

局部广义张量鉴别分析

葛祥龙, 荆晓远, 董西伟, 吴飞, 姚永芳

(南京邮电大学自动化学院, 江苏南京 210003)

摘要: 在过去十年里, 致力于研究把线性鉴别分析扩展到更高阶数据分类, 即多线性鉴别分析, 以得到更好的鉴别效果。广义张量鉴别分析 (GTDA) 方法是最具代表性的算法之一。文中提出了一种新的多线性鉴别分析方法, 即局部广义线性鉴别分析 (LGTDA) 方法。其利用张量样本的局部近邻信息重新定义了鉴别分析中的类间散度矩阵和类内散度矩阵, 使得提出的方法比其他方法在投影空间中更好地保留原始空间的局部结构信息。另外, 用多种特征提取技术提取出原始样本图片的各种信息构成文中算法的张量样本, 充分利用了张量数据的优势。在 AR 和 CAS-PEAL 人脸数据库上的实验结果验证了文中方法的有效性。

关键词: 张量数据; 局部近邻信息; 广义张量鉴别分析; 局部张量鉴别分析

中图分类号: TP301

文献标识码: A

文章编号: 1673-629X(2015)11-0130-04

doi: 10.3969/j.issn.1673-629X.2015.11.026

Local General Tensor Discriminant Analysis

GE Xiang-long, JING Xiao-yuan, DONG Xi-wei, WU Fei, YAO Yong-fang

(College of Automation, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210003, China)

Abstract: In the past decade, great efforts have been made to extend linear discriminant analysis for higher-order data classification, generally referred to as Multilinear Discriminant Analysis (MDA). General Tensor Discriminant Analysis (GTDA) is one of the most representative algorithms. In this paper, propose a new multilinear discriminant analysis method named Local General Tensor Discriminant Analysis (LGTDA). It utilizes the local neighbor information of tensor sample to redefine the between-class scatter matrix and the within-class scatter matrix, which makes the proposed method can preserve the local structure information of the original space in the projective space. In addition, to make better use of tensor technique, the tensor sample consists of information extracted by several feature extraction techniques. The experimental results on AR and CAS-PEAL databases demonstrate the effectiveness of the proposed method.

Key words: tensor data; local neighbor information; general tensor discriminant analysis; local general tensor discriminant analysis

1 概述

人脸识别^[1-3]是日常生活中最常采用的身份认证手段,也是计算机视觉和模式识别领域中最热门的生物特征识别技术。在人脸识别领域的众多特征提取方法中,线性鉴别分析^[4-5]等线性子空间学习方法由于其计算简单、有效性高等优点受到了广泛关注。然而,自然人脸图像受到诸如光照、姿态、表情等多种因素影响而具有很强的非线性,传统的线性方法难提取出更有效的特征。张量数据为人脸图像提供了很好的表示方法。多线性代数为张量数据提供了有效的数据分析方法,对于线性鉴别分析的多线性扩展逐渐成为研究热点。

线性鉴别分析的多线性扩展方法分为两大类:一

种是寻求张量到向量的投影空间,使得投影到低维向量空间中的样本具有鉴别能力。张量秩一鉴别分析 (TR1DA)^[6]和不相关多线性鉴别分析 (UMLDA)^[7]是最具代表性的方法。另一种是在张量子空间中寻求张量到张量的投影,使得投影后的张量数据更具鉴别能力。Yan 等提出了张量形式的鉴别分析 (DATER)^[8]对张量数据进行分类。基于散度差鉴别准则^[5],Tao 等提出了广义张量鉴别分析 (GTDA)^[9]方法。后来, Li 等提出了直接广义鉴别分析 (DGTDA)^[10],给出了广义鉴别分析的闭环解。

GTDA 是最早能够收敛的多线性鉴别分析方法,也是文中的研究基础。其通过最大化张量数据类间散度和最小化张量数据类内散度,使得在新的张量空间

收稿日期: 2015-02-01

修回日期: 2015-05-06

网络出版时间: 2015-11-04

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (61272273); 江苏省 333 工程项目 (BRA2011175); 南京邮电大学科研项目 (XJKY14016)

