有表情、姿态、光照和角度的变化.本文从每个人中随机选取 5 幅或 8 幅图像组成训练样本集,余下的图像作为测试样本集.实验进行了 10 次,最后的识别率为 10 次实验结果的平均值,如表 1 所示.

表 1 ORL 库上不同算法的识别率比较

算法	训练样本数	特征维数	识别率/%
算法 1	5	14×6	96.73
	8	3×10	99.63
算法 2	5	4×2	93.30
	8	5×7	97.25
算法 3	5	5×11	93.75
	8	15×7	98.83

由表 1 可见,本文算法的识别率大于其他 2 种相关算法,算法 3 的识别率高于算法 2 的识别率.可见,对图像进行小波变换能起到良好的预处理效果,而在此基础上进行 PSO 调节权值可进一步提高识别率.当训练样本为 5 时,本文方法的识别率达到了 96.73%;当训练样本为 8 时,本文方法的识别率接近 100%.

3.2 UMIST 库上的实验结果与分析

UMIST 库由英国曼彻斯特科技大学制作,该库包含 20 个人的信息.本文把每个人中的前 20 幅图像归一化为 112×92 像素进行实验,并随机选取前 20 幅图像中的 10 幅或 16 幅进行训练,剩余的图像作为测试所用,最终的识别率为 10 次实验结果的平均值,如表 2 所示.

可以看出,表 2 中的识别率比表 1 中的低,尤其是在训练样本数较少的情况下.这是因为: UMIST 库中的图像角度变化非常大,每个人的前 10 幅图像可以看作是人脸正面图像,而后 10 幅图像可以看作是人脸侧面图像.从表 2 还可以看出,算法 1 在 10 个训练样本时的识别率仍然比其他 2 种算法高,比

算法 2 提高了 12.78%,比算法 3 提高了 8.28%,可见本文算法能较好地抗角度变化的干扰.

3.3 自建库上的实验结果与分析

自建库是笔者从所在的实验室采集制作的,共 11 个人,每个人有 6 幅 520×400 像素的人脸图像,每张图像的表情、角度和饰物都有变化. 本文采用 2 折交叉验证算法进行实验,结果如表 3 所示.

表 2 UMIST 库上不同算法的实验结果

方法	训练样本数	特征维数	识别率/%
算法 1	10	15×2	88.53
	16	10×5	99.50
算法 2	10	8×3	75.75
	16	12×3	95.02
算法 3	10	4×6	80.25
	16	2×10	96.70

表 3 自建库上不同算法的实验结果

方法	训练样本数	特征维数	识别率/%
算法 1	3	4×49	87.87
算法 2	3	5×10	81.80
算法 3	3	7×9	83.33

从表 3 可以看出,在自建库上算法的识别率较低. 这是因为:自建库中人脸图像的表情、姿势、角度、饰物变化很大,而且训练样本数比较少. 但是,算法 1 的识别率仍然比其他 2 种算法高,相对于算法 2、算法 3 识别率分别提高了 7.07%和 4.54%.

4 结束语

人脸识别是模式识别学科中的研究热点. 如何有效地对人脸图像进行特征提取是人脸识别的关键. 本文提出了一种新的人脸识别方法,其结合了小波变换、PSO 算法、张量 PCA 算法,对人脸图像能够提取出可有效识别的关键特征. 在 ORL 库、UMIST 库和自建库上的实验表明,本文算法获得了比较高的识别率,特别是在 UMIST 库上,识别率比算法 2 提高了 12.75%.

参考文献:

[1] CHELLAPPA R, WILSON C L, SROHEY S. Human and machine recognition of faces: a survey [J]. Proc IEEE, 1995, 83 (5): 705-740.

[2] 刘青山,卢汉青,马颂德. 综述人脸识别中的子空间方法 [J]. 自动化学报, 2003, 29(16): 900-911.

LIU Qingshan, LU Hanqing, MA Songde. A survey: subspace analysis for face recognition [J]. Acta Automatica Sinica, 2003, 29(16): 900-911.

[3] 高全学,潘泉,梁彦,等. 基于描述特征的人脸识别研究 [J]. 自动化学报, 2006, 32(3): 386-391.

GAO Quanxue, PAN Quan, LIANG Yan, et al. Face recognition based on expressive features [J]. Acta Automatica Sinica, 2006, 32(3): 386-391.

[4] YANG Jian, ZHANG D, ALEJAND F, et al. Two-dimensional PCA: a new approach to appearance-based face representation and recognition [J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2004, 26(1): 131-137.

[5] YANG Jian, LIU Chengjun. Horizontal and vertical 2DPCA-based discriminate analysis for face verification on a large-scale database [J] IEEE Trans on Information Forensics and Security, 2007, 2(4): 781-792.

[6] XU Dong, YAN Shuicheng, ZHANG Lei. Concurrent subspace analysis [C]//Proceedings of the 2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2005: 203-208.

[7] ZHANG Xinsheng, GAO Xinbo, WANG Ying. Microcalcification clusters detection with tensor subspace learning and twin SVMs [C]//IEEE Proceedings of the 7th World Congress on Intelligent Control and Automation. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2008: 1758-1763.

[8] MALLAT S G. A theory for multiresolution signal decomposition the wavelet representation [J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1989, 11(7): 674-693.

[9] ZHANG Guoyun, PENG Shiyu, LI Hongmin. Combination of dual-tree complex wavelet and SVM for face recognition [C]//IEEE Proceedings of the 7th International Conference on Machine Learning and Cybernetics. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2008: 2815-2819.

[10] ZHOU Xiaofei, SHI Yong. Affine subspace nearest points classification algorithm for wavelet face recognition [C]//IEEE World Congress on Computer Science and Information Engineering. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2009: 684-688.

[11] EBERHART R C, KENNEY J. A new optimizer using particle swarm theory [C]//Proceeding of the 6th International Symposium on Micro Machine and Human Science. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 1995: 39-43.

[12] HE Xiaofei, CAI Deng, NIYOGI P. Tensor subspace

- analysis [M] // Advance in Neural Information Processing System 18. Cambridge, MA, USA: MIT, 2006; 249-256.
- [13] TAO Dacheng, LI Xuehong, WU Xindong, et al. General tensor discriminant analysis and Gabor features for gait recognition [J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2007, 29 (10): 1700-1715.
- [14] 王峰, 刑科义, 徐小平. 系统辩识的粒子群优化方法 [J]. 西安交通大学学报, 2009, 43(2): 116-120.
WANG Feng, XING Keyi, XU Xiaoping. A system identification method using particle swarm optimization [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2009, 43 (2): 116-120.

(编辑 苗凌)