

一种用于特征提取的保局判别分析算法

蒋胜利^{1,2} 匡春临² 张军英¹

(西安电子科技大学计算机学院 西安 710071)¹ (洛阳师范学院信息技术学院 洛阳 471022)²

摘要 针对保局投影(LPP)为无监督算法的局限,提出了一种新的监督版的LPP,即保局判别分析(LPDA)算法。LPDA吸收了流形学习算法与最大边界准则(MMC)的共同特点,可以将高维的人脸数据投影到低维子空间,具有能处理新样本与小样本问题的优点。与现有的多种经典相关方法相比,从Yale、UMIST及MIT 3个人脸数据库的实验结果表明,提出的LPDA算法在降维的同时提取了用于人脸识别的更有效的特征,人脸图像识别性能较好,具有较强的判别分析能力。

关键词 保局投影,最大边界准则,特征提取,人脸识别,流形学习

中图分类号 TP391.4 **文献标识码** A

Locality Preserving Discriminant Analysis Algorithm for Feature Extraction

JIANG Sheng-li^{1,2} KUANG Chun-lin² ZHANG Jun-ying¹

(School of Computer Sci. and Eng., Xidian Univ., Xi'an 710071, China)¹

(Academy of Info. Technol., Luoyang Normal Univ., Luoyang 471022, China)²

Abstract To address the limitation that locality preserving projection(LPP) algorithm belongs to unsupervised, a novel approach, named as locality preserving discriminant analysis(LPDA) was proposed. LPDA algorithm absorbs the common characteristics of the manifold learning algorithm and maximum margin criterion(MMC), and can project the high-dimensional face data into the low-dimensional subspace. The new sample can be processed and the small sample size problem can be prevented. Compared with several classical and related methods, the experimental results from Yale, UMIST and MIT face databases show that LPDA algorithm can extract the more efficient features for face recognition while the dimensionality is reduced, and obtains much higher recognition accuracies and stronger power of classification.

Keywords Locality preserving projection, Maximum margin criterion, Feature extraction, Face recognition, Manifold learning

1 引言

人脸识别技术一直是最热门的研究内容之一^[1-4],但人脸图像中姿态、光照、表情等因素一直是影响人脸识别技术进一步实用化的主要障碍。当前,许多特征提取技术可用于人脸识别。所有线性特征提取方法中,最著名的就是PCA^[5]与LDA^[6]。与PCA不同,LDA使用了类信息,从而提高了识别能力^[7]。然而,LDA会产生小样本(Small Sample Size, SSS)问题。最近,Li^[8]等人提出了最大边界准则(Maximum Margin Criterion, MMC)的特征提取方法,成功地解决了SSS问题。当然,也可以通过核方法解决这些问题,但是核方法也面临着计算代价过大与核参数如何设置的问题。与核方法不同,流形学习也被广泛应用在模式识别方面,发现隐藏在多维数据中的本质非线性结构。提出了许多基于流形学习的算法,如局部线性嵌入(LLE)、等距映射(ISOMAP)、拉普拉斯特征映射(LE)等^[9-13]。但流形学习算法应用于人脸识别领域

存在着不能处理新样本与无法提取更有效的判别子空间等问题。针对前者,He等人^[14]在LE的基础上提出了保局投影(Locality Preserving Projection, LPP)算法,并将其应用在人脸识别^[15],有效地解决了新样本的特征提取问题。针对后一种不足,一个可能的原因是现有的流形学习方法都是无监督算法,未能有效利用样本的类别信息,因此获取的子空间对于分类问题来说未必最优。最近提出许多LPP的改进方法。Chen等人提出了Direct LPP算法^[16]。Song等人^[17]对子流形提出了一种基于半监督的判别分析算法。Wang等人^[18]提出了一种保留局部信息最大投影(Locality-Preserved Maximum Information Projection, LPMIP)算法。但这些改进算法仅是利用各种变形的Laplacian矩阵,从根本上来说还是以保留局部几何结构为目的,因而对于分类来说,所得到的子空间也未必是更有效的判别子空间。针对这些问题,基于在保持数据局部的几何结构不变的同时使数据分类边界最大化的思想,本文提出了用于人脸识别的LPP的一种监督版,称为保