作者简介: 葛祥龙 (1989-), 男, 研究生, 研究方向为生物特征识别; 荆晓远, 教授, 博士生导师, 研究方向为模式识别、图像处理、机器学习。

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/61.1450.TP.20151104.0948.006.html>

中同类张量样本相互聚集,不同类张量样本相互分散,从而得到较优的鉴别效果。其主要从全局的角度来增强样本间的可分性,往往需要样本数据满足正态分布特性。然而,大部分数据是呈现局部多区域分散分布的,所以如何提取局部区域数据的鉴别信息更为重要。尤其是一些类由几个聚类的簇构成时,GTDA 丢失了局部结构信息,往往得不到理想的效果。

文中方法以张量鉴别分析模型作为基础框架,利用样本近邻信息重新设计了散度差准则的类间散度矩阵和类内散度矩阵,提出局部广义张量鉴别分析,使得获得的投影特征不仅在全局上具有鉴别能力,而且在投影后的空间保留了样本分布的局部结构。并且提取出原始图片主成分特征信息和线性鉴别特征使得原始图片的张量样本表示更为丰富,进一步增强识别效果。在 AR^[11]和 CAS-PEAL^[12]人脸数据库的实验结果验证了所提方法的有效性。

2 张量数据构造

对于灰度图像样本,一般的张量方法都是将其构造为二阶张量形式,这种构造不需要对图像进行列向量化,避免破坏图像潜在的行列结构信息。

主成分分析技术^[13]、线性鉴别技术^[4-5]、小波变换^[14]、局部二值描述子^[15-16]等方法能够从不同角度提取出原始图片的特征信息。文中不仅仅使用原始图片信息,而且利用这些方法提取的信息组成新的三阶的张量样本,使得人脸图像样本的表示更为丰富。新构造的张量样本第一模和第二模分别表示人脸的空间信息,第三模表示被提取的特征信息。

3 局部广义张量鉴别分析

本节详细介绍了文中所提方法:首先用多种特征提取方法提取出原始样本的特征信息,与原始图像一起构成用于训练的张量样本;接着运用 LGTDA 方法进行特征提取;最后利用最近邻分类器进行分类识别。

图 1 给出了文中方法的示意图。

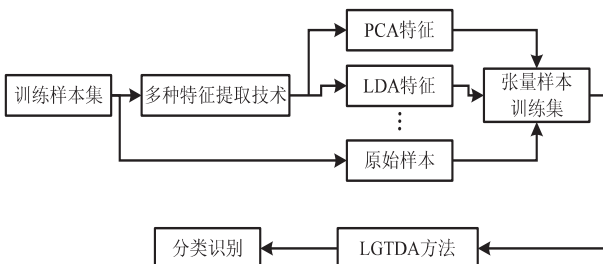


图 1 文中方法示意图

3.1 目标函数描述

假设新构造图像样本的张量数据 X_i 为 M 阶张量, $X_i \in R^{l_1 \times l_2 \times \dots \times l_n}$ ($i = 1, 2, \dots, N$), N 为图像样本总数,第 n

模上的维数为 l_n 。 $y_i \in \{1, 2, \dots, l\}$ ($i = 1, 2, \dots, N$) 表示第 i 个样本的类别标签, l 为类别总数。 N_c 为第 c 类的样本数。

为方便描述,在这里先给出样本间隶属度矩阵 A 的定义,其表示了样本间的局部近邻关系。 $A_{i,j}$ 表示张量样本 X_i 与张量样本 X_j 之间的隶属度值。如果 X_j 是 X_i 的 k 近邻样本,则 $A_{i,j} = 1$; 否则, $A_{i,j} = 0$ 。

