

基于粒子群优化的支持向量机人脸识别

廖周宇¹, 王钰婷¹, 谢晓兰², 刘建明³

(1. 河池学院 计算机与信息工程学院, 广西 宜州 546300;

2. 桂林理工大学 广西高校嵌入式技术与智能信息处理重点实验室, 广西 桂林 541000;

3. 玉林师范学院 复杂系统优化与大数据处理重点实验室, 广西 玉林 537000)

摘 要: 针对传统主成分分析(PCA)算法提取人脸特征时效率低下的问题,对其求解样本协方差矩阵的特征值和特征向量的过程进行改进,提出一种基于快速PCA降维算法的人脸识别方法。使用交叉验证方法,将支持向量机(SVM)模型训练时的识别准确率作为粒子群的适应度值,利用粒子群优化算法对SVM惩罚参数和核函数参数进行全局寻优,得到参数的全局最优解,用于训练最终的分类器模型进行人脸识别。通过对ORL和Yale数据库中的人脸图像进行实验,结果表明,与传统PCA算法结合SVM模型的识别方法相比,该方法对于人脸图像具有更高的特征提取效率及识别准确率。

关键词: 特征提取; 主成分分析; 粒子群优化; 人脸识别; 支持向量机

中文引用格式: 廖周宇, 王钰婷, 谢晓兰, 等. 基于粒子群优化的支持向量机人脸识别[J]. 计算机工程, 2017, 43(12): 248-254.

英文引用格式: LIAO Zhouyu, WANG Yuting, XIE Xiaolan, et al. Face Recognition by Support Vector Machine Based on Particle Swarm Optimization[J]. Computer Engineering, 2017, 43(12): 248-254.

Face Recognition by Support Vector Machine Based on Particle Swarm Optimization

LIAO Zhouyu¹, WANG Yuting¹, XIE Xiaolan², LIU Jianming³

(1. College of Computer and Information Engineering, Hechi University, Yizhou, Guangxi 546300, China;

2. Guangxi Universities Key Laboratory of Embedded Technology and Intelligent Information Processing, Guilin University of Technology, Guilin, Guangxi 541000, China;

3. Key Laboratory of Complex System Optimization and Large Data Processing, Yulin Normal University, Yulin, Guangxi 537000, China)

【Abstract】 In order to overcome the low efficiency shortcoming of traditional Principal Component Analysis(PCA) feature extraction, this paper proposes a new face recognition method based on fast PCA dimensionality reduction algorithm which is able to accelerate the process of the eigenvalues and eigenvectors of calculating the sample covariance matrix. In the sense of cross-validation, this paper takes the recognition accuracy of Support Vector Machine(SVM) training model as the fitness value of the Particle Swarm Optimization(PSO), searches globally for the optimal values of penalty parameter and kernel function parameter of SVM, obtains the global optimal values of the parameters, and takes the values to train a final classifier model. Experimental results on the face images of ORL and Yale library show that the new method has higher feature extraction efficiency and recognition accuracy compared with the recognition method based on the traditional PCA and SVM algorithm.

【Key words】 feature extraction; Principal Component Analysis(PCA); Particle Swarm Optimization(PSO); face recognition; Support Vector Machine(SVM)

DOI: 10.3969/j.issn.1000-3428.2017.12.045

基金项目: 广西高校嵌入式技术与智能信息处理重点实验室开放基金(2016-02-20); 2016年度广西高校中青年教师基础能力提升项目(KY2016LX285, KY2016YB382); 广西高校复杂系统优化与大数据处理重点实验室开放基金(2016CSOBDP0201); 河池学院校级青年科研基金(XJ2015QN007)。

作者简介: 廖周宇(1985—),男,讲师、硕士,主研方向为计算机视觉、机器学习; 王钰婷,讲师、硕士; 谢晓兰,教授、博士; 刘建明,讲师、硕士。

收稿日期: 2016-12-09 修回日期: 2017-02-22 E-mail: 1272743942@qq.com

0 概述

人脸图像识别技术一直都是图像处理、模式识别领域的经典研究方向之一^[1]。人脸识别技术将已知类别的人脸图像中所有像素点或图像区域进行定量分析,获取到人脸图像的特征信息,对未知类别的人脸图像进行判定,并且将其正确地划归为所属的类别。它是一种直观、便捷的身份识别方法,在人脸检测与辨识^[2-3]、身份鉴别^[4]等领域具有广泛应用前景。

人脸识别的主要过程分为人脸图像的特征提取和采用识别算法对已提取出的特征进行识别。特征提取的质量很大程度上决定了识别效果,其算法的计算速度也会影响到识别效率。在识别过程中采用优化算法对识别模型进行优化,会对识别结果起到一定的改善作用^[5]。研究高效提取与识别人脸特征信息技术,一直都是模式识别、图像处理等领域的热点问题^[6]。