到稿日期:2010-04-27 返修日期:2010-08-01 本文受国家自然科学基金重点项目(60933009),陕西省科技攻关项目(2009K01-56)资助。

蒋胜利(1968—),男,博士生,讲师,主要研究方向为模式识别与生物信息处理,E-mail:Jiangshi@163.com;匡春临(1975—),男,硕士,讲师,主要研究方向为人工智能、模式识别;张军英(1961—),女,博士,教授,博士生导师,主要研究方向为计算生物信息学、人工神经网络、模式识别、机器学习。

局判别分析 (Locality Preseving Discriminat Analysis, LP-DA)。与上述各方法不同, LPDA 求出所有样本的 Laplacian 算子构成的稀疏矩阵, 以确保数据局部几何结构不变; 求出基于最大边界准则, 得到数据的散度矩阵, 以确保数据的类内散度最小并且类间散度最大; 在保持局部几何结构不变与分类边界最大化之间, 寻找一种平衡的投影向量基, 从而得到样本投影后的优化子空间。从 Yale, UMIST 与 MIT 3 个人脸数据库的实验结果表明, 与经典的分类方法相比, LPDA 算法保持局部几何结构不变并使分类边界最大化, 彻底解决了 LE 流形学习算法的局限, 具有较好的人脸识别性能与较强的判别能力。

本文第 2 节简单回顾了 MMC 算法与 LPP 算法; 第 3 节介绍了本文提出的 LPDA 算法的理论推导及用于人脸识别的方法步骤; 第 4 节是 LPDA 在人脸识别方面的实验; 最后是总结与思考。

2 MMC 与 LPP 的简单回顾

2.1 MMC

最近, Li^[8] 等人将 LDA 准则中类间离散度矩阵与类内离散度矩阵的比值关系改为相减关系, 提出基于 MMC 的特征提取方法, 成功地解决了 SSS 问题。

设 $X = [x_1, x_2, \dots, x_N] \in R^{D \times N}$ 表示 D 维空间中的 N 个样本点, 分别属于 C 个已知的类别为 $\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_c$, 类间与类内散度矩阵可以表示为:

$$\begin{cases} S_b = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^c l_i (m_i - m_0)(m_i - m_0)^T \\ S_w = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^{l_i} (x_i^j - m_i)(x_i^j - m_i)^T \end{cases} \quad (1)$$

式中, N 是训练样本的总数, l_i 是第 i 类训练样本的数量, x_i^j 表示第 i 类的第 j 个训练样本, m_i 是第 i 类样本的均值向量, m_0 是所有样本的均值向量。

当类间散度与类内散度差最大时, 不同类别的样本之间的边界最大。也就是说, 寻找一个用于分类的优化线性子空间意味着, 下式的优化函数最大化:

$$J(A) = \text{tr}\{A^T(S_b - S_w)A\} \quad (2)$$

根据 Rayleigh-Ritz 原理, 使式(2)的目标函数最大化可以通过求矩阵 $(S_b - S_w)$ 的最大特征值相应的特征向量来完成。与经典的 Fisher 判别准则相比, 避免了计算类内散度矩阵 S_w 的逆, 因而不会发生类内散度矩阵的奇异问题, 同时解决了 SSS 问题。

2.2 保局投影(LPP)

He 等人^[14] 提出了保局投影 (Locality Preserving Projection, LPP) 算法, 有效地解决了拉普拉斯特征映射流形学习方法对新样本的特征提取问题。

样本如 2.1 节所述, 经过一个投影变换 $Y = AX$, 样本被映射到一个低维空间 R^d 中, 其中空间维数 $d \ll D$ 。被投影后的样本在 R^d 空间中表示为 $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_N\} \in R^{d \times N}$ 。LPP 的目标函数可以写为:

$$\min \sum_{ij} \|y_i - y_j\|^2 w_{ij} \quad (3)$$

式中, w_{ij} 表示样本 x_i 与 x_j 之间的连接权重, 且 $w_{ij} = w_{ji}, w_{ij}$

取值如下:

$$w_{ij} = \begin{cases} \exp(-\|x_i - x_j\|^2/t), & x_i \in N(x_j) \\ 0, & x_i \notin N(x_j) \end{cases} \quad (4)$$

