

基于 Gabor 小波与 Memetic 算法的人脸识别方法

周家锐^{1,2,3}, 纪震^{2,3}, 沈琳琳^{2,3}, 朱泽轩^{2,3}, 陈思平^{1,2}

(1. 浙江大学生物医学工程与仪器科学学院, 浙江杭州 310027; 2. 深圳大学计算机与软件学院, 广东深圳 518060;
3. 深圳市嵌入式系统设计重点实验室, 广东深圳 518060)

摘要: 提出一种基于 Gabor 小波与 Memetic 算法的人脸识别方法 MA-Gabor(Memetic Algorithm-Gabor). 算法使用一组特定的 Gabor 小波滤波器对人脸图像重要区域进行针对性的特征提取运算, 可在较短处理时间内获得更具区分能力的识别数据. 为提升识别性能, MA-Gabor 引入 Memetic 算法用于 Gabor 小波滤波器组的优化设计. 实验结果表明, Memetic 算法可获得比传统优化方法更佳的设计效果. 通过将优化设计的 Gabor 小波滤波器组用于人脸图像的特征提取, MA-Gabor 算法可取得比现有人脸识别方法更高的识别率.

关键词: 人脸识别; Gabor 小波; Memetic 算法

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 0372-2112 (2012)04-0642-05

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.3969/j.issn.0372-2112.2012.04.004

Face Recognition Using Gabor Wavelets and Memetic Algorithm

ZHOU Jia-rui^{1,2,3}, JI Zhen^{2,3}, SHEN Lin-lin^{2,3}, ZHU Ze-xuan^{2,3}, CHEN Si-ping^{1,2}

(1. College of Biomedical Engineering and Instrument Science, Zhejiang University, Hangzhou, Zhejiang 310027, China;

2. College of Computer Science and Software Engineering, Shenzhen University, Shenzhen, Guangdong 518060, China;

3. Shenzhen Key Laboratory of Embedded System Design, Shenzhen, Guangdong 518060, China)

Abstract: A Gabor wavelet and Memetic algorithm based face recognition technique named MA-Gabor is proposed in this paper. MA-Gabor can attain more distinctive features with less computational time by using particular Gabor wavelet filters in the feature extraction on specific areas of the face image. The Memetic algorithm is introduced in optimizing the Gabor wavelet filters' design in MA-Gabor. Experimental results show that the Memetic algorithm can achieve better design than conventional optimization approaches. The MA-Gabor algorithm, using optimized Gabor wavelet filters in feature extraction, attains higher recognition rate than state-of-the-art face recognition techniques.

Key words: face recognition; Gabor wavelet; Memetic algorithm

1 引言

人脸识别是生物特征识别技术的重要组成部分,其算法简明、可靠度高,可广泛应用于安防、金融、出入境等众多领域^[1],具有显著的研究价值.

目前人脸识别算法主要基于图像的特征子空间数据,通过使用维数较低的特征矢量替代维数较高的原始图像进行判定^[2]. 1991年 M. Turk 等^[3]提出了特征脸(Eigenfaces)识别方法,使用主成分分析(Principal Components Analysis, PCA)对人脸图像特征进行提取,获得了较好的识别效果. 特征脸算法被认为奠定了基于特征子空间人脸识别方法的基础. 2000年 J. Tenenbaum 等^[4]提出了基于测地内点距离(Geodesic Interpoint Distances)的 I-

somap 算法. 通过衡量沿流形结构连接两点的最短曲线距离, Isomap 可更为有效地揭示人脸图像中的非线性特征信息,提升识别能力. 2000年 S. Roweis 等^[5]提出了基于局部线性嵌入(Locally Linear Embedding, LLE)的人脸识别方法,可最大程度地保存面部图像的局部线性结构. 2006年 C. Samir 等^[6]将面部曲线立体数据用于流形学习,提出了基于三维图像的人脸识别算法. 尽管算法识别率有所提高,但其使用的三维面部数据须由专用设备获取,影响了实际应用. 2008年 Z. Liu 等^[7]提出了一种基于混合色彩频率特征(Hybrid Color and Frequency Features, CFF)的人脸图像识别算法. 2010年 P. Zhang 等^[8]将二维复小波变换(2-Dimension Complex Wavelet Transform, 2D-CWT)用于视频中人脸图像的特征提取,可

获得身份区分能力更佳的特征数据,从而提升算法的识别率.

