

基于小样本高维特征的人脸自动识别算法研究

李凌¹ 李桂娟²

(辽宁工程技术大学应用技术学院计算机系 阜新 123000)¹

(水下监测国防科技重点实验室 大连 116012)²

摘要 特征提取对人脸识别十分重要,传统典型相关分析算法(CCA)存在无法描述人脸图像的小样本、高维特征的缺陷。为了提高人脸识别精度,提出一种专门针对小样本、高维特征的人脸自动识别算法(SpCCA)。首先分别提取人脸全局特征和局部特征,并采用CCA对特征进行融合,消除特征间冗余信息,降低特征维数;然后通过划分子模型,避免人脸识别存在小样本、非线性问题,并以简单投票进行结果矫正,提高模型稳定性;最后在AR与Yale两个人脸数据集上对SpCCA算法性能进行测试。仿真结果表明,SpCCA解决了典型相关分析算法存在的不足,提高了人脸识别的精度。

关键词 人脸识别,典型相关分析,子模型,融合特征

中图分类号 TP357 **文献标识码** A

Face Automatic Recognition Algorithm for Small Sample High-dimensional Features

LI Ling¹ LI Gui-juan²

(School of Applied Technology, Liaoning Technical University, Fuxin 123000, China)¹

(Key Laboratory for Underwater Test and Control Technology, Dalian 116012, China)²

Abstract In face recognition, efficient feature extraction method is the key. Canonical correlation analysis (CCA) is a classic feature extraction method, but due to the singularity of the covariance matrices of its two groups of features caused by the small sample high-dimensional feature problem, traditional CCA fails. Moreover because its globally linear property in nature, it can not better portray the local changes in the face image. So there are some two defects of poor prediction accuracy and stability. To improve the prediction accuracy of face recognition model, a novel face recognition method was proposed based on sub-pattern CCA (SpCCA). With the correlation between global features and local features, the redundant information between the features was eliminated, and the global information and local information were integrated effectively at the same time. Lastly, SpCCA was applied to AR and Yale datasets, and was proved to have significantly better recognition accuracy and higher stability in contrast to the reference model. The result shows that SpCCA can avoid the small sample and nonlinear problems with the assistance of sub-pattern.

Keywords Face recognition, Canonical correlation analysis, Sub-pattern, Fusional features

1 引言

在人脸识别过程中,特征提取十分关键,提取特征的优异对后继人脸分类器的结果具有重要影响。准确提取人脸特征成为人脸图像处理研究中的重要课题,引起国内外学者的关注^[1]。

许多学者对人脸识别特征进行了大量的研究,提出主成分分析(Principal Component Analysis, PCA)、线性判别分析(Linear Discriminant Analysis, LDA)^[2,3]等特征提取算法;它们是属于单模的特征提取方法,只能获取人脸图像的一组特征,无法全面描述人脸图像的特征信息,识别结果与实际要求有一定差距,稳定性差^[4]。典型相关分析(Canonical Correlation Analysis, CCA)是一种多模的特征提取方法,可以提取人脸图像的多种特征,并取得较好的人脸识别结果^[5,6]。由于

人脸图像是一种小样本、主维征数据,在人脸识别应用过程中CCA只适用于协方差矩阵非奇异的情形,因此其存在几个缺陷:①CCA是一种全局线性投影方法,不能很好地描述非线性的人脸识别问题;②忽略了人脸图像局部变化信息,当人脸图像受到遮挡或光线昏暗、表情局部变化影响时,缺乏对局部变化的识别鲁棒性;③CCA获得特征向量的维数相当高,若直接将提取特征输入到分类器进行识别,计算复杂度相当高^[7,8]。

为了提高人脸识别正确率,提出一种专门针对小样本、高维特征的人脸自动识别算法——子模式和典型相关分析相结合的人脸识别算法(Sub-pattern Canonical Correlation Analysis, SpCCA),并采用AR与Yale两个人脸数据集来验证其有效性。仿真结果表明,SpCCA算法考虑了样本的全局和局部变化信息,特征间冗余;而且通过子模式将样本划分为