式中, $N(x_j)$ 表示 x_j 的近邻。将投影变换代入式(3), LPP 的目标函数可以通过求解下面的最小化问题实现, 从而获得投影矩阵 A :

$$A_{\text{opt}} = \underset{A}{\text{argmin}} A^T X L X^T A \quad (5)$$

约束条件为:

$$A^T X D X^T A = 1$$

式中, 矩阵 D 为对角阵, $d_{ii} = \sum_j w_{ij}$; $L = D - W$ 为拉普拉斯矩阵。通过简单的代数运算, 上述问题可以很容易地转换为下面的特征值求解问题:

$$X L X^T A = \lambda X D X^T A \quad (6)$$

当 A 取上述广义特征分解的最小前 d 个特征值相应的向量时, 目标函数被最小化, 即保持数据局部几何结构不变。

3 保局判别分析(LPDA)

3.1 LPDA 算法的思想

LPP 算法以所有样本的 Laplacian 算子构成的稀疏矩阵为基础, 确保在低维子空间数据局部几何结构不变; 最大边界准则 (MMC) 是以所有样本的散度矩阵为基础, 确保低维子空间数据的类内散度最小且类间散度最大。如果吸取 LPP 算法与 MMC 各自的特点, 在保持局部几何结构不变与分类边界最大化之间求取相对平衡的投影向量基, 就可以同时实现保局与分类两个目标。基于这样的思想, 本文提出 LPDA 算法。

3.2 LPDA 算法

LPP 的目标函数表示为带约束条件的式(5)的求解最小化问题, MMC 的目标函数表示为式(2)的求解最大化问题, 这两个问题同为求解投影子空间问题。如果所寻找的投影子空间同时满足这两个目标函数, 那更容易分开不同类别的样本。这个问题可以表示成式(6)的多目标优化问题:

$$\begin{cases} \min_A \text{tr}\{A^T X L X^T A\} \\ \max_A \text{tr}\{A^T(S_b - S_w)A\} \end{cases} \quad (7)$$

约束条件为:

$$A^T X D X^T A = 1 \quad (8)$$

式(7)可以合并变为式(9)的约束优化问题:

$$\min_A \text{tr}\{A^T(X L X^T - (S_b - S_w))A\} \quad (9)$$

约束条件仍为式(8)。

为了解决这个优化问题, 使用了 Lagrangian 乘法。

$$\frac{\partial}{\partial A} \text{tr}\{A^T(X L X^T - (S_b - S_w))A - \lambda(A^T X D X^T A) - I\} = 0$$

这样, 得到式(10):

$$(X L X^T - (S_b - S_w))A = \lambda(X D X^T)A \quad (10)$$

式中, λ 是 $(X L X^T - (S_b - \mu S_w))$ 和 $(X D X^T)$ 的广义特征值, A 是相应的特征向量。因此, 当 A 取上述广义特征分解的最小前 d 个特征值相应的向量时, 目标函数被最小化, 即保持数据局部几何结构不变的同时保证数据类间边界最大化。

3.3 人脸识别步骤

使用 LPDA 算法的人脸识别方法步骤如下:

Step 1 根据式(1)求出类间散度矩阵 S_b 与类内散度矩阵 S_w 。

Step 2 根据式(4)构建出矩阵 W 与 D 及拉普拉斯矩阵 L 。

Step 3 根据式(10)求出 d 个最小的广义特征值和相应的特征向量矩阵 A 。对训练样本 X 向 A 投影,得到 d 维嵌入 Y 。

Step 4 对所有的测试样本向 A 投影,得到测试样本的 d 维嵌入坐标。选择一个合适的分类器,对测试样本的嵌入结果分类。

4 实验

本节我们通过几个实验验证本文提出的 LPDA 方法的性能。本文所述实验均在 Windows 操作系统下 Matlab7.4 中调试运行。实验前先把每幅图像转换为一个 D 维列向量, N 幅图像组成一个数据矩阵 $X \in R^{D \times N}$,按照 3.3 节所述步骤进行实验。