基于 Gabor 小波的人脸识别方法最早由 M Lades 等^[9]提出,使用一组二维 Gabor 小波滤波器(称为特征提取 Gabor 小波滤波器组)用于面部图像特征子空间数据的提取.由于其出色的识别性能,基于 Gabor 小波的人脸识别方法迅速获得学术界的广泛重视,出现了一系列改进算法.传统基于 Gabor 小波的人脸识别方法往往需要对面部图像进行二维卷积运算以提取特征数据,其计算量较大,严重影响了识别速度.为解决这一问题,2006 年 L. Shen 等^[10]将基于 MutualBoost 的广义判别分析(Generalized Discriminant Analysis, GDA)引入 Gabor 特征数据的选取,提出了改进的 MutualGabor-GDA 算法.通过使用局部卷积运算代替传统 Gabor 小波识别中的全脸图像卷积, MutualGabor-GDA 有效降低了计算复杂度,提升了识别速度.但另一方面, MutualGabor-GDA 使用一组手动预设的 Gabor 小波进行特征提取.此滤波器组无法保证为最优选择,从而在一定程度上影响了识别效果.

为解决这一问题,本文使用 Memetic 算法(Memetic Algorithm, MA)^[11]优化设计用于人脸特征提取的 Gabor 小波滤波器组,提出了改进的 MA-Gabor 识别方法. Memetic 算法是近年提出的一种混合式计算智能优化方法框架.通过结合种群的全局搜索与个体的局部寻优, Memetic 算法可有效改善迭代进程,提升寻优效率,避免陷入早熟收敛.实验结果表明, Memetic 算法可有效解决一般寻优方法无法处理的复杂优化问题.在 MA-Gabor 中,我们将具有良好全局搜索性能的综合学习粒子群优化算法(Comprehensive Learning Particle Swarm Optimizer, CLPSO)^[12],与局部寻优能力出众的自适应智能单粒子优化算法(Self-adaptive Intelligent Single Particle Optimizer, AdpISPO)^[13]引入 MA 框架协同进化,用于特征提取 Gabor 小波的设计工作.在 FERET 人脸灰度图像数据库^[14]上的实验结果表明,通过使用 Memetic 算法优化设计 Gabor 小波滤波器组,并将其用于人脸图像重要区域的特征提取运算, MA-Gabor 可在较短时间内取得更具代表性的特征数据,有效提升识别性能.

2 基于 Gabor 小波的人脸识别算法

基于 Gabor 小波的人脸识别算法使用一组特定的二维 Gabor 滤波器矩阵对人脸灰度图像进行特征提取.二维 Gabor 小波滤波器定义有:

$$G[x, y, \lambda, \theta, \varphi, \gamma, b] = \exp\left[-\frac{\pi^2(2^b - 1)^2(x'^2 + \gamma^2 y'^2)}{\ln 2 \lambda^2(2^b + 1)^2}\right] \cdot \cos\left(2\pi \frac{x'}{\lambda} + \varphi\right) \quad (1)$$

其中:

$$\begin{aligned} x' &= x \cos \theta + y \sin \theta \\ y' &= -x \sin \theta + y \cos \theta \end{aligned} \quad (2)$$

式中 x, y 为矩阵中各像素坐标. Gabor 小波滤波器的具体形态由 5 个参数决定:波长 λ , 旋转角 θ , 相位 φ , 纵横比 γ 以及带宽 b . 设滤波器矩阵大小为 $m \times n$ 像素,其作用于人脸位置坐标为 (u, v) , 提取特征的权重因子为 w , 则在 MA-Gabor 中每个用于人脸特征提取的 Gabor 小波可由 10 位参数唯一确定: $\lambda, \theta, \varphi, \gamma, b, m, n, u, v$ 及 w . 一组具有 l 个 Gabor 小波的滤波器组,其参数共计 $l \times 10$ 位. 通过调节滤波器组中各 Gabor 小波参数设置, MA-Gabor 可对面部不同区域、不同规模、具有不同重要性的特征信息进行针对性的提取,获得区分能力更佳的数据.

