

可变光照下彩色多维人脸图像自动识别方法研究

张泊平

(许昌学院 信息工程学院,河南 许昌 461000)

摘 要: 光照变化和环境噪声会引起人脸识别正确率下降,为了有效地解决这一问题,需要进行可变光照下彩色多维人脸图像自动识别.但是采用当前的方法进行人脸图像自动识别时,收敛速度慢,极易陷入局部极小,存在识别误差较大的问题.为此,提出一种基于粒子群优化神经网络的可变光照下彩色多维人脸图像自动识别方法.该方法先利用小波变换获取人脸图像的低频分量,用二维鉴别分析(2DLDA)方法提取人脸图像低频分量的线性鉴别特征,利用粒子群优化 BP 神经网络进行分类识别,并在 AR 和 Yale2 个人脸数据库中验证了所提方法的可行性.实验仿真证明,所提方法识别精度较高,有效减弱了光照不均匀对人脸识别的影响.

关键词: 可变光照;人脸图像;识别

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1000—7180(2017)05—0128—04

Research on Automatic Recognition of Color Multi Dimensional Face Images Under Variable Illumination

ZHANG Bo-ping

(School of Information Engineering, Xuchang University, Xuchang 461000, China)

Abstract: The illumination changes and environmental noise cause facial recognition accuracy will be reduced, in order to effectively solve this problem, need to be multidimensional variable light color face image automatic identification. But with the current method for automatic face image recognition, slow convergence speed, easy to fall into local minimum, the existence question of error identification. For this, put forward a based on particle swarm optimization neural network of variable light color multidimensional automatic face image recognition method. The method using wavelet transform to obtain first face image of low frequency component, using two-dimensional differential analysis (2 dllda) algorithm to extract the face image linear differential characteristics of low frequency component, using particle swarm optimization and BP neural network for classification and recognition and in ORL face database verify the feasibility of the proposed method. Experimental simulation show that the proposed method the identification accuracy is higher, effectively reduces the influence of uneven illumination in face recognition.

Key words: variable illumination; face image; identification

1 引言

目前,随着图像识别技术水平的不断提升,人脸识别技术被广泛的应用于监控、航空、交通等多个行业领域的建设中^[1-3].在人脸识别技术中,识别精度的主要影响因素是光照.有许多发达国家进行的实验研究表明相同人的人脸图像在不同的光照条件

下,人脸识别系统极易出现误判,大大降低了人脸识别率^[4-6].而可变光照下彩色多维人脸图像优化识别方法可以用二维鉴别分析(2DLDA)方法提取人脸图像低频分量的线性鉴别特征,利用粒子群优化 BP 神经网络进行分类识别,同时也成为了业内人士所关注的焦点课题,结果很令人满意^[7].

文献[8]提出一种基于支持向量机的可变光照

下彩色多维人脸图像自动识别方法。该方法先将人脸图像样本多类问题的类别环形排列,逐次进行对称划分,构造纠错编码输出矩阵,在此基础上组建人脸的特征空间,以此为依据完成对可变光照下彩色多维人脸图像自动识别。该方法较为简单,但是存在识别误差大的问题。文献[9]重点讨论一种基于相对熵的可变光照下彩色多维人脸图像自动识别。该方法先融合于图像分割原理确定人脸识别的特征阈值,但是采用当前的方法进行人脸图像自动识别时,收敛速度慢,极易陷入局部极小,存在识别误差较大的问题。文献[10]讨论了一种基于改进混沌理论的可变光照下彩色多维人脸图像自动识别方法。该方法先融合于混沌理论搜索人脸图像信息熵,设定人脸图像特征惯性权重上限值。该方法识别精度较高,但是存在稳定性较差的问题。

针对上述问题,提出一种基于粒子群优化神经网络的可变光照下彩色多维人脸图像自动识别方法。实验仿真证明,所提方法识别精度较高,有效减弱了光照不均匀对人脸识别的影响。

2 可变光照下彩色多维人脸图像识别原理

在对可变光照下彩色多维人脸图像优化识别过程中,对训练样本集中的各个人脸图像矩阵进行奇异值分解,提取训练样本的奇异值特征,对每个样本的奇异值特征向量进行降维,以此为依据完成对可变光照下彩色多维人脸图像识别。具体的步骤如下详述。