4.1 人脸数据库简介

本文选用了 3 个人脸数据库做为实验数据,各数据库人脸图像如图 1 所示。

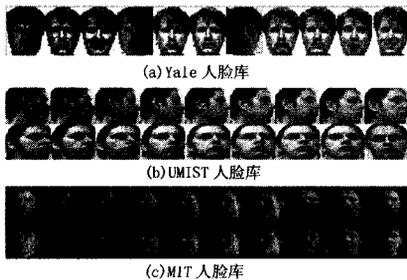


图 1 3 个人脸数据库图像示例

Yale 人脸库^[19]有 165 张照片,包括 15 个人,每人 11 张 195×231 的灰度照片。这些照片面部表情与细节、光照来源方向等都有着不同程度的变化。在预处理阶段,将 Yale 人脸库中所有图片进行裁减,归一化成 50×40 的标准人脸图像。UMIST 人脸数据库^[20]用 PGM 格式包含了 20 个人的 564 张脸部图像,图像为 220×220 个像素大小的 256 级灰度图像。每幅图像覆盖了脸部从侧面到前面的一系列姿态图像。主题涵盖了不同种族、性别与外貌的范围。我们把原始的 220×220 PGM 格式人脸图像裁剪成 56×46 的图像,用于人脸识别实验。MIT 人脸库^[21]由美国麻省理工大学媒体实验室创建,包含 16 位志愿者的 2592 张不同姿态、光照和大小的面部图像。从每个人中随机选择出 10 幅图像共 160 幅图像作为实验用,把原始 PGM 格式图像裁剪成 50×50 大小。

4.2 分类边界实验

本文提出的 LPDA 方法能否在保持流形结构的同时又使分类边界最大化呢?由于 LPDA 算法基于 MMC 与 LPP 算法,LPMIP 是 LPP 的改进算法,因此我们对 MMC, LPP, LPMIP 及 LPDA 这 4 种方法的分类边界做了对比实验。从 UMIST 数据库任意选取多类不同的样本,将它们降维到 2 维空间,见图 2。在图 2(a)中,MMC 方法使其中两类样本与另外两类样本之间的分类边界比较清晰,但两类样本各自的分类边界交错分布,不能明显分开,各样本分布能呈现出流形结

构。在图 2(b)中,LPP 方法不能把各类样本清晰地分开。在图 2(c)中,LPMIP 方法虽然流形结构保持得较好,但是个别样本的边界呈现交错。在图 2(d)中,LPDA 方法不仅能将 4 类样本分开,并且各类样本之间的边界较大,但每类样本呈现出的流形结构不如前 3 种方法。对于以分类为目的 LPDA 方法来说,降低一点流形结构的保持性能,得到了更好的分类性能,正是我们提出此方法用于人脸识别的主要目的。这充分说明了高维空间的数据通过 LPDA 方法降维之后,能相对保持原空间的流形结构,又使分类边界最大化。

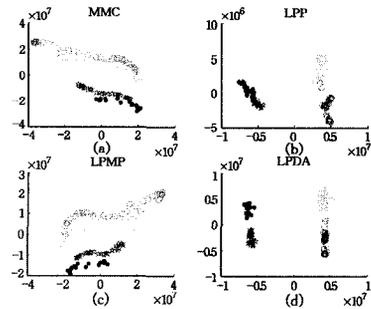


图 2 分类边界散布图

4.3 人脸识别实验

为了验证本文提出的 LPDA 方法用于人脸识别的有效性,本实验选择了 PCA, MMC, LPP, LPMIP 4 种经典的相关方法与 LPDA 方法做识别性能比较。其中 PCA 与 LPP 是非监督方法,其它为监督方法,

LPP, LPMIP 与 LPDA 方法的近邻个数设为 8。实验训练与测试集的选择方法使用 K-fold 交叉验证方法,主要使用 2-fold, 5-fold 与 10-fold 3 种。实验可选用不同的模式分类器,包括 K 近邻(K-NN)、Bayesian、SVM 等。本文采用了比较简单的最近邻(1-NN)分类器,用欧氏距离作为测度。