20 世纪 90 年代初,文献[7-8]提出一种新的机器学习算法——支持向量机(Support Vector Machine, SVM)。该算法现已在特征分类^[9]、多类别分类^[10]等领域中获得了较好的应用。文献[11]提出基于奇异值分解(Singular Value Decomposition, SVD)的眼睛像素特征提取方法和基于特征差别的 SVM 人脸识别方法。该方法能在一定程度上削弱光照和表情的影响,提高识别准确度,但 SVM 模型在构造时未优化处理,会导致识别准确率偏低和不稳定。文献[12]提出一种基于主成分分析(Principal Component Analysis, PCA)降维的 Gabor 小波特征重组 SVM 人脸识别。该方法把不同人脸中的同一尺度和方向的变换结果进行特征重组得到新的特征矩阵,利用 PCA 降维,并采用选票决策机制构造 SVM 分类器得到较理想的识别结果,但是该方法的 PCA 效率较低。文献[13]提出一种在 PCA 的基础上结合伽马与小波变换的人脸识别算法。该算法对人脸图像先进行伽马变换,消除光照影响,然后再进行小波分解得到低频分量,并对人脸低频分量作 PCA 特征提取,识别效果比 PCA 有一定提高,但预处理过多、效率低。文献[14]提出一种基于偏振编码方式的洛伦兹判别投影(Lorentzian Discriminant Projection, LDP)特征提取算法。该算法提取局部一阶差分信息并构建人脸 Stokes 矢量图像,按照偏振方位角的编码方式提取人脸图像的多方向纹理特征,分块加权统计各子块的直方图向量,得到最终的人脸特征向量,效率与 PCA 相当。文献[15]介绍了沿轮廓垂向的一维范围图像特征提取和特征点方形邻域的二维范围图像特征提取,能较好地处理具有噪声的人脸图像。文献[16]提出一种基于稀疏表示的 SVM 人脸识别方法。该方法通过稀疏表示人脸特征,其特征表示能力优于 PCA,但两者效率相当。文献[17]提出结合方向边缘幅值模式和有监督的局部保持投影的人脸识别算法,采用边缘幅值模式算子

进行特征提取,利用最近邻法对测试样本进行分类,识别准确度优于 PCA 方法。文献[18]提出一种双向梯度中心对称局部二值模式的单样本人脸识别方法。该方法计算出人脸图像水平和垂直方向的梯度值,通过分块统计直方图的方式得到人脸的直方图特征,采用直方图相交进行分类识别,在有光照、表情、部分遮挡条件下明显优于 PCA 方法。

本文改进传统 PCA 算法,加速人脸图像特征的提取速度,最大限度降低人脸图像的维数,从而减少 SVM 的训练和识别时间。在交叉验证(Cross Validation, CV)意义下,引入粒子群优化(Particle Swarm Optimization, PSO)算法对 SVM 模型和核函数参数进行全局寻优,以提高 SVM 模型的识别准确率和稳定性。

1 PCA 计算过程的改进

PCA 算法的实质是通过线性变换将高维空间中的样本数据投影到低维空间中,从而达到特征降维的目的^[19]。其计算量最多的部分为计算样本协方差矩阵的本征值和本征向量,且随着样本维数的增加计算复杂度显著增加。为提高计算样本协方差矩阵 S 非零本征值的本征向量效率,需对 PCA 降维过程进行加速改进,以便于处理高维人脸图像时,既能保证降维效果,又能减少计算时间,从而提高人脸识别效率和精度。

设 $Z_{n \times d}$ 为样本矩阵 x 中的每个样本减去样本均值 m 后得到的矩阵,则协方差矩阵 S 为 $(Z^T Z)_{d \times d}$ 。矩阵 $R = (ZZ^T)_{n \times n}$ 在一般情况下的样本数量 n 远小于样本维数 d , R 的大小也远小于协方差矩阵 S , R 与 S 具有相同的非零本征值。

设 n 维列向量 v 是 R 的本征向量,则有:

$$(ZZ^T)v = \lambda v \quad (1)$$

将式(1)两边同时乘以 Z^T ,并应用矩阵乘法的结合律得:

$$(Z^T Z)(Z^T v) = \lambda(Z^T v) \quad (2)$$

式(2)说明 $Z^T v$ 为协方差矩阵 $S = (Z^T Z)_{d \times d}$ 的特征值。这说明可以计算小矩阵 $R = (ZZ^T)_{n \times n}$ 的本征向量 v ,而后通过左乘 Z^T 得到协方差矩阵 $S = (Z^T Z)_{d \times d}$ 的本征向量 $Z^T v$ 。FastPCA 算法改进的目的是将样本矩阵降维到指定的维数, FastPCA 算法步骤描述如下:

输入 **dataset**: 数据样本矩阵,一行为一个样本; k : 指定的维数,即降维后的样本特征维数;

输出 **LowDimData**: 经过降维后的 k 维样本特征向量组成的新矩阵,每行一个样本,列数为 k ; V : FastPCA 算法 k 维所对应的主成份分量。