到稿日期:2013-07-19 返修日期:2013-10-18 本文受国家自然科学基金重点实验室基金项目(9140C260303120C2601)资助。

李凌(1957-),男,硕士,副教授,主要研究方向为计算机仿真、图形图像, E-mail: liling_ln@163.com; 李桂娟(1964-),女,硕士,研究员,博士生导师,主要研究方向为水下监测技术。

N 个子集,以所有的子集识别结果对样本的最终归属进行校正,有效降低了每个子集对样本的全局性影响,大幅度提高了模型的稳定性。

2 SpCCA 的工作流程

SpCCA 算法的人脸识别系统工作思想为:先将初始模式以矩阵分割法分解成 N 个小的子集,分别提取子集的图像灰度特征(局部特征);再以 PCA 方法提取整张图片的图像特征(全局特征);然后以 CCA 对局部特征和全局特征进行融合,最后以 N 个子模型的识别结果进行投票决策,确定测试样本的最终归属。SpCCA 算法的工作流程如图 1 所示。

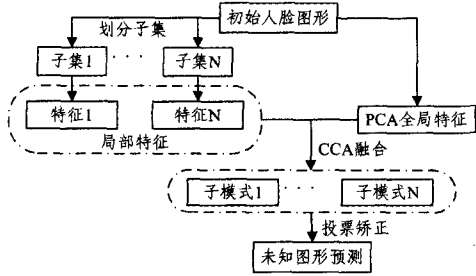


图 1 SpCCA 算法的工程流程

3 SpCCA 的人脸识别建模过程

3.1 PCA 提取全局特征

人脸识别领域大部分的传统特征提取方法都属于全局特征提取方法,包括 PCA、小波变换、LAD 等,它们均存在各自优点和不同^[9,10]。为保证提取的特征不包含类别信息,本研究以 PCA 方法来提取人脸图形的全局特征,将其作为 CCA 融合特征的第二组特征矢量。其具体过程如下:

(1)对于训练集 $Train$,先以 PCA 对其进行特征提取,得到投影矩阵 W_{PCA} ;

(2)随后对 $Train$ 中所有的样本基于 W_{PCA} 进行投影,即可新产生一组低维特征 $Train_x = (x_1, x_2, \dots, x_N)_{k_2 \times N}$;

(3)为保证该特征矢量构成的总体协方差矩阵也是非奇异性的,在全局特征提取过程中,其特征维数 k_2 也应该满足 $k_2 \leq N - M$ 的约束条件。

3.2 子模式提取局部特征

在人脸识别研究领域中,常见的方法是按图像内容(区别图形中的眼睛、嘴、鼻子、脸、额头等)或灰度等级(将具有相似灰度值梯度的像素点集中考虑)提取局部特征,但它们不能较好地映射原始图片中的空间位置信息。为此,本研究采用矩形分割将原始图形划分为多个子图形,然后分别提取各子图形的灰度特征,组成多个子集。相比采用圆形分割图形,本文方法既保留了原始图片的位置信息,也充分利用了率全图信息。其具体过程如下:

(1)设以 M 个人的 N 张像素为 $W_1 \times W_2$ 的人脸图形组成训练集 $Train = (x_1, x_2, \dots, x_N)_{w_1 \times w_2}$;

(2)以矩阵分割法将全部图形不重叠地分割为 L 张大小相等的子图形(注意:此时每个子图形特征维数 $k = (W_1 \times W_2) / L$),为保证以该特征矢量构成的总体协方差矩阵是非奇异矩阵, k 要满足 $k \leq N - M$;