在识别时, Gabor 小波滤波器组将首先对输入的人脸灰度图像进行特征提取,以生成识别数据. 与传统基于 Gabor 小波的人脸识别方法不同, MA-Gabor 并不使用卷积运算,而是将每个 Gabor 滤波器矩阵与面部图像的对应位置区域进行局部点积,以获取其特征信息,从而显著降低了运算复杂度. 如图 1 所示,在 MA-Gabor 中每个滤波器矩阵的点积运算可获得一个特征值. 将这些特征值依次顺序排列,即构成特征矢量,其维数等于滤波器组中 Gabor 小波的个数. 由于特征矢量维数较低,无需使用 PCA 等手段进行降维,从而也进一步提升了算法的识别速度.

在取得输入图像的特征矢量后, MA-Gabor 将计算其与现有认证数据库中各特征矢量的 Mahalanobis 距离,并通过 1-近邻算法(1-nearest-neighbor Algorithm)找出与其最接近的特征数据,从而判定输入人脸的对应身份. 实验结果表明,使用 Mahalanobis 距离用于判定,可获得比使用欧氏距离更高的识别率.

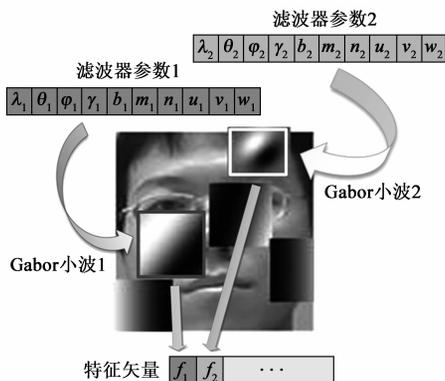


图1 使用Gabor小波滤波器组提取人脸特征

MA-Gabor 算法的识别率依赖于其 Gabor 小波滤波器组的特征提取能力. 滤波器组获得的特征矢量区分能力越好,则算法识别率也将越高. 但 Gabor 小波滤波器组由大量参数所定义,其设计属于高维多模的复杂

优化问题,难以使用传统方法进行处理.为获取具有足够分辨能力的 Gabor 小波滤波器组,在 MA-Gabor 中使用 Memetic 算法对其进行优化设计.

3 使用 Memetic 算法优化设计 Gabor 小波滤波器组

在 MA-Gabor 算法中,每个用于特征提取的 Gabor 小波滤波器可由其 10 位参数唯一定义,故滤波器组的设计过程亦即其参数的优化选择过程.假设算法使用 $l = 50$ 个 Gabor 小波进行特征提取,则寻优空间维数将高达 500 维,属高维多模的复杂优化问题.在使用传统优化方法对其进行优化时,往往会陷入早熟收敛,无法获得令人满意的设计结果.因此在 MA-Gabor 中,引入寻优能力更强的 Memetic 算法用于参数的优化选择.

Memetic 算法是一种混合式的计算智能优化方法框架.通过将传统有趋向的随机搜索过程作为全局优化策略,并在每次迭代中加入具有明确目的性的局部寻优运算,对每个粒子的位置矢量进行微调搜索. Memetic 算法可有效结合全局搜索的多样性优势及局部搜索的快速收敛能力,从而加快优化进程,避免陷入早熟收敛,在复杂优化问题中获得更佳的寻优结果.

在 MA-Gabor 中,为优化 Gabor 小波滤波器组的参数设置,将每个 Gabor 小波参数顺序排列并首尾连接,构造 Memetic 算法寻优粒子的位置矢量如图 2 所示.