1) 计算 **dataset** 样本矩阵的大小,即 r 行和 c 列数量。

2) 计算 **dataset** 中各列的平均值 **meanvalue** 与 $Z = (\text{dataset} - \text{meanvalue})$ 。

3) 利用 Z 计算出 $dataset$ 协方差矩阵的转置矩阵 $covertMat = Z \times Z'$ 。

4) 计算出 $covertMat$ 矩阵的前 k 个特征值和特征向量 V 。

5) 对特征向量 V 左乘 Z' , 得到协方差矩阵 ($covertMat$) 的特征向量 $V = Z' \times V$ 。

6) 将第 5) 步得到的特征向量全部进行归一化处理为单位特征向量。

7) $LowDimData = Z \times V$ 线性投影降维到 k 维。

2 基于粒子群的 SVM 参数优化

文献[20]提出了粒子群优化算法。该算法能在较少的迭代次数中搜索到全局最优值, 该特性已被广泛地应用于数据挖掘和模式识别^[21]等领域。由于不同的训练数据集和缺乏指导的 SVM 模型惩罚参数和核函数参数的取值, 都会对 SVM 分类器模型的性能产生决定性影响。经验值一般是局部最优值, 它将会造成识别结果的不稳定。因此, 本文将在 CV 意义下, 引入 PSO 对 SVM 惩罚参数和核函数参数取值进行全局寻优, 避免参数陷入局部最优, 使 SVM 的参数取值更具指导性, 提高 SVM 人脸图像识别准确率。

本文将训练集平均分成 n 份子集, 先预留下 1 份, 由剩余的 $(n-1)$ 份组成新的数据集作为 SVM 的训练数据而得到训练模型, 再将留下的 1 份数据作为训练模型的验证集进行测试, 以此类推, 直到每 1 份数据都被剩余的 $(n-1)$ 份数据训练得到的模型交叉验证一次为止, 使用交叉验证结果中最好的模型识别准确率作为 PSO 的适应度值。PSO 具有适应度函数和相应参数初始值就能进行迭代优化运算, 直到其满足终止条件。在算法停止时, 将得到优化后的全局最优 SVM 惩罚参数 c 和核函数参数 g 的值, 最优值将用于最终分类器的训练和预测。基于 PSO 的 SVM 参数全局寻优的基本流程如图 1 所示, 其详细步骤如下:

1) 初始化粒子群的每一个粒子的初始位置和速度初值, 并给 SVM 模型中的惩罚参数 c 和核函数参数 g 赋初值, 初始值均由随机函数产生。

2) 根据第 1) 步的赋值、初始位置和速度来更新每一个粒子新的位置, 并将 CV 意义下的 SVM 训练准确率作为 PSO 的适应度值。

3) 针对每一个粒子, 对比其个体和群体的适应度值, 找出粒子经过的最好位置的适应度值, 如果有更好的位置和适应度值, 那么就更新其位置。

4) 更新每一个粒子的速度和位置。

5) 若找到了最优解的位置或达到了最大的迭代次数, 则算法终止, 转入第 6) 步; 否则转入第 2) 步, 继续求解。

6) 输出惩罚参数 c 和核函数参数 g 的全局最优值, 算法结束。

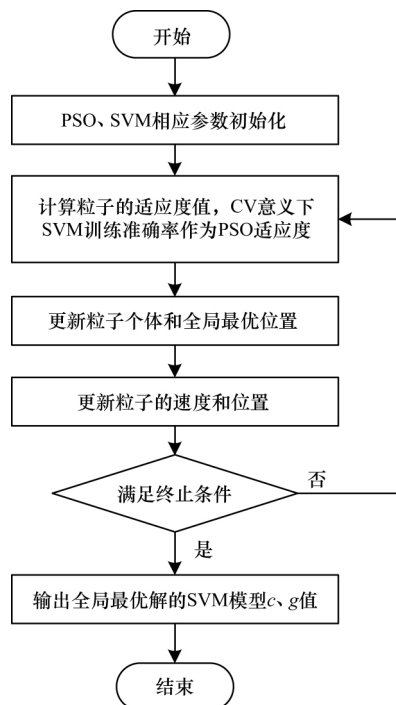


图 1 PSO 优化 SVM 参数流程

3 基于粒子群优化的 SVM 人脸图像识别

基于 PSO 优化的 SVM 人脸识别流程如图 2 所示, 其详细步骤如下:

1) 将所有人脸图像的像素点转换成一个 $N \times M$ 的特征矩阵, N 为图像数量, M 为特征维数。

2) 将数据矩阵随机划分成 2 份等量的训练、测试数据集。

3) 将训练、测试数据集分别按列规范化。

4) 使用 FastPCA 算法对规范化预处理后的训练和测试数据集分别进行降维。

5) 将降维后的训练集随机分成等量的 n 份, 选取 SVM 模型和核函数类型, 并初始化模型和 PSO 参数。

6) 将训练集随机分成的 n 份中的 $(n-1)$ 份合并在一起对 SVM 模型进行训练, 剩余的 1 份用于模型的数据验证测试。以此类推, 将每 1 份数据集都分别用于一次测试, 剩余 $(n-1)$ 份数据集都用于模型训练。