图 3 是使用 2-fold 交叉验证方法,嵌入 1 到 30 维,随机做 20 组实验得到的平均识别率。表 1 为分别按 3 种不同的 K-fold 交叉验证方法,嵌入到 20 维空间中做 20 组随机实验得到的平均识别率。从图 3 及表 1 可以看出,本文提出的 LPDA 算法识别性能明显高于其它方法。另外,由于这 5 种算法都要计算样本点之间的空间距离,一旦得到了样本间的距离,提取特征嵌入到低维空间的计算时间都不足 0.01s,算法的运行时间对比分析可以忽略。

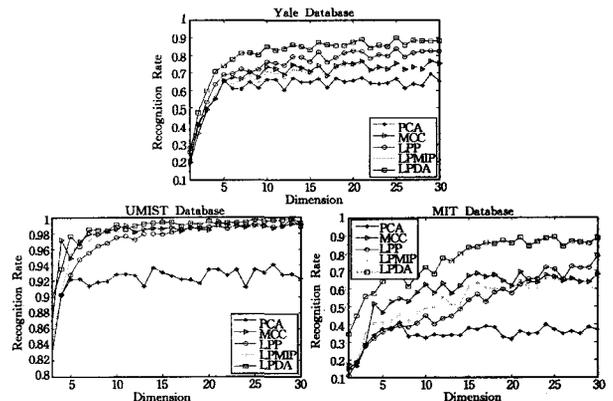


图 3 5 种方法 3 个人脸数据库的识别率(近邻 $K=8$)

基于图像处理的木板表面缺陷检测提供了一个新的特征提取方法,为下一步缺陷识别和分类做好了准备。

参 考 文 献

- [1] 王立海,杨学春,徐凯宏. 木材缺陷无损检测技术研究现状[J]. 农业科技,2002,27(3):35
- [2] 尹建新. 基于计算机视觉木材表面缺陷检测方法研究[D]. 杭州:浙江工业大学,2007
- [3] 胡春海,梁海平. 基于小波重构的木材表面缺陷检测系统研究[J]. 光学与光电技术,2008,6(6):16
- [4] 邹丽晖. 基于纹理特征的木材表面缺陷识别方法的研究[D]. 哈

尔滨:东北林业大学,2007

- [5] Grassi A P, Pérez M A, León F P. Illumination and model-based detection of finishing defects[R]. Puente F. Reports on Distributed Measurement Systems. Aachen: Shaker Verlag, 2008; 31-51
- [6] Nachtgall L, León F P. Merkmalsextraktion aus Bildserien mittels der Independent Component Analyse [C] // Goch G. Messtechnisches Symposium des Arbeitskreises der Hochschul-lehrer für Messtechnik. XXIII. Aachen: Shaker Verlag, 2009; 227-239
- [7] DUda R O, Hart P E, Stork D G. Pattern classification(2nd Edition)[M]. New York: John Wiley & Sons, 2000; 455-457

(上接第 274 页)

表 1 5 种方法在 3 个人脸数据库的识别率

Algorithm	Yale			UMIST			MIT		
	2-fold	5-fold	10-fold	2-fold	5-fold	10-fold	2-fold	5-fold	10-fold
PCA	0.5542	0.6594	0.7395	0.8427	0.9290	0.9408	0.2760	0.3959	0.4541
LPP	0.7292	0.7992	0.8562	0.9412	0.9888	0.9890	0.5794	0.5944	0.6100
MMC	0.6730	0.7391	0.8035	0.9334	0.9885	0.9875	0.5196	0.6714	0.7120
LPMIP	0.6600	0.7332	0.7973	0.9298	0.9866	0.9841	0.4841	0.6282	0.6669
LPDA	0.8022	0.7473	0.8967	0.9679	0.9931	0.9968	0.7868	0.8668	0.9255

结束语 本文提出了一种用于人脸识别的新的线性子空间学习方法——保局判别分析。此方法同时具有流形学习与判别分析两种方法的特点,既可以学习高维空间数据的潜在流形结构,又使特征空间的数据类间散度与类内散度之差最大化,实现了分类目标。与其它相关的特征提取方法相比,从多个人脸数据库的实验结果表明,本文提出的 LPDA 方法能提取出更有效的人脸特征,具有较高的人脸识别率,判别分析能力较强。