假设,由 X_{TRi} 代表经过预处理的训练样本图像集, n 代表训练样本数, X_{TEj} 代表经过预处理的测试样本图像集, m 代表测试样本数,提取训练样本的奇异值特征:

$$\omega(E) = \frac{m \otimes X_{TRi}}{X_{TEj} \times (m, n) \times \alpha} \otimes U \otimes P \quad (1)$$

式中, U 、 P 分别代表图像的旋转不变性和镜像变换不变性; α 代表奇异值分解的数量。

假设,由 T 和 μ 分别代表图像特征的投影矩阵, Y_{TRi} 代表训练样本特征矩阵集, Y_{TEj} 代表测试样本特征矩阵集合,则利用式(2)对每个样本的奇异值特征向量进行降维:

$$r(p, Q) = \frac{T \otimes Y_{TEj}}{\mu \times Y_{TRi}} \otimes I_{gen} \times \Omega^k \quad (2)$$

式中, I_{gen} 代表人脸空间投影的权值向量; Ω^k 代表每一幅人脸图像权值之间的欧氏距离。

假设,由 λ 代表人脸图像特征样本的类别数, ξ_i

代表 i 样本点对应的输出, δ 代表特征样本的类别符号,则利用式(3)对奇异值的分量重新排列:

$$\eta(w) = \frac{w(E) \otimes r(p, Q)}{\lambda \otimes \xi_i} \otimes \frac{\delta \otimes \varepsilon(E) \times \kappa}{\sigma \mp \rho} \quad (3)$$

式中, $\varepsilon(E)$ 代表训练集中正脸的个数, κ 代表频率域变量; σ 、 ρ 分别代表原始图像像素的最大值和最小值。

假设,由 R^D 代表原特征空间, H'' 代表高维的特征空间, $k(x_i, y_i)$ 代表核函数, $k(x_i'', y_i'')$ 代表任意的对称函数, φ 、 γ 、 ζ 代表可调参数,则利用径向基函数将人脸图像特征数据映射至给定的高维特征区域,用式(4)表述:

$$\rho(w_0, b_0) = \frac{R^D \times H'' \times k(x_i'', y_i'')}{\{\varphi, \gamma, \zeta\} \times k(x_i, y_i)} \Phi(w) \quad (4)$$

式中, $\Phi(w)$ 代表非线性变换函数。

假设,由 w 和 b 代表权向量和偏置, ξ^* 代表分类误差, w^* 代表决策函数, $z_i^T z_i$ 代表特征空间中的一个内积, $\psi(x)$ 代表核函数,则利用式(5)获取人脸图像特征的最优分类面:

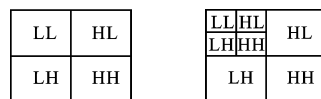
$$f^*(x) = \frac{z_i^T z_i \times \psi(x)}{(w, b) \otimes \xi^*} \times \frac{\kappa \mp w^*}{\rho(w_0, b_0)} \times \rho(w_0, b_0) \quad (5)$$

综上所述可以说明,可变光照下彩色多维人脸图像识别原理,利用该原理可以完成对可变光照下彩色多维人脸图像识别。

3 基于粒子群优化神经网络的人脸图像识别

3.1 人脸图像低频分量的线性鉴别特征的提取

在对可变光照下彩色多维人脸图像优化识别过程中,将小波变换原理定义为空间与时间相融合的局部变换,依据小波变换,图像信号会被分解成很多具有不同空间分辨率、不同方向特征的子带图像信号。在表述一副图像信号时,其二进制小波变换相当于分别沿着 X 方向和 Y 方向经由不同的一维滤波器滤波获取的低频和高频子带图像。小波变换示意如图1所示。



(a) 一层小波变换 (b) 多层小波变换

图1 小波变换示意图

图1中, LL代表图像在水平和垂直方向的低频

信息;HL 代表图像的水平高频信息和垂直低频信息;HH 会表述图像的水平垂直高频信息。

假设,由 C 代表人脸图像的类别数量, A_{ij} 代表 $m \times 1$ 维图像矩阵,将 A_{ij} 定义为第 i 类的第 j 个样本。则 $\bar{A}^i$ 代表 C 类样本各自的类内均值, $\bar{A}$ 代表 C 类样本总均值,利用式(6) 计算出 S_w 代表的 C 类样本整体类内离散度矩阵:

$$S_w = \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^{n''} \frac{A \times I \times (\bar{A}^i - \bar{A}) \otimes A_{ij} \times \{m \times 1\}}{w_{opt} \times N' \times \{A^1, A^2, A^3, \dots, A^C\}} \quad (6)$$