7) 判定每一份数据集是否分别已经用于一次验证测试, 若已轮转完一次, 则进入第 8) 步; 否则转到第 6) 步。

8) 经上述步骤, 将得到 n 个 CV 意义下的验证数据集的分类准确度数值, 取其最大值作为 PSO 的适应度值。

9) 判定 PSO 的适应度值是否满足其终止条件, 若满足, 则输出最好的验证数据分类准确率作为最终训练准确率, 并输出优化后的 SVM 惩罚参数 c 和核函数参数 g 的全局最优值; 否则, 转入步骤 10)。

10) 根据步骤 8), 更新 PSO 的适应度值和粒子的速度和位置, 跳转到步骤 6), 使 PSO 继续优化, 重复该循环过程, 直到满足步骤 9) 的条件。

11) 使用上述步骤得到参数全局的最优解和完整的训练集对 SVM 模型重新训练,得到最终的分类器模型。

12) 分类器模型对测试集进行识别预测,对识别结果和分类器模型的性能进行评价。

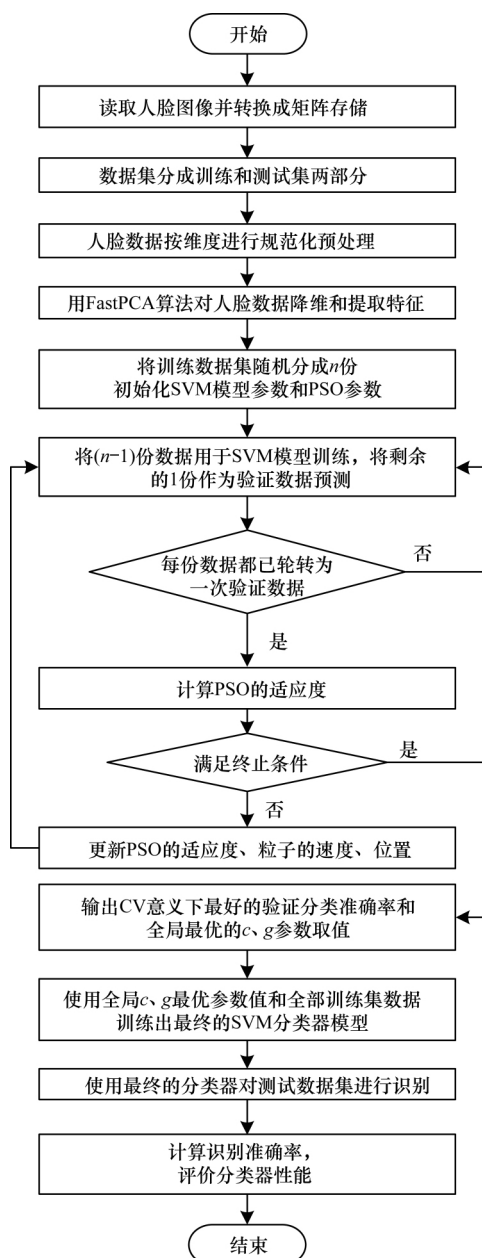


图2 基于 PSO 的 SVM 人脸识别流程

4 实验与结果分析

4.1 实验环境和数据预处理

本文实验环境: Inter i3-4160 3.6 GHz 双核 CPU; DDR3 1 600 MHz 12 GB 内存; Win7 系统 Matlab 2012a 和 LIBSVM^[22]。图像来源于 ORL 和 Yale 人脸库。ORL 库有 40 人,每人 10 张共 400 张图像,每张图像为 112×92 像素,该库图像为标准图像,光照强度和方向、表情、姿态等差异较小。Yale 库图像表情较丰富,部分

佩戴眼镜,有 15 人,每人 11 张,共 165 张图像,每张图像为 100×100 像素。

由于人脸图像像素点灰度值波动较大,因此对其进行规范化处理。为保证训练和测试集的相对独立性,测试数据不会间接影响训练模型,本文采用最大最小值规范化方法,先对训练集进行规范化,并记录下对每一维数据的映射方式,然后将其作用于测试集对应的每一维数据上。设 \min_A 和 \max_A 是一个维度 A 的最小和最大值,最大最小规范化方法将维度 A 的一个值 v 映射为 v' 且有 $v' \in [\text{new_min}_A, \text{new_max}_A]$ 。映射公式如下:

$$v' = \frac{v - \min_A}{\max_A - \min_A} (\text{new_max}_A - \text{new_min}_A) + \text{new_min}_A \quad (3)$$