LPDA 方法由两个主要部分组成:一个是 Laplacian 特征矩阵,另一个是类间离散度与类内离散度之差。在实际寻找特征空间时,也可以定义一个参数来平衡两者在实现目标时所起作用的大小,以便决定目标是倾向于保留局部结构还是倾向于分类边界最大化。至于参数的值如何设置,才能达到有倾向性的目标,值得进一步研究。另外,此方法在人脸识别上取得了成功,如果用在其它高维数据,如基因数据,是否具有同样的效果,也值得进一步研究。

参 考 文 献

- [1] Qi Y F, Zhang J S. (2D)²PCALDA: An efficient approach for face recognition [J]. Applied Mathematics and Computation, March 2009(In Press)
- [2] Yan Y, Zhang Y J. A novel class-dependence feature analysis method for face recognition [J]. Pattern Recognition Letters, 2008,29(14):1907-1914
- [3] Hotta K. Robust face recognition under partial occlusion based on support vector machine with local Gaussian summation kernel [J]. Image and Vision Computing, 2008,26(11):1490-1498
- [4] Hamidreza R K, Karim F. GA-based optimal selection of PZMI features for face recognition [J]. Applied Mathematics and Computation, 2008,205(2):706-715
- [5] Jolliffe I T. Principal Component Analysis [M]. New York: Springer, 1986
- [6] Etemad K, Chellappa R. Discriminant analysis for recognition of human face images [J]. J. Opt. Am, 1997, A 14(8):1724-1733
- [7] MartóÁnez A M, Kak A C. PCA versus LDA [J]. IEEE Trans.

Pattern Anal. Mach. Intell., 2001,23(2):228-233

- [8] Li H, Jiang T, Zhang K. Efficient and robust feature extraction by maximum margin criterion [J]. IEEE Trans. Neural Networks, 2006,17(1)
- [9] Tenenbaum J B, Silva V, Langford J C. A global geometric framework for nonlinear dimensionality reduction[J]. Science, 2000,290(5500):2319-2323
- [10] Roweis S T, Saul L K. Nonlinear dimensionality reduction by locally linear embedding[J]. Science, 2000,290(5500):2323-2326
- [11] Saul L K, Roweis S T. Think globally, fit locally: unsupervised learning of low dimensional manifolds[J]. J. Mach. Learn. Res, 2003(4):119-155
- [12] Belkin M, Niyogi P. Laplacian eigenmaps and spectral techniques for embedding and clustering[J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2002,14:585-591
- [13] Belkin M, Niyogi P. Laplacian eigenmaps for dimensionality reduction and data representation [J]. Neural Comput, 2003,15(6):1373-1396
- [14] He X, Niyogi P. Locality preserving Projections [C] // Proc. Conf. Advances in Neural Information Processing Systems. 2003
- [15] He X F, Yan S C, Hu Y X, et al. Face Recognition Using Laplacianfaces [J]. IEEE Transactions on Pattern analysis and machine intelligence, 2005,27(3)
- [16] Chen J F, Li B, Yuan B Z. Face Recognition Using Direct LPP Algorithm [C] // Proceedings of ICSP. 2008
- [17] Song Y Q, Niew F P, Zhang C S. Semi-supervised sub-manifold discriminant analysis [J]. Pattern Recognition Letters, 2008,29(13):1806-1813
- [18] Wang H X, Chen S B, Hu Z L, et al. Locality-preserved Maximum Information Projection [J]. IEEE Transactions on Neural networks, 2008,19(4)
- [19] Yale Univ. Face Database [OL]. <http://cvc.yale.edu/projects/yalefaces/yalefaces.html>
- [20] The UMIST Face Database(UMIST) [OL]. <http://images.ee.umist.ac.uk/danny/database.html>
- [21] MIT CBCL Face Database [OL]. <http://cbcl.mit.edu/cbcl/software-datasets/FaceData2.html>