以式(6) 的计算结果为依据,利用式(7) 计算出 S_b 代表的 C 类样本整体类间离散度矩阵:

$$S_b = \sum_{i=1}^c (\bar{A}^i - \bar{A})(\bar{A}^i - \bar{A}) \quad (7)$$

假设,由 W 代表人脸特征空间, W^T 代表任意特征值所对应的特征向量,则利用式(8) 定义 $J(w)$ 代表的 2DLDA 准则函数:

$$J(w) = \frac{W^T S_b W}{W^T S_w W} \quad (8)$$

为了促使投影后的人脸线性鉴别特征具有最优的分类性能,利用 $J(w)$ 促使 W_{opt} 代表的最优投影向量最大,利用式(9) 给出人脸图像特征的最优投影矩阵:

$$S_b S_w^{-1} W_{opt} = \frac{\lambda W_{opt} \otimes J(w)}{S_b} \quad (9)$$

式中, λ 代表最优投影矩阵的最大特征值。

3.2 基于特征分类的人脸图像优化识别

在对可变光照下彩色多维人脸图像优化识别过程中,以 3.1 节获取的人脸图像特征的最优投影矩阵 $S_b S_w^{-1} W_{opt}$ 为依据,利用粒子群理论初始化 BP 神经网络参数,获取变光照下彩色多维人脸图像特征最优分类,以此为依据完成对可变光照下彩色多维人脸图像自动识别。具体的步骤如下详述。

假设, M^* 代表训练样本的总数, y_{ji}^d 和 y_{ji} 分别代表第 i 个样本的第 j 个网络输出节点的理想输出值和实际输出值, N'^* 代表输出层节点数,以 3.1 节获取的人脸图像特征最优投影矩阵 $S_b S_w^{-1} W_{opt}$ 为依据,则利用式(10) 将神经网络实际人脸图像特征分类样本输出值与期望输出值间均方差作为适应度:

$$J = \frac{1}{2M^*} \sum_{i=1}^{N'^*} \sum_{j=1}^{M^*} (y_{ji}^d - y_{ji}) \otimes S_b S_w^{-1} W_{opt} \quad (10)$$

对每个粒子个体,将 P_{best} 代表的个体极值适应度和个体当前适应度相比较。假设,由 t 代表当前迭

代的次数,利用式(11) 和式(12) 更新自身的速度和位置:

$$v_{kd}^{t+1} = \omega v_{kd}^t + c_1 r_1 (p_{kd}^t - x_{kd}^t) + c_2 r_2 (p_{gd}^t - x_{kd}^t) \quad (11)$$

$$x_{kd}^{t+1} = \frac{\{x_{kd}^t + v_{kd}^t\} \times \{P_{best}, g_{best}\} * J}{v_{kd}^{t+1}} \quad (12)$$

式中, ω 代表惯性权重; c_1 和 c_2 代表学习因子; r_1 和 r_2 是介于随机数; v_{kd}^t 和 x_{kd}^t 分别为粒子 i 在第 t 次迭代中第 d 维的速度和位置; p_{kd}^t 代表粒子 i 在第 d 维的个体极值的位置; p_{gd}^t 代表群体在第 d 维的全局最优极值的位置。

以上阐述为依据,获取 g_{best} 的最优解,并将其映射 BP 网络初始值和权值,利用式(13) 表述:

$$g(u, v) = \frac{g_{best} \times x_{kd}^{t+1}}{v_{kd}^{t+1}}(\iota) \quad (13)$$

式中, ι 代表频域变换因子。以式(13) 的计算结果为依据,可以完成对可变光照下彩色多维人脸图像自动识别。

4 实验仿真证明

为了证明提出的基于粒子群优化神经网络的可变光照下彩色多维人脸图像自动识别方法有效性需要进行一次实验。实验数据来源于 AR 和 Yale 人脸数据库。在 matlab7.0 环境下搭建可变光照下彩色多维人脸图像自动识别仿真实验平台。对于 AR 数据库,选取保存在前 5 张 CD 上全部人脸图像,这些图像选自 155 张不同的人脸。识别时,分别选用 6×155 张人脸用来训练,剩下的 133 张人脸进行测试。而对于 Yale,选用全部 20 个人的全部 185 幅图像进行实验。在识别时,分别采用 10×20 张人脸用来训练,将剩余的 20 张用来测试。