$$\text{speed} = \text{PCA_time} / \text{FastPCA_time} \quad (4)$$

其中 speed 表示加速比, PCA_time 表示使用 PCA 算法的计算时间, FastPCA_time 表示使用 FastPCA 算法的计算时间。PSO 关键参数初始化说明: 局部和全局搜索参数 $c_1 = 2$, $c_2 = 2$; 权重系数 $\omega = 1$; 最大迭代数 100; 种群数量 20。SVM 使用带惩罚参数 c 的模型和带 g 的 RBF 径向基核函数, c 的范围为 $(0, 100]$, g 的范围为 $(0, 100]$, 经验值 c 为 2, g 为 $(1/k)$, k 为数据样本维数; CV 意义下训练集平均分成的份数 V 为 5。ORL 库每次实验随机选取每人 5 张图像作为训练集,剩余 5 张作为测试集; Yale 库每次随机选取每人 6 张图像作为训练集,剩余为测试集。

4.2 实验分析

本文使用 FastPCA 算法对 ORL 和 Yale 人脸库图像进行降维后各自的前 10 维(主成份分量)新数据能够对原图像特征累解释(还原)程度结果如图 3 所示。

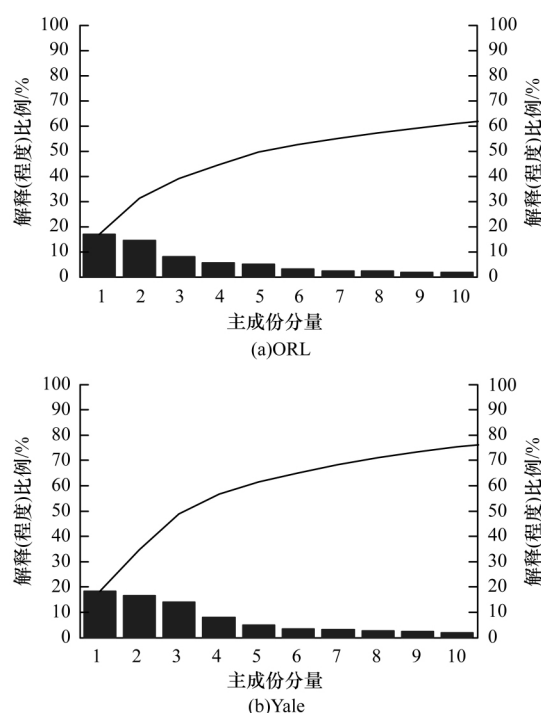


图3 FastPCA 降维后前 10 个主成份的解释程度

图 3 表明降维后的每一个单一维度对原数据解释程度的贡献度逐维降低, ORL 第 1 维达到 18%, 第 10 维不到 2%, 但前 10 维对原数据的累计解释程度已超过 60%; Yale 前 10 维对原数据的累计解释程度已超过 75%。

本文使用传统 PCA 和 FastPCA 算法对 ORL 和 Yale 原图像数据集降维后的结果对比如图 4 和表 1 所示。可以看出, 随着目标维数的增多, PCA 和 FastPCA 计算时间都有整体递增趋势, 对原数据的累计解释程度也相应递增。ORL 降维后的前 20 维数据能对原 10 304 维数据产生超过 70% 的解释程度, 前 100 维接近 90%。Yale 降维后的前 20 维数据能对原 10 000 维数据达到超过 86% 的解释程度, 前 100 维超过 99%, 且 FastPCA 相比 PCA 算法效率显著提升, 降维时间加速比高出 20 倍以上。因此, 应从效率和解释程度两方面选择适当的目标维数, 以便达到最佳的人脸识别效果。

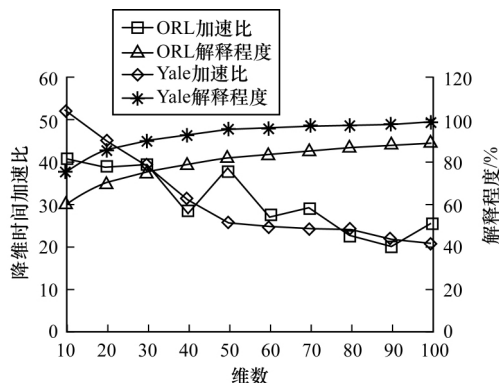


图 4 FastPCA 降维时间加速比及数据集解释程度

表 1 不同维数下 PCA 与 FastPCA 算法降维时间对比

维数	ORL			Yale		
	PCA 时间/s	FastPCA 时间/s	解释程度 /%	PCA 时间/s	FastPCA 时间/s	解释程度 /%
10	8.33	0.203	60.54	4.896	0.093 0	75.32
20	8.53	0.219	70.36	5.197	0.115 5	86.12
30	9.28	0.237	75.67	5.258	0.134 5	90.86
40	9.24	0.327	79.33	5.302	0.168 0	93.50
50	10.34	0.265	81.99	5.305	0.205 6	95.26
60	9.19	0.343	84.06	5.314	0.212 8	96.49
70	10.13	0.346	85.71	5.313	0.219 6	97.41
80	9.08	0.405	87.09	5.335	0.221 6	98.11
90	9.22	0.452	88.29	5.324	0.244 0	98.66
100	10.31	0.405	89.34	5.350	0.256 0	99.09