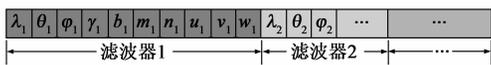


图2 使用Gabor小波滤波器组参数构造寻优粒子

优化时, Memetic 算法采用 CLPSO 作为全局搜索策略,其更新公式如下:

$$V_i^{k+1} = \omega_k \times V_i^k + c \times r^k \times (pbest_i^k - P_i^k) \quad (3)$$

$$P_i^{k+1} = P_i^k + V_i^{k+1} \quad (4)$$

其中 V 为粒子速度矢量, P 为位置矢量. 变量 i 为当前更新粒子序号, k 为迭代次数. 参数 ω 为加速度因子, c 为一设定常数, r 为服从 $[0, 1]$ 上均匀分布的随机值, $pbest$ 为粒子个体的最优位置. 通过引入创新的学习策略用于粒子速度矢量更新, CLPSO 可获得比传统粒子群改进方法更强的全局搜索能力.

而在局部搜索时, Memetic 算法使用收敛速度更快的 AdpISPO 对寻优粒子进行优化. AdpISPO 是智能单粒子优化算法 (Intelligent Single Particle Optimizer, ISPO)^[15] 的有效改进. 针对原有 ISPO 算法中寻优效果严重依赖于关键参数设置的问题, AdpISPO 将输入参数构造为寻优粒子并组成小规模粒子种群, 使之与优化过程协同进化自适应调整. 实验结果表明, AdpISPO 可在不需任何关键参数设置的情况下获得更佳的寻优效果. 通过

将 AdpISPO 用于 Memetic 算法的局部搜索过程, 有效加快了寻优粒子的收敛速度.

如图 3 所示, 在计算当前优化的适应度函数值时, MA-Gabor 首先随机抽取训练人脸数据库中的部分图像作为认证集, 其余作为评估集. 而后, 算法将当前寻优粒子的位置矢量重新切分为 Gabor 小波的参数, 并生成二维滤波器矩阵组. 通过将此 Gabor 小波滤波器组用于认证集与评估集中各图像的特征提取, 算法将认证集中的特征矢量构造为认证特征集, 并以此对评估集中获取的特征矢量进行身份识别. 通过统计评估集图像在认证特征集中的识别结果, MA-Gabor 使用当前寻优粒子生成的 Gabor 滤波器组的误识别率 (Error Recognition Ratio, ERR) 作为 Memetic 算法优化的适应度函数值:

$$fitness(P_i^k) = \frac{Q - R_i^k}{Q} \quad (5)$$

其中 $fitness()$ 为适应度函数, P_i^k 为第 k 次迭代中第 i 个寻优粒子的位置矢量, Q 为评估集图像总数, R 为本次滤波器组的正确识别图像数. 适应度函数值越小, 即表明当前粒子位置矢量对应的 Gabor 小波滤波器组误识别率越低, 滤波器组的特征区分能力越好, MA-Gabor 算法在训练数据库中的识别能力越高.

通过将认证人脸数据库作为算法的训练数据库, 并使用具有良好寻优性能的 Memetic 算法不断降低参数寻优粒子的适应度函数值, MA-Gabor 可最终优化设计出在认证数据库中特征区分能力较好的 Gabor 小波滤波器组, 从而有效提升识别性能. 尽管滤波器组的优化设计过程耗时较长, 但在同一认证人脸数据库中这一过程仅需运行一次, 与后续多次进行的人脸识别过程相分离, 因此不会影响识别运算的速度.

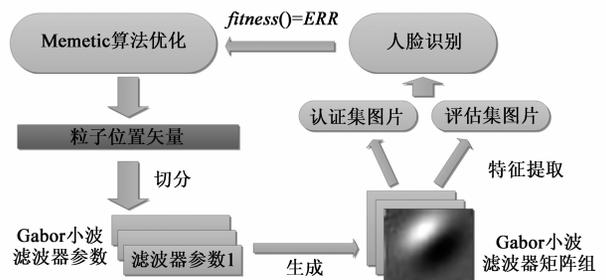


图3 使用Memetic算法优化设计Gabor小波滤波器组

4 实验结果及讨论

在仿真实验中, 使用 FERET 数据库中的人脸图像作为基础测试数据. FERET 灰度人脸图像数据库 (The Grayscale Facial Recognition Technology Database) 包含了来自 856 个人的共 2413 张图片, 是目前人脸识别领域最重要的测试数据库之一.