4.1 不同方法识别效果对比

分别采用本文所提基于粒子群优化神经网络方法和文献[8]提出的相对熵方法进行可变光照下彩色多维人脸图像自动识别,对比 2 种不同方法进行可变光照下彩色多维人脸图像自动识别的效果,对比结果见图 2~4。

从图 2~4 中可以分析说明,利用本文方法进行可变光照下彩色多维人脸图像自动识别的效果要高于文献[8]提出的相对熵方法进行可变光照下彩色多维人脸图像识别的效果,这主要是因为利用本文方法进行可变光照下彩色多维人脸图像自动识别时,利用小波变换获取人脸图像的低频分量,从而保障了本文方法进行可变光照下彩色多维人脸图像自



图 2 原图



图 3 使用本文方法进行图像识别效果

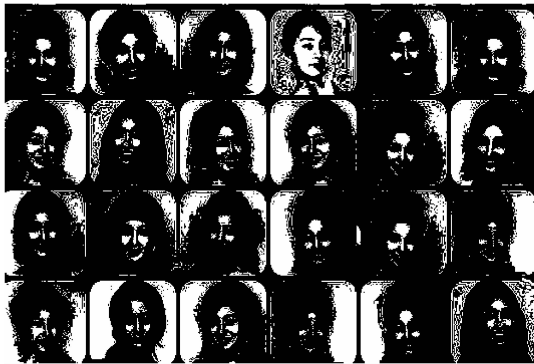


图 4 使用文献[8]中方法进行图像识别的效果

动识别的效果。

4.2 不同方法的识别率对比

分别采用 2DPCA+最近邻, 2DLDA+最近邻, 2DLDA+SVM, LDA+SVM 和本文方法进行可变光照下彩色多维人脸图像自动识别实验, 比较不同方法进行可变光照下彩色多维人脸图像自动识别的识别率, 对比结果见图 5。

从图 5 中可以分析得出, 利用本文方法进行人脸图像识别的识别率要远超于其他几种方法进行人脸图像识别的识别率, 这主要是因为利用本文方法进行可变光照下彩色多维人脸图像自动识别时,

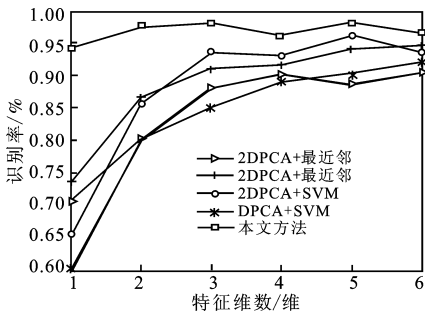


图 5 不同方法的识别效率对比

利用粒子群优化 BP 神经网络进行分类识别, 提升了本文方法进行人脸图像识别的识别率。

实验仿真证明, 所提方法识别精度较高, 有效减弱了光照不均匀对人脸识别的影响。

5 结束语

针对采用当前的方法进行人脸图像自动识别时, 收敛速度慢, 极易陷入局部极小, 存在识别误差较大的问题, 提出一种基于粒子群优化神经网络的可变光照下彩色多维人脸图像自动识别方法。实验仿真证明, 所提方法识别精度较高, 有效减弱了光照不均匀对人脸识别的影响。

参考文献:

[1] 杜兴, 王雅梦, 郑剑, 等. 光强倒色度空间的彩色人脸光照预处理[J]. 重庆大学学报, 2015, 38(4): 172-176.

[2] 江龙强, 林志贤, 姚剑敏, 等. 复杂光照下的视频人脸检测与识别研究[J]. 电视技术, 2015, 39(7): 91-95.

[3] 杜明, 赵向军. 改进 Retinex 的光照变化人脸图像增强算法[J]. 计算机科学, 2016, 43(2): 105-108.

[4] 刘成云, 常发亮, 陈振学, 等. 融合改进参考白和稀疏网络的彩色人脸检测[J]. 仪器仪表学报, 2014, 35(4): 820-826.