通过最大化散度差准则,寻求多个投影矩阵 U_k ($k = 1, 2, \dots, M$),使得样本数据间类间散度最大化并且类内散度最小化,同时能够保持投影后样本的局部近邻信息,从而获得更具鉴别能力的特征。其准则函数如下:

$$U_k^* |_{k=1}^M = \operatorname{argmax}_{U_k} \left(\frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^N A_{i,j}^{(b)} \| X_i \times U_1 \times \dots \times U_M - X_j \times U_1 \times \dots \times U_M \|^2 - \zeta \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^N A_{i,j}^{(w)} \| X_i \times U_1 \times \dots \times U_M - X_j \times U_1 \times \dots \times U_M \|^2 \right) \quad (1)$$

其中, U_k ($k = 1, 2, \dots, M$) 是张量数据第 k 模上得到的投影矩阵;

$$A_{i,j}^{(w)} = \begin{cases} A_{i,j}/N_c & \text{if } y_i = y_j = c \\ 0 & \text{if } y_i \neq y_j \end{cases}$$

$$A_{i,j}^{(b)} = \begin{cases} A_{i,j}/(1/N - 1/N_c) & \text{if } y_i = y_j = c \\ 1/N & \text{if } y_i \neq y_j \end{cases};$$

ζ 为一个常量参数。

3.2 目标函数求解

式(1)没有闭环解,只能利用 k 模优化^[9]逐个迭代地在每一模上来求解最优投影矩阵。

当 $U_1, \dots, U_{k-1}, U_{k+1}, \dots, U_M$ 已知时,更新张量数据,令 $Y_i = X_i \times U_1 \times \dots \times U_{k-1} \times U_{k+1} \times \dots \times U_M$,在新构造的张量 Y_i 上利用散度差准则求解投影矩阵 U_k^* 。

利用 3.1 节定义的样本间隶属度矩阵 A ,计算张量样本第 k 模的局部类间散度矩阵 $S_{Y_k}^{(b)}$ 和局部类内散度矩阵 $S_{Y_k}^{(w)}$:

$$S_{Y_k}^{(b)} = \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^N A_{i,j}^{(b)} (\operatorname{mat}_k(Y_i)^d - \operatorname{mat}_k(Y_j)^d) (\operatorname{mat}_k(Y_i)^d - \operatorname{mat}_k(Y_j)^d)^T \quad (2)$$

$$S_{Y_k}^{(w)} = \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^N A_{i,j}^{(w)} (\operatorname{mat}_k(Y_i)^d - \operatorname{mat}_k(Y_j)^d) (\operatorname{mat}_k(Y_i)^d - \operatorname{mat}_k(Y_j)^d)^T \quad (3)$$

其中, $\operatorname{mat}_k(Y_i)^d$ 表示样本张量 Y_i 的 k -模展开矩阵 Y_i^k 的第 d 个列向量。

则式(1)可转化为:

$$U_k^* = \operatorname{argmax}_{U_k} (\operatorname{tr}(U_k^T S_{Y_k}^{(b)} U_k) - \zeta \operatorname{tr}(U_k^T S_{Y_k}^{(w)} U_k)) \quad (4)$$

用求得的投影矩阵 U_k^* 来继续更新张量数据 Y_i , 求得下一次迭代的投影矩阵 $U_k^{*(t+1)}$ 。

通过上述方法,可以迭代地求出张量数据的每一模上的投影矩阵 $U_k^* |_{k=1}^M$ 。

3.3 目标函数参数确定

在实际应用中,如何决定参数 ζ 非常重要。文中设定了一个参数 σ 。先用 Fisher 准则求得 $S_{Y_k}^{(w)-1} S_{Y_k}^{(b)}$ 的所有特征值。假设共有 j 个特征值。通过如下准则来确定所选特征值的个数。

$$\sum_{i=1}^{j^*} \lambda_i \leq \sigma \sum_{i=1}^j \lambda_i$$

其中, j^* 是使不等式成立的最大的值。

这样,就确定了散度差准则 ζ 的值为 $\sum_{i=1}^{j^*} \lambda_i$ 。并且在子空间算法中,投影矩阵的维数也自动地确定了下来,使得散度差算法更具有灵活性。