如图 4 所示,实验由 FERET 数据库中的 Fa、Fb、ba、bj、bk、be、bf、Rb 及 Rc 子集内随机挑选了 140 人的面部图像作为训练集,每人 6 张图片,共计 840 个样本.另外选取 Fa 子集中的全部 1762 张图片作为验证测试集.所有人脸图像经线性插值归一化为 200×200 像素大小.

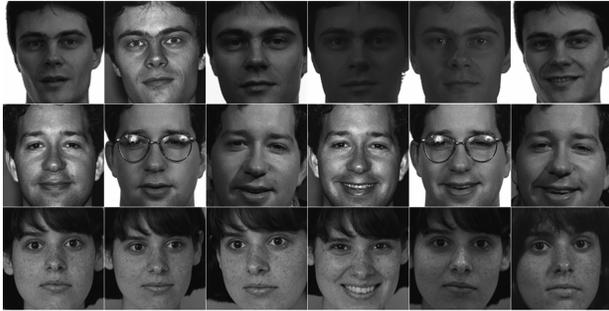


图 4 FERET 人脸图像数据库

在第一个实验中,将本文使用的 Memetic 算法与传统粒子群优化改进方法:惯性权重粒子群优化算法 (Particle Swarm Optimizer with Inertia Weight, PSOW)^[16]、CLPSO、ISPO 及 AdpISPO 用于特征提取 Gabor 小波滤波器组的设计工作,以评估各算法的优化效果.实验中 PSOW 参数设置如文献[16]所示,CLPSO 设置如文献[12],ISPO 设置如文献[15],AdpISPO 设置参照文献[13].每次迭代中随机选取训练集中的 140 张图片作为训练评估子集,其余 700 张图片作为认证子集.每种优化算法针对测试集人脸数据进行 20 次设计寻优,限定每次寻优的适应度函数总计算次数 (Fitness Evaluations, FEs) 为 $1E+5$ 次,取 20 次获得的适应度函数平均值、方差、最优值、最差值以及均值的优化收敛曲线作为实验结果.优化结果如表 1 所示,其中 MA 表示本文使用的 Memetic 算法.

各算法收敛曲线如图 5 所示.

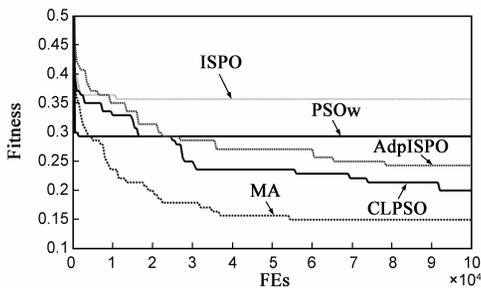


图 5 各算法优化适应度函数值的收敛曲线

表 1 各算法的对 Gabor 小波滤波器组的优化设计结果

Fitness (EER)	PSOW	CLPSO	ISPO	AdpISPO	MA	ANOVA	P-Value
Mean	2.93E-01	2.00E-01	3.57E-01	2.43E-01	1.50E-01	154.98	<0.0001
Var.	8.31E-05	4.30E-05	3.92E-03	1.18E-04	3.48E-05		
Min	2.79E-01	1.86E-01	2.36E-01	2.07E-01	1.43E-01		
Max	3.14E-01	2.14E-01	4.21E-01	2.57E-01	1.64E-01		

由表 1 数据可看出,与传统粒子群优化算法相比,本文提出的 Memetic 算法在特征提取 Gabor 滤波器组的参数设计上,其适应度函数值的均值、方差、最大值及最小值均取得了最佳结果.而方差分析 (Analysis of Variance, ANOVA) 结果表明,此最佳结果是统计显著的,具有统计学意义.由此可知,新算法在复杂问题上的优化效果更佳,其性能也更为稳定.而由图 5 曲线可发现,通过在 CLPSO 全局优化过程中,加入具有良好局部寻优性能的 AdpISPO 局部搜索,Memetic 算法可在更短迭代次数内取得收敛,从而更为高效地完成特征提取 Gabor 小波滤波器组的优化设计工作.