使用 FastPCA 将原数据集降维到 20 维, 得到 20 个主成份特征向量, 将其可视化成如图 5 所示。数据集中的所有人脸图像都可以由这 20 个基本特征脸在不同的比例下线性组合而成。

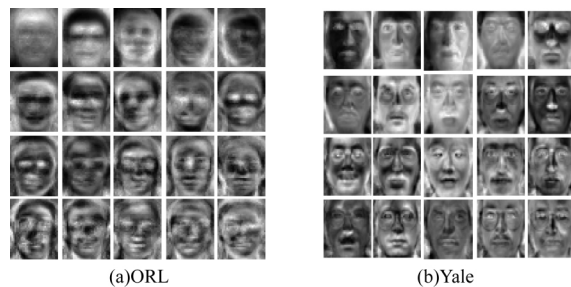


图 5 FastPCA 从 ORL 和 Yale 中提取出的特征脸

从图 5 可见, ORL 库的 20 个特征脸的共同特征为人脸轮廓区域外的背景较暗, 原因是库中人脸图像背景差异较小。从第 1 行、第 2 幅和第 4 行、第 2 幅图像来看, 嘴唇、眉毛等部分是图像中灰度较高的区域, 说明人脸在这些位置差异较大。在 20 个特征脸中, 鼻子区域差异并不突出, 说明正面对人脸图像, 鼻子区域的辨识度不高。经 PSO 优化 SVM 模型惩罚参数 c 和核函数参数 g 的结果如图 6 所示, 人脸识别结果如表 2、表 3 所示。参数 c_1 为 2, c_2 为 2, 终止代数为 100, 种群数量 20, 交叉验证下最好的全局参数 c 取值为 5.938 5, g 为 0.001 573 3, 交叉验证下 SVM 模型训练过程的最好准确率为 92.5%。

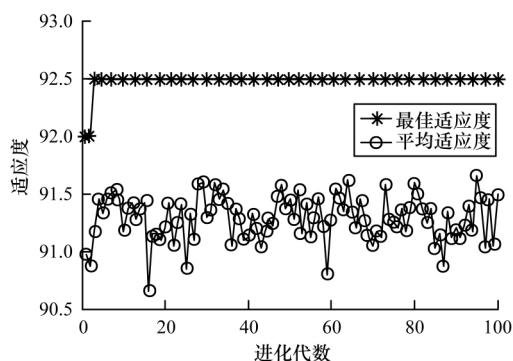


图 6 PSO 算法在 ORL 数据集上的 SVM 参数优化效果

表 2 ORL 数据集人脸图像训练和识别结果

维数	优化 后的 c	优化 后的 g	训练 准确率/%	准确率/%		运行 时间/s
				规范化	未规范化	
10	3.142 1	0.013 1	89.5	93.0	2.5	219
20	5.938 5	0.001 6	92.5	96.5	2.5	244
30	3.237 3	0.002 5	93.0	97.0	2.5	251
40	9.859 2	0.013 2	90.0	96.5	2.5	261
50	15.587 0	0.001 8	87.0	94.5	2.5	262
60	12.214 0	0.007 3	88.5	92.5	2.5	266
70	9.385 9	0.006 8	86.5	91.5	2.5	279
80	5.177 1	0.006 2	88.0	92.5	2.5	281
90	0.875 3	0.005 3	89.5	94.5	2.5	294
100	2.905 8	0.045 9	91.5	95.5	2.5	323

表 3 Yale 数据集人脸图像训练和识别结果

维数	优化后的 c	优化后的 g	训练准确率/%	准确率/%		运行时间/s
				规范化	未规范化	
10	12.102 7	0.079 10	74.4	82.67	6.67	57.0
20	7.581 9	0.006 72	84.4	92.00	6.67	61.0
30	4.006 7	0.005 23	83.3	93.30	6.67	64.0
40	5.733 0	0.278 80	82.2	92.00	6.67	69.0
50	6.433 4	0.733 20	82.2	90.67	6.67	83.0
60	3.112 3	1.450 30	85.6	88.00	6.67	92.0
70	2.962 1	1.133 70	83.3	89.30	6.67	95.5
80	5.077 7	1.024 90	84.4	85.30	6.67	101.0
90	2.244 3	0.042 60	77.8	92.00	6.67	103.5
100	4.502 7	0.914 60	80.0	85.30	6.67	110.0

从图 6 可见,在 CV 意义下 PSO 进化到接近 5 代时,适应度值达到最佳 92.5%。最佳适应度曲线一直远高于平均适应度曲线,并稳定上升至最佳值,而平均适应度曲线却上下波动较大,说明了经 PSO 优化后的参数值更佳,能有效避免参数取值陷入局部最优。