3.4 LGTDA 算法的实现过程

将 LGTDA 算法实现过程表示如下:

输入:张量样本数据 $X_i \in R^{I_1 \times I_2 \times \dots \times I_M}$ ($i = 1, 2, \dots, N$), 迭代次数 T_{max}

(1) 初始化 $U_1^0 = I_{N_1}, U_2^0 = I_{N_2}, \dots, U_M^0 = I_{N_M}$

(2) For $t = 1, 2, \dots, T_{max}$ do

① For $k = 1, 2, \dots, M$ do

$$Y_i = X_i \times U_1^t \times \dots \times U_{k-1}^{t-1} \times U_{k+1}^{t-1} \times \dots \times U_M^{t-1};$$

根据公式(2)计算局部类间散度矩阵 $S_{Y_k}^{(b)}$;

根据公式(3)计算局部类内散度矩阵 $S_{Y_k}^{(w)}$;

$$U_k^t = \underset{U}{\operatorname{argmaxtr}}(U^T (S_{Y_k}^{(b)} - \zeta S_{Y_k}^{(w)}) U);$$

② If $t > 2$ and $\|U_k^t (U_k^{t-1})^T - I\| < \varepsilon, k = 1, 2, \dots, M$

Break;

输出:每一模上的投影矩阵 $U_k^* |_{k=1}^M$ 。

4 实验

首先对所用的 AR 和 CAS-PEAL 人脸数据库进行介绍,然后对所提方法及对比方法在数据库上进行实验和分析。所有方法均采用基于欧氏距离的最近邻分类器来做分类识别。

4.1 数据库介绍

AR 人脸数据库^[11]包含 126 个人近 4 000 张图像,其中 70 名男性和 56 名女性。从中选取 119 人的 2 094 幅图像用于实验,其中每个人包含 26 幅图片。原图像被裁减为 60×60 大小。图 2 显示了 AR 中一个人的所有样本图像。

CAS-PEAL 人脸数据库^[12]包含 106 个人,每人有 10 幅人脸图像。该数据库的特点是同一个人的不同的人脸图像样本受光照影响很大。实验中将原始数据

库裁减为 60×48 大小。图 3 显示了 CAS-PEAL 数据库中一个人所有图像样本。

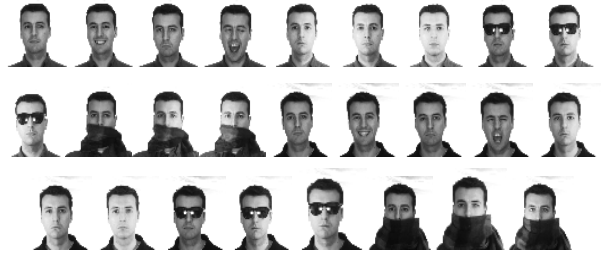


图 2 AR 数据库的样本图像

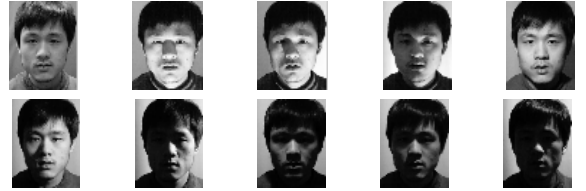


图 3 CAS-PEAL 数据库的样本图像

4.2 实验结果与分析

将 LGTDA 和几种经典的相关算法进行实验对比,主要包括直接广义鉴别分析(DGTDA)、广义张量鉴别分析(GTDA)、张量形式鉴别分析(DATER)。其中,文中算法包含两种,LGTDA-1 表示用原始图像作为张量样本的 LGTDA 方法;LGTDA-2 表示用原始样本的主成分分析特征信息、线性鉴别分析特征信息和原始特征一起作为张量样本的 LGTDA 方法。