(3)图形被分割后开始构建局部特征子集,处于原图形中相同位置的各子图像组成一个独立的特征子集,共可以得到

L 个独立的特征子集 $Train^1, Train^2, \dots, Train^L$ 。

在上述图形分割中, k 除了满足 $k \leq N - M$ 的约束条件外,其大小的变化对模型的识别精度也存在较大的影响, k 值过小,子集划分就会过多,使得模型过分地注重局部变化,图形信息被过度零碎化,最终导致模型识别精度降低;而 k 值过大,子集划分少,使得模型趋向于整体预测方法,忽略了局部变化,模型识别精度同样不佳。针对 k 值大小的选择,本研究以训练集识别精度出现拐点为标准,来确定 k 值的大小。

3.3 全局和全局特征的融合

在提取局部特征得到 L 个 $Train^i$ 特征子集与全局特征 $Train_x$ 后,每个局部特征子集都可以与全局特征组成一个训练集对 $(Train^i, Train_x)$,即可以 CCA 进行特征融合,融合过程如下:

L 个 $Train^i (i=1, 2, \dots, L)$ 局部特征子集中,每个 $Train^i$ 包含了 N 个图形样本,每个样本维数为 k ,即 $Train^i = \{y_1^i, y_2^i, \dots, y_N^i\}_{k \times N}$,全局特征 $Train_x = (x_1, x_2, \dots, x_N)_{k_2 \times N}$,以训练集对 $(Train^i, Train_x)$ 构建最佳的 CCA 投影矩阵对 (W_y^i, W_x^i) ,使得基于该投影矩阵对将初始样本投影后得到的两组低维特征矢量的内部元素之间相关性降到最低,并保证这两组低维特征矢量之间的相关性最大。

$$\begin{aligned} [W_y^i, W_x^i] &= [(w_{y_1}^i, w_{y_2}^i, \dots, w_{y_r}^i), (w_{x_1}^i, w_{x_2}^i, \dots, w_{x_r}^i)] \\ &= \arg \max_{\substack{w_{y_q}^i, w_{x_q}^i \\ 1 \leq q \leq M-1, q=1, 2, \dots, r}} \frac{w_{y_q}^i T S_{xx}^i w_{x_q}^i}{\sqrt{w_{y_q}^i T S_{yy}^i w_{y_q}^i w_{x_q}^i T S_{xx}^i w_{x_q}^i}} \end{aligned} \quad (1)$$

式中, S_{yy}^i 定义为局部特征矢量 $Train^i$ 的协方差矩阵且 $S_{yy}^i = E[yy^T]$, S_{xx}^i 定义为全局特征矢量 $Train_x$ 的协方差矩阵且 $S_{xx}^i = E[xx^T]$,两组特征矢量之间的互协方差矩阵为 $S_{yx}^i = E[yx^T]$ 。要保证 $[W_y^i, W_x^i]$ 最优,式(1)必须满足:

$$\begin{cases} w_{y_q}^i T S_{yy}^i w_{y_q}^i = w_{x_q}^i T S_{xx}^i w_{x_q}^i = 1, \\ w_{y_j}^i T S_{yy}^i w_{y_j}^i = w_{x_q}^i T S_{xx}^i w_{x_j}^i = 0, \\ j = 1, 2, \dots, r, j \neq k \\ w_{y_j}^i \in R^k, w_{x_j}^i \in R^{k_2} \end{cases} \quad (2)$$

根据 CCA 方法原理可得 W_y^i, W_x^i 满足下式:

$$\begin{cases} S_{yx}^i S_{xx}^{-1} S_{xy}^i W_y^i = S_{yy}^i W_y^i \Lambda^i \\ S_{xy}^i (S_{yy}^i)^{-1} S_{yx}^i W_x^i = S_{xx}^i W_x^i \Lambda^i \end{cases} \quad (3)$$

式(3)即为广义特征问题,式中 Λ^i 为该问题前 r 个最大的非负特征形成的一个对角矩阵, W_y^i, W_x^i 的列向量即为这些特征值对应的特征向量。

将所有局部特征子集 $Train^i (i=1, 2, \dots, L)$ 分别与全局特征 $Train_x$ 构建上述 CCA 投影矩阵,即得到 L 个投影矩阵对 $[W_y^i, W_x^i] (i=1, 2, \dots, L)$,然后以该投影矩阵分别对其对应的特征子集提取特征。