从表 2、表 3 可见,人脸图像规范化后的识别准确率远高于未规范化的识别准确率,说明了数据规范化处理是保证识别率的关键步骤。识别过程的运行时间随着维数的增多而增加;SVM 训练准确率都低于相应的识别准确率,说明了经 PSO 优化后的 SVM 模型具有更好的泛化能力,识别准确率达到 90% 以上。表 4 数据表明,当 SVM 参数取经验值时,识别准确率随维数的增多而缓慢增加,但同在 20 维的识别准确率分别为 77% 和 49.3%,远低于优化后的结果 96.5% 和 92%。对比前 100 维的识别准确率,经 PSO 优化后的参数更具指导性和优越性,SVM 模型性能更好。

表 4 SVM 参数取经验值时人脸识别结果

维数	经验值 c	经验值 g	识别准确率/%	
			ORL	Yale
10	2	1/10	71.5	48.0
20	2	1/20	77.0	49.3
30	2	1/30	80.0	49.3
40	2	1/40	79.5	50.6
50	2	1/50	82.0	53.3
60	2	1/60	81.5	54.6
70	2	1/70	83.5	54.6
80	2	1/80	85.5	58.6
90	2	1/90	88.0	61.3
100	2	1/100	88.5	64.0

4.3 稳定性

为兼顾计算效率和降维后数据的解释程度,本文使用 FastPCA 算法将随机选取的图像降到 20 维,独立运行实验 200 次,求出基于 PSO 的 SVM 人脸识别中参数 c 、 g 和识别准确率的均值及标准差来衡量算法的稳定性。由表 5 可见,ORL 优化后的参数 c 、 g 均值为 6.808、0.033 5,与经验值 2、0.05 相差较大; c 、 g 标准差分别为 3.438、0.241。同时,Yale 优化后的相应参数取值也较理想。这说明了经优化后的参数取值波动较小,具有一定的稳定性。ORL 数据的 SVM 模型的训练准确率均值为 89.668%,测试集的识别准确率均值为 94.85%,比经验值的 66.268% 高出约 28%;Yale 准确率比经验值高出约 42%。这说明了经 PSO 优化后的 SVM 模型具有更好的泛化能力,避免了过拟合现象,模型的参数取值和识别准确率具有明显优势。

表 5 不同算法的识别准确率均值和标准差对比

算法	性能指标	ORL		Yale	
		平均值	标准差	平均值	标准差
FastPCA + PSO + SVM	参数 c	6.808 0	3.438 0	4.825 00	2.702
	参数 g	0.033 5	0.241 0	0.002 36	0.795
	训练准确率/%	89.668 0	2.432 0	82.711 00	3.017
	识别准确率/%	94.850 0	3.065 3	91.400 00	4.096
FastPCA + SVM ($c=2$, $g=1/20$)	识别准确率/%	66.268 0	3.827 0	49.013 00	6.184

4.4 SVM 超平面与图像重建

为更直观地展现 SVM 分类器的分类超平面,本文将 ORL 库中共 20 人 200 张人脸简化成 2 人,每人 100 张图像,且仅取图像的前 2 维数据进行可视化。如图 7 所示,超平面将 2 类数据较好地分开,支持向量分布均衡,但有少量数据被错分。对 FastPCA 算法特征提取后的数据进行图像重建,其效果能直观衡量算

法性能。图 8 展现了 ORL 人脸库中的第 3 个人的第 1 张图像分别降维到 20 维、100 维、200 维后的重建效果。该人脸图像降维到 20 维时的特征数据能重建原图的轮廓;其降维到 100 维的特征数据能完整地还原原图,清晰度略差于原图;其降维到 200 维的特征数据重建效果和原图无明显差异。图 8 展现了 Yale 库中的第 1 个人的第 1 张图像,其降维到 50 维后的特征