在 AR 数据库上,随机选取每类中的 6 幅图像用作训练,剩余图像用作测试;在 CAS-PEAL 数据库上,随机选取每类中的 3 幅图像用作训练,剩余图像用作测试。LGTDA 算法在 AR 和 CAS-PEAL 人脸数据库中的近邻数 k 分别设为 20 和 10。参数 σ 在 0.8 到 0.95 之间选取。LGTDA 和三种比较方法在两个数据库上均做 20 次实验。

图 4 和图 5 分别给出了所有对比方法在 AR 和 CAS-PEAL 两个数据库上随机 20 次的识别率波动图。

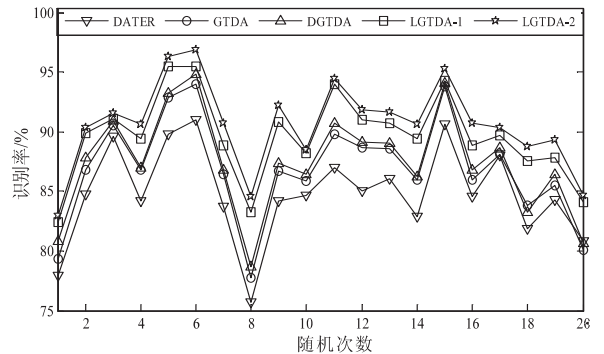


图 4 AR 数据库上所有方法随机 20 次的识别率

从表 1 可以看出,LGTDA 有很好的分类性能。在 AR 脸数据库上,LGTDA 方法比 DATER、GTDA 以及 DGTDA 三个方法的平均识别率提高了至少 2.18%;同时,通过构造更为丰富的张量样本数据,LGTDA-2 方

法比 LGTDA-1 方法平均识别率提高了 0.98%。在 CAS-PEAL 人脸数据库上,LGTDA 方法比三种对比方法的平均识别率提高了至少 1.44%;同时,LGTDA-2 方法比 LGTDA-1 方法平均识别率提高了 1.63%。

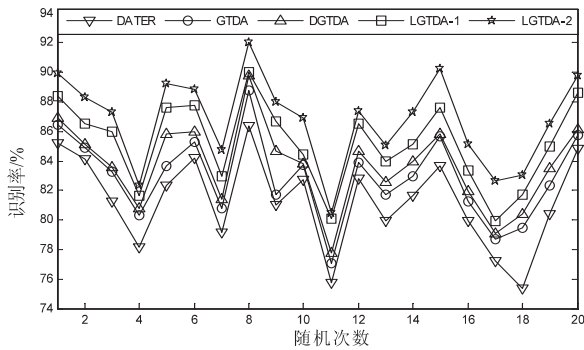


图 5 CAS-PEAL 数据库上所有方法随机 20 次的识别率表 1 给出了相应的平均识别率和方差。

表 1 所有方法在两个数据库上识别率比较

方法名称	识别率(均值和方差)/%	
	AR 库	CAS-PEAL 库
DATER	84.83 ± 3.96	81.29 ± 3.09
GTDA	86.86 ± 4.37	82.86 ± 2.83
DGTDA	87.45 ± 4.3	83.68 ± 2.88
LGTDA-1	89.63 ± 3.67	85.12 ± 2.83
LGTDA-2	90.61 ± 3.65	86.75 ± 3.02

实验结果充分表明:在张量鉴别分析的框架下,将散度差鉴别准则与局部近邻结构相结合,能够提取出更具鉴别能力的特征;同时,利用 PCA、LDA 技术提取的图像信息构成更为丰富的人脸图像样本表示,进一步提高了识别性能。

5 结束语

文中提出了一种新的多线性鉴别分析方法—局部广义张量鉴别分析(LGTDA)方法。该方法运用张量鉴别分析模型作为基础框架,利用样本近邻信息重新设计了散度差准则的类间散度矩阵和类内散度矩阵,使得获得的投影特征不仅在全局上具有鉴别能力,而且在投影后的空间保留了样本分布的局部结构。并且利用 PCA、LDA 技术从提取出原始图片的主成分特征和线性鉴别特征同原始图像一起构成张量数据,使得人脸图像样本的表示更为丰富,进一步增强了识别效果。从 AR 和 CAS-PEAL 人脸数据库的实验结果表明,文中所提方法与相关对比方法相比,有效地提高了识别性能。

参考文献:

[1] 王李冬.一种新的人脸识别算法[J].计算机技术与发展,

2009,19(5):147-149.