经 CCA 融合特征后可得两组特征向量,一组(即第一组向量)特征向量定义为融合了全局特征信息的局部特征,另一组(即第二组)特征向量定义为融合了局部特征信息的全局特征。本研究的人脸识别模型以局部信息为主,基于各子模式判别结果进行投票矫正确定样本最后的归属,所以本研究以第一组特征向量构建最后的子模式。

3.4 人脸图像分类

对于某一待识别样本,首先按统一规则将其划分为 L 个子集,再基于上述子模式的构建方法得到 L 个待测的特征子向量 (t^1, t^1, \dots, t^L) ,可定义两个特征子向量 y^j, t^i 之间的一致

性为:

$$\text{Consi}(y^i, t^i) = -(y^i - t^i)^T W_y^i (W_y^i)^T (y^i - t^i) \quad (4)$$

本研究基于距离最近邻法对样本进行判别。先计算待测样本第 i 个子样本与其对应位置的子模式 Train^i 中所用特征子向量之间的距离,并确定该子样本的类别为与其一致性最大的子样本的类别,并记为 C^i , L 个子模式就可得到 L 个判别结果 C^i 。最后以简单投票对该待测样本的最终归属进行矫正,待测样本被识别为第 k 类的概率可以定义为:

$$P_k = \frac{1}{L} \sum_{i=1}^L d^i \quad (5)$$

式中,当该待测样本第 i 个子模式被判为第 k 类时, d^i 取值 1, 否则取值 0, 最后对待测样本的识别结果记为:

$$\text{Ident} = \arg \max_{1 \leq k \leq M} (P_k) \quad (6)$$

4 仿真实验

4.1 数据来源

为验证本文人脸识别算法性能,采用 AR 和 Yale 两个标准人脸库的数据集进行仿真实验。对于 AR 人脸数据集,从中选择男性和女性各 50 人的人脸数据,每个人包含两个时期的 26 张人脸照片,每个时期第 1 张为正面无表情光照均匀照,第 2-4 张为不同表情变化照片,第 5-7 张不同方位光照照片,第 8-10 张为墨镜遮挡眼部照,第 11-13 张为围巾遮挡口部照,最后从每个人的照片中随机选择 6 张,共 600 张照片作为测试集,剩余 2000 张作为训练集。对于 Yale 数据集,选择了 15 个人共 165 张脸部照片,从每个人脸的照片中随机选择 3 张,共 45 张照片作为测试集,剩余 120 张照片作为训练集。

4.2 参比模型

为检验新模型的预测性能,本研究同时还构建了 3 个参比模型:PCA 模型采用 PCA 方法直接提取图片全局特征,不考虑局部变化;SpCCA-G 模型将 CCA 融合特征中的第二组特征向量作为判别特征;SpCCA-ALL 模型将 CCA 融合特征的两组特征向量都作为判别特征。

4.3 结果与分析

两个数据集子集的划分都以训练集判别精度初次最大为标准,AR 数据集子集块选择为 6×6 大小,Yale 数据集选择为 5×10 大小。在给定子集大小情况下,各模型识别精度如图 2 和图 3 所示。

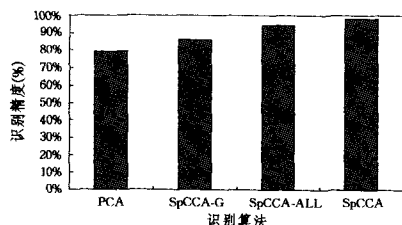


图 2 不同人脸识别算法的 AR 数据集识别精度对比

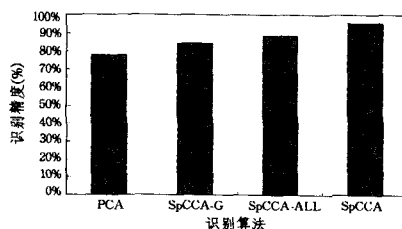


图 3 不同人脸识别算法的 Yale 数据集识别精度对比

对图 2 和图 3 结果分析可以得到如下结论:

(1)SpCCA 在两个数据集上都取得了较好的识别精度,且明显高于参比模型识别精度。

(2)以 PCA 提取的全局特征作为判别信息时,在 AR 数据集中模型的识别精度仅为 79.5%,在 600 个随机选择的测试样本中,包含了 200 张有遮挡物的照片,错判的样本达到了 89 张,其错判率为 44.5%,显然简单地以全局特征构建的人脸预测模型几乎无法预测带遮挡的人脸照片;

(3)SpCCA-G 模型以全局特征构建预测模型,但通过 CCA 融合了部分局部变化信息,使其较 PCA 模型预测精度有了一定的提高;

(4)SpCCA-ALL 模型同时使用了两组 CCA 融合特征,精度较 SpCCA-G 模型有了较大幅度的提高,但还是低于 SpCCA 模型识别精度,显然,并不是特征越多越好,第二组 CCA 融合特征的引入反而给局部融合特征带了部分冗余信息或者是噪音信息,使得精度不够理想。

结束语 针对传统人脸识别模型对局部过敏感的问题,本研究基于子模式划分与 CCA 提出了一种高性能的人脸识别算法。通过 CCA 方法融合图像的局部特征与整体特征,使其对遮挡、光照、表情的局部变化有较高的稳定性,多子模式的投票决策机制将局部变化控制在个别区域,使得模型鲁棒性更强。子模式划分也较完美地解决了传统 CCA 无法处理人脸识别等小样本多特征的问题。通过两个标准人脸数据集验证了其有效性。

参考文献

- [1] 梁路宏,艾海舟,徐光祐,等.人脸检测研究综述[J].计算机学报,2002,25(5):449-458
- [2] 艾海舟,梁路宏,徐光祐,等.基于肤色和模板的人脸检测[J].软件学报,2001,12(12):1784-1792
- [3] 苏煜,山世光,陈熙霖,等.基于全局和局部特征集成的人脸识别[J].软件学报,2010,21(8):1849-1862
- [4] 彭中亚,程国建.基于独立成分分析和核向量机的人脸识别[J].计算机工程,2010,36(7):193-194
- [5] Stehly L, Froment B, Campillo M, et al. Using curvelet filter to improve the temporal resolution of seismic waves speed changes measured from ambient noise correlations[C]// AGU Fall Meeting Abstracts. 2011, 1: 2259
- [6] Eltoukhy M M, Faye I, Samir B B. Breast cancer diagnosis in digital mammogram using multiscale curvelet transform[J]. Computerized Medical Imaging and Graphics, 2010, 34(4): 269-276
- [7] Johnson R C, Paul V, Naveen N, et al. Comparison of Curvelet Generation 1 and Curvelet Generation 2 Transforms for Retinal Image Analysis[J]. International Journal of Electrical and Computer Engineering (IJECE), 2013, 3(3)
- [8] Hennenfent G, Fenelon L, Herrmann F J. Nonequispaced curvelet transform for seismic data reconstruction: A sparsity-promoting approach[J]. Geophysics, 2010, 75(6): WB203-WB210
- [9] Meselhy Eltoukhy M, Faye I, Belhaouari Samir B. A comparison of wavelet and curvelet for breast cancer diagnosis in digital mammogram[J]. Computers in Biology and Medicine, 2010, 40(4): 384-391
- [10] 孙权森,曾生根,土平安,夏德深.典型相关分析的理论及其在特征融合中的应用[J].计算机学报,2005,28(9):1524-1533
- [11] 晁学民,周继萍.基于组合核函数支持向量机的人脸识别[J].重庆理工大学学报:自然科学版,2013,27(6):84-87