数据重建效果接近原图,且整体重建质量更佳,表明 FastPCA 算法特征提取性能较好。

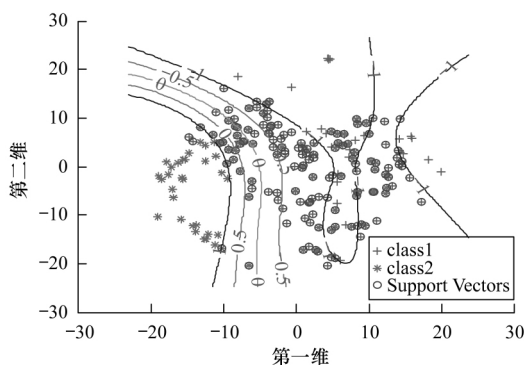


图7 ORL 数据集的 SVM 分类超平面效果

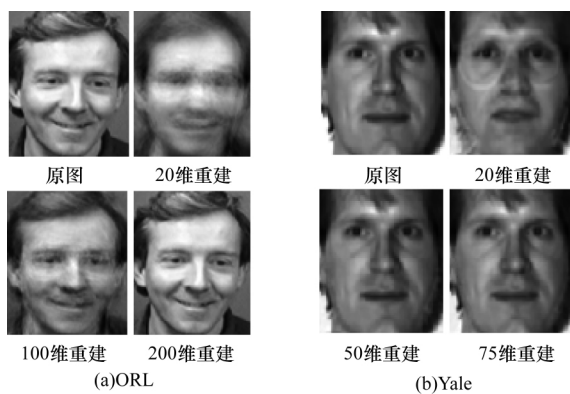


图8 ORL 和 Yale 人脸图像的重建效果

5 结束语

人脸识别效果取决于所采用的识别算法,并且依赖于识别算法的优化、图像数据的特征提取、数据预处理等操作。本文通过对传统 PCA 特征提取算法进行计算过程的加速改进,提出计算效率更高的 FastPCA 算法。实验结果表明,在相同维数特征提取的前提下, FastPCA 算法的计算效率比 PCA 算法提高 20 倍以上。在 CV 意义下,将 PSO 用于对 SVM 模型参数进行全局优化,使得参数取值和分类器模型性能更具优越性和稳定性。基于 FastPCA 和 PSO 的 SVM 人脸识别在计算效率和识别准确率方面均有一定程度的性能提升。但是本文所使用的人脸图像数据量较小,下一步将针对大数据量和含有噪音的人脸图像进行研究,提高人脸识别效率和改善识别效果。

参考文献

- [1] 张翠平,苏光大.人脸识别技术综述[J].中国图象图形学报,2000,5(11):885-894.
- [2] 曾定衡,钟汇才.面向无线视频浏览的增量学习人脸检测算法研究[J].小型微型计算机系统,2014,35(6):

1353-1357.

- [3] 张建明,刘阳春,吴宏林,等.基于极限学习机与子空间追踪的人脸识别算法[J].计算机工程,2016,42(1):168-173.
- [4] 马建红,张晗,季秋.利用协方差矩阵法表示深度图像的鲁棒人脸识别[J].计算机应用研究,2016,33(12):1-7.
- [5] 吴巾一,周德龙.人脸识别方法综述[J].计算机应用研究,2009,26(9):3205-3209.
- [6] GAO X, SU Y, LI X, et al. A Review of Active Appearance Models[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C: Applications and Reviews, 2010, 40(2):145-158.
- [7] VAPNIK V N. An Overview of Statistical Learning Theory[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 1999, 10(5):988-999.
- [8] SUYKENS J A K, VANDEWALLE J. Least Squares Support Vector Machine Classifiers[J]. Neural Processing Letters, 1999, 9(3):293-300.
- [9] 安旭,张树东.基于支持向量机的模糊特征分类算法研究[J].计算机工程,2017,43(1):237-240,246.
- [10] YANG Z X, SHAO Y H, ZHANG X S. Multiple Birth Support Vector Machine for Multi-class Classification[J]. Neural Computing and Applications, 2013, 22(1):153-161.
- [11] 刘向东,陈兆乾.人脸识别技术的研究[J].计算机研究与发展,2004,41(7):1074-1080.
- [12] 张国云,彭仕玉,李宏民,等.一种新的 Gabor 小波支持向量机人脸识别算法[J].海军工程大学学报,2008,20(2):38-42.
- [13] 王晓华,赵志雄.结合伽马变换和小波变换的 PCA 人脸识别算法[J].计算机工程与应用,2016,52(5):190-193.
- [14] 魏莉,蒋建国,齐美彬.偏振编码方式的 LDP 人脸识别算法[J].中国图象图形学报,2016,21(6):756-763.
- [15] 李月龙,靳彦,汪剑鸣,等.人脸特征点提取方法综述[J].计算机学报,2016,39(7):1356-1374.
- [16] 叶加青,胡海平.一种新的基于稀疏表示的 SVM 人脸识别方法[J].应用数学与计算数学学报,2016,30(3):437-444.
- [17] 何林巍,黄福珍.基于 POEM_SLPP 的人脸识别算法[J].计算机应用研究,2017,34(6):1-5.
- [18] 杨恢先,贺迪龙,刘凡,等.基于双向梯度中心对称局部二值模式的单样本人脸识别[J].计算机辅助设计与图形学学报,2017,29(1):130-136.
- [19] 王宪,陆友桃,宋书林,等.基于 Gabor 小波变换与分块 PCA 的人脸识别[J].计算机工程与应用,2012,48(3):176-178,231.
- [20] KENNEDY J, EBERHART R. Particle Swarm Optimization[C]//Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks. Washington D. C., USA: IEEE Press, 1995:1942-1948.
- [21] 谷文成,柴宝仁,滕艳平.基于粒子群优化算法的支持向量机研究[J].北京理工大学学报,2014,34(7):705-709.
- [22] 史峰,王小川,郁磊,等. MATLAB 神经网络 30 个案例分析[M].北京:北京航空航天大学出版社,2010.

编辑 陆燕菲