在第二个实验中,将 Memetic 算法优化设计获得的 Gabor 滤波器组用于 MA-Gabor 的特征提取运算.通过将 MA-Gabor 与特征脸算法、Fisher 脸算法 (Fisherfaces)^[17]、Isomap 算法、LLE 算法及同样基于 Gabor 小波的 Mutual-Gabor-GDA 算法用于图像数据库的特征提取,并统计其在测试集图像上的识别率,对比评估各算法的识别效果.其中特征脸、Fisher 脸、Isomap 算法及 LLE 算法参数设置如文献[18]所示, MutualGabor-GDA 参数如文献[10]所示. MA-Gabor 使用滤波器个数为 $l = 50$ 个.各算法识别率如表 2 所示.

表 2 算法在测试数据库上的识别结果

算法	识别率 (%)	误识别数
Eigenfaces	72.1	491
Fisherfaces	78.0	388
Isomap	77.0	406
LLE	80.7	340
MutualGabor - GDA	82.0	317
MA - Gabor	82.7	305

MA-Gabor 与 MutualGabor-GDA 识别时间对比如表 3 所示.

表 3 算法在测试数据库上的识别时间

算法	识别时间(s)
MutualGabor-GDA	112.6
MA-Gabor	5.9

由表 2 数据可知,通过将 Memetic 算法引入 Gabor 小波滤波器组的优化设计,MA-Gabor 可获得比现有人脸识别方法更高的整体识别率.而由表 3 数据可发现,与传统基于 Gabor 小波的人脸识别算法相比, MA-Gabor 使用特定滤波器组进行点积运算以抽取特征信息的方式可有效降低运算复杂度,提升识别速度.尽管使用 Memetic 算法训练用于特征提取的 Gabor 小波滤波器组所需时间较长,一般可达数小时以上.但针对同一人脸数据库的 Gabor 滤波器组优化设计仅需进行一次即可,且此训练过程与后续的人脸识别过程是分离的,因此较长的训练时间并不会影响识别时的性能.相反的,通过将计算复杂度较高的设计过程独立出来,反而有利

于降低后续多次进行的识别过程处理时间.综上所述,MA-Gabor算法可在更短的处理时间内获得更高的识别率,其性能优于传统人脸识别方法.

5 总结

本文提出了一种快速高效的人脸识别算法 MA-Gabor.与传统基于 Gabor 小波的人脸识别方法中,采用先验设置的 Gabor 滤波器组对人脸图像进行卷积以提取特征数据的方法不同,MA-Gabor 使用经由 Memetic 算法优化设计的 Gabor 小波滤波器组,对面部重要区域进行针对性的点积运算以提取识别信息,提高了算法性能.在 FERET 数据库上的测试结果表明,MA-Gabor 算法可在较短的运算时间内获得比传统人脸识别方法更高的整体识别率.