[5] 熊维, 张乐飞, 杜博. 一种基于多维正交判别子空间投影的人脸识别方法[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2015, 40(5): 583-587.

[6] 戴乐, 王凯凯, 朱烨. 基于多重分形和改进 BP 算法的环境图像识别[J]. 电子设计工程, 2016, 24(17): 167-170.

[7] 杜海顺, 张旭东, 金勇, 等. 基于 Gabor 低秩恢复稀疏表示分类的人脸图像识别方法[J]. 电子学报, 2014, 42(12): 2386-2393.

[8] 周亮基, 李庆武, 霍冠英, 等. 基于 NSCT 和仿生模式的人脸图像识别方法[J]. 激光与光电子学进展, 2015, 52(3): 126-133.

参考文献:

- [1] Adomavicius G, Tuzhilin A. Toward the next generation of recommender systems: a survey of the state-of-the-art and possible extensions[J]. IEEE Transactions on Knowledge & Data Engineering, 2005, 17(6): 734-749.
- [2] Bokde D, Girase S, Mukhopadhyay D. Matrix Factorization model in collaborative filtering algorithms: a survey [J]. Procedia Computer Science, 2015, 49(1): 136-146.
- [3] Yin F, Wang Z, Tan W, et al. Sparsity-tolerated algorithm with missing value recovering in user-based collaborative filtering recommendation [J]. 2013, 15(10): 4939-4948.
- [4] Bobadilla J, Serradilla F, Bernal J. A new collaborative filtering metric that improves the behavior of recommendersystems [J]. Knowledge-Based Systems, 2010, 23(6): 520-528.
- [5] Lin H, Yang X, Wang W, et al. A performance weighted collaborative filtering algorithm for personalized radiology education [J]. Journal of Biomedical Informatics, 2014, 51:107-113.
- [6] 施风仙,陈恩红. 结合项目区分用户兴趣度的协同过滤算法[J]. 小型微型计算机系统, 2012, 33(7): 1533-1536.
- [7] 韦素云,业宁,朱健,等. 基于项目聚类的全局最近邻的协同过滤算法[J]. 计算机科学, 2012, 39(12): 149-152.
- [8] Wu Yekui, Yao Jianrong, et al. Collaborative filtering based on multi-level item category system [J]. Journal of Convergence Information Technology, 2012, 7(7): 64-71.
- [9] 祝奇伟,陈家琪. 一种改进相似度计算方法的协同过滤推荐算法[J]. 信息技术, 2015, 22(3): 13-16.
- [10] 荣辉桂,火生旭,胡春华,等. 基于用户相似度的协同过滤推荐算法[J]. 通信学报, 2014, 35(2): 16-24.
- [11] 杨兴耀,于炯,吐尔根·依布拉音,等. 基于信任模型填充的协同过滤推荐模型[J]. 计算机工程, 2015, 41(5): 6-13.
- [12] 肖晓丽,钱娅丽,李旦江,等. 基于用户兴趣和社交信任的聚类推荐算法[J]. 计算机应用, 2016, 36(5): 1273-1278.
- [13] 冯永,陈显勇. 基于评分信息量的协同过滤算法研究[J]. 计算机工程与应用, 2013, 49(20): 198-201.
- [14] 方耀宁,郭云飞,扈红超,等. 一种基于 Sigmoid 函数的改进协同过滤推荐算法[J]. 计算机应用研究, 2013, 30(6): 1688-1691.

作者简介:

王志虎 男, (1974-), 博士研究生, 副教授. 研究方向为物联网、传感网、网络安全. E-mail: tigger_wang@163.com.

黄曼莹 女(壮族), (1978-), 副教授. 研究方向为计算机应用技术.

(上接第 131 页)

- [9] 王亚南,苏剑波. 基于图像合成的多姿态人脸图像识别方法[J]. 模式识别与人工智能, 2015, 28(9): 848-856.
- [10] 曾璐,鲁海荣,罗璐,等. 基于 RPCA 与低秩投影的有遮挡人脸识别 [J]. 计算机仿真, 2015, 32(10): 420-425.

作者简介:

张泊平 女, (1975-), 硕士, 副教授. 研究方向为计算机视觉、图像处理、虚拟现实. E-mail: iebopingzhang@163.com.