- [2] 赵振勇,王保华,王力,等.人脸图像的特征提取[J].计算机技术与发展,2007,17(5):221-224.
- [3] Chellappa R,Wilson C L,Sirohry S.Human and machine recognition of faces:a survey[J].Proceedings of the IEEE,1995,83(5):705-741.
- [4] Belhumeur P N,Hespanha J P,Kriegman D J.Eigenfaces vs. fisherfaces:recognition using class specific linear projection[J].IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence,1997,19(7):711-720.
- [5] Song F,Zhang D,Chen Q,et al.Face recognition based on a novel linear discriminant criterion[J].Pattern Analysis & Applications,2007,10(3):165-174.
- [6] Wang Y,Gong S.Tensor discriminant analysis for view based object recognition[C]//Proc of 18th international conference on pattern recognition.[s.l.]:[s.n.],2006:33-36.
- [7] Lu H,Plataniotis K,Venetsanopoulos A.Uncorrelated multilinear discriminant analysis with regularization and aggregation for tensor object recognition[J].IEEE Trans on Neural Network,2009,20(1):103-123.
- [8] Yan S,Xu D,Yang Q,et al.Discriminant analysis with tensor representation[C]//Proc of IEEE computer society conference on computer vision pattern recognition.[s.l.]:IEEE,2005:526-532.
- [9] Tao D,Li X,Wu X,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.
- [10] Li Q,Schonfeld D.Multilinear discriminant analysis for higher-order tensor data classification[J].IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence,2014,36(12):2524-2537.
- [11] Martinez A M,Benavente R.The AR face database[R/OL].2009.http://cobweb.ecn.Purdue.edu/~aleix/aleix_face_DB.html.
- [12] Gao W,Cao B,Shan S,et al.The CAS-PEAL large-scale Chinese face database and baseline evaluations[J].IEEE Trans on Systems,Man, and Cybernetics,Part A:Systems and Humans,2008,38(1):149-161.
- [13] 尹飞,冯大政.基于 PCA 算法的人脸识别[J].计算机技术与发展,2008,18(10):31-33.
- [14] 李海东,李青.基于阈值法的小波去噪算法研究[J].计算机技术与发展,2009,19(7):56-58.
- [15] 练秋生,刘春亮.基于 Gabor 滤波器和 LBP 的分级掌纹识别[J].计算机工程与应用,2007,43(6):212-215.
- [16] Mu M,Ruan Q,Guo S.Shift and gray scale invariant features for palmprint identification using complex directional wavelet and local binary pattern[J].Neurocomputing,2011,74(17):3351-3360.

局部广义张量鉴别分析

作者: [葛祥龙](#), [荆晓远](#), [董西伟](#), [吴飞](#), [姚永芳](#), [GE Xiang-long](#), [JING Xiao-yuan](#),
[DONG Xi-wei](#), [WU Fei](#), [YAO Yong-fang](#)
作者单位: [南京邮电大学 自动化学院](#), 江苏 南京, 210003
刊名: [计算机技术与发展](#) 
英文刊名: [Computer Technology and Development](#)
年, 卷(期): 2015, 25(11)

引用本文格式: [葛祥龙](#). [荆晓远](#). [董西伟](#). [吴飞](#). [姚永芳](#). [GE Xiang-long](#). [JING Xiao-yuan](#). [DONG Xi-wei](#). [WU Fei](#). [YAO Yong-fang](#) [局部广义张量鉴别分析](#) [期刊论文] - [计算机技术与发展](#) 2015(11)