参考文献

- [1] 周杰,卢春雨,等.人脸自动识别方法综述[J].电子学报,2000,28(4):102-106.
Zhou Jie, Lu Chun-yu, et al. A survey of automatic human face recognition[J]. Acta Electronica Sinica, 2000, 28(4): 102-106. (in Chinese)
- [2] Zagouras A, Macedonas A, et al. An application study of manifold learning-ranking techniques in face recognition[A]. Proc of IEEE Workshop on Multimedia Signal Processing[C]. Chania: IEEE, 2007. 445-448.
- [3] Turk M A, Pentland A P. Face recognition using eigenfaces [A]. Proc of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition[C]. Maui: IEEE, 1991. 586-591.
- [4] Tenenbaum J B, Silva V, et al. A global geometric framework for nonlinear dimensional reduction [J]. Science, 2000, 290(5500): 2319-2323.
- [5] Roweis S, Saul L K. Nonlinear dimensional reduction by locally linear embedding[J]. Science, 2000, 290(5500): 2323-2326.
- [6] Samir C, Srivastava A, et al. Three-dimensional face recognition using shapes of facial curves[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2006, 28(11): 1858.
- [7] Liu Z M, Liu C J. A hybrid color and frequency features method for face recognition[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2008, 17(10): 1975.
- [8] Zhang P. Complex wavelet feature extraction for video-based face recognition[A]. IEEE Southeast Con[C]. Charlotte-Concord: IEEE, 2010. 440.
- [9] Lades M, Vorbruggen J C, et al. Distortion invariant object recognition in the dynamic link architecture[J]. IEEE Transactions on Computers, 1993, 42(3): 300-311.
- [10] Shen L L, Bai L. MutualBoost learning for selecting Gabor features for face recognition[J]. Pattern Recognition Letters, 2006, 27(15): 1758-1767.
- [11] Moscato P. Memetic Algorithm: A Short Introduction[M]. London: McGraw-Hill, 1999.
- [12] Liang J J, Qin A K, et al. Comprehensive learning particle swarm optimizer for global optimization of multimodal functions[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2006, 10(3): 281-295.
- [13] 周家锐,纪震,等.基于自适应智能单粒子优化算法的 Gabor 人脸识别方法[A].全国模式识别学术会议[C].重庆:CCPR,2010.359-363.
Zhou J R, Ji Z, et al. Face recognition using Gabor wavelet and self-adaptive intelligent single particle optimizer[A]. Proc of Chinese Conference on Pattern Recognition [C]. Chongqing: CCPR, 2010. 359-363. (in Chinese)
- [14] Phillips P J, Moon H, et al. The FERET evaluation methodology for face recognition algorithms[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2000, 22(10): 1090-1104.
- [15] 纪震,周家锐,等.智能单粒子优化算法[J].计算机学报,2010,33(3):556-561.
Ji Z, Zhou J R, et al. A novel intelligent single particle optimizer[J]. Chinese Journal of Computers, 2010, 33(3): 556-561. (in Chinese)
- [16] Shi Y, Eberhart R C. A modified particle swarm optimizer [A]. Proc of International Conference on Evolutionary Computation[C]. Piscataway: IEEE, 1998. 69-73.
- [17] Belhumeur P, Hespanha J, et al. Eigenfaces vs. fisherfaces: recognition using class specific linear projection [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1997, 19(7): 711-720.
- [18] Wu Y M, Chan K L, et al. Face recognition based on discriminative manifold learning[A]. Proc of International Conference on Pattern Recognition[C]. England: ICPR, 2004. 171-174.

作者简介

周家锐 男,1984年7月出生于广东省韶关市,现为浙江大学博士研究生.主要研究方向:计算智能、生物信息学、DNA数据压缩.
E-mail: jrzhou@zju.edu.cn

纪震 男,1973年8月出生于江苏省溧阳市,分别于1994年和1999年于西安交通大学获得学士和博士学位,赴英国利物浦大学电子系任助理研究员,现为深圳大学教授、博士生导师,浙江大学兼职教授.主要研究方向:计算智能及应用、嵌入式系统.
E-mail: jizhen@szu.edu.cn

沈琳琳 男,1976年生于浙江省武义县,2005年获得英国诺丁汉大学计算机专业博士学位,现为深圳大学计算机与软件学院副教授.主要研究方向:数字图像处理、模式识别、生物信息学.
E-mail: llshen@szu.edu.cn

朱泽轩 男,1981年8月出生于广东省潮州市,2008年1月毕业于新加坡南洋理工大学并获得博士学位,现为深圳大学计算机与软件学院副教授,主要研究方向:计算智能、模式识别、生物信息学.
E-mail: zhuzx@szu.edu.cn