

一种基于松弛条件的改进模糊线性鉴别分析算法

宋晓宁^{1,2} 郑宇杰³ 杨静宇¹ 杨习贝¹

(南京理工大学计算机科学与技术学院 603 教研室 南京 210094)¹

(江苏科技大学计算机科学与工程学院 镇江 212003)²

(中国电子科技集团公司第 28 研究所 南京 210007)³

摘要 对模糊线性鉴别分析算法进行了本质研究。通过采用模糊 k 近邻(FKNN)方法得到相应的样本分布隶属度信息,同时考虑到离群样本对整个分类结果的不利影响,提出了一种松弛的归一化条件,将每一个样本的隶属度根据它对散布矩阵重定义所做的贡献按照松弛条件融入到特征抽取的过程中,从而得到完整有效的模糊样本特征向量集。该算法同传统模糊线性鉴别分析方法相比有效地解决了小样本和离群样本问题,在 ORL 和 NUST603 人脸数据库上的实验结果验证了它的有效性。

关键词 模糊线性鉴别分析,特征抽取,小样本问题,离群样本,人脸识别

中图分类号 TP391.41 **文献标识码** A

Improved Fuzzy Discriminant Analysis Algorithm Based on the Relaxed Condition

SONG Xiao-ning^{1,2} ZHENG Yu-jie³ YANG Jing-yu¹ YANG Xi-bei¹

(603 Laboratory, School of Computer Science & Technology, Nanjing University of Science & Technology, Nanjing 210094, China)¹

(School of Computer Science & Engineering, Jiangsu University of Science & Technology, Zhenjiang 212003, China)²

(The 28th Research Institute of China Electronics Technology Group Cooperation, Nanjing 210007, China)³

Abstract A study was made on the essence of fuzzy Fisher discriminant analysis (FLDA) algorithm in this paper. A reformative FLDA algorithm based on the fuzzy k-nearest neighbor (FKNN) was implemented to achieve the distribution information of every original sample represented with fuzzy membership degree and was incorporated into the redefinition of the scatter matrices. Furthermore, considering the fact that the outlier samples have some adverse influence to the classification result, a relaxed normalized condition in the fuzzy membership degrees was proposed simultaneously, therefore, the limitation from the outlier samples was overcome. Unlike the conventional FLDA algorithm, the proposed method computes its discriminant vectors with fuzzy membership degree from every training sample, which is theoretically effective to address the small size sample and outlier samples problems. Extensive experimental studies conducted on the ORL and NUST603 face images show the effectiveness of the proposed algorithm.

Keywords Fuzzy linear discriminant analysis, Feature extraction, Small size sample problem, Outlier samples, Face recognition

人脸识别是高维小样本问题的典型代表,该课题的研究主要包括以下几个方面:人脸检测^[1,2]、人脸分割、人脸的特征抽取以及表情识别^[3,4]等。到目前为止,基于代数的人脸识别方法是当前识别方法的主流,在此类方法中,基于 KL 变换的 Eigenface 识别算法^[5,6]和基于 Fisher 鉴别准则的 Fisherface 识别算法^[7,8]被广泛使用,后者由于可以得到有助于分类的最佳鉴别投影信息,因此成为代数方法中的一个研究热点。

传统的线性鉴别分析在特征抽取过程中使用的是二值情况下的判别标准,即对于给定的样本,在特征抽取过程中

每次执行的都是一个硬分类标准。而在特征抽取的具体问题中,由于训练样本的分布通常受外部因素的影响,如在人脸识别领域,人脸数据的采集往往受到不同的表情、光照等条件的影响,因此简单地将样本划入某一类的做法是不科学的。随着模糊数学理论的创建和发展,样本可以不再简单地被划入到相应的单一模式之中,而是可以通过模糊隶属度的表示形式,将样本划入到所有的类别之中。

通过对模糊集理论的引入,对线性鉴别分析的特征抽取方法进行了本质研究,可以得出传统的基于 Fisher 准则的特征抽取方法就是定义在相应的散布矩阵的基础上,利用求解

到稿日期:2008-10-15 返修日期:2008-12-30 本文受 863 高技术研究发展计划(2006AA01Z119),国家自然科学基金(60632050,60503026,60572034)资助。

宋晓宁(1975-),男,博士生,讲师,主要研究方向为模式识别与智能系统、人脸识别等,E-mail: xnsong@yahoo.com.cn;郑宇杰(1977-),男,博士,主要研究方向为模式识别与智能系统,杨静宇(1941-),男,教授,博士生导师,主要研究方向为计算机视觉、模式识别、智能机器人等;杨习贝(1980-),男,博士生,主要研究方向为粗糙集理论。

过程抽取到相应的特征变换矩阵,从而实现原始样本向特征空间的投影,即关于相应的散布矩阵的定义是实现最终特征抽取的关键。受到这一思想的启发,Kwak^[9]等提出了模糊 Fisherface(Fuzzy Fisherface)的人脸识别方法,重定义了相应的散布矩阵,利用新的散布矩阵抽取到更有效的表示原始样本分布的低维信息。但是 Kwak 的思想并没有充分利用样本的隶属度信息,只有新的模糊中心点被融入到特征抽取的过程之中,而每一个样本的隶属度信息对于散布矩阵重定义所做的贡献并没有被体现出来。同时,由于离群样本的存在,使得它严格属于各类的隶属度都很小,因此影响了最终的分类结果。为了克服 Fuzzy Fisherface 算法的这两个缺点,提出了一种基于松弛归一化条件的改进模糊线性鉴别分析方法(RC-FuzzyLDA),通过松弛隶属度函数中的归一化条件,将每一个样本的隶属度根据它对散布矩阵重定义所做的贡献按照松弛条件融入到特征抽取的过程中,从而得到完整有效的模糊样本特征向量集。

1 模糊线性鉴别分析方法

1.1 模糊 k 近邻算法

在 Fuzzy Fisherface 算法中,相应的模糊隶属度函数通过 FKNN^[10]算法得到,从而利用该隶属度函数得到新的每类的类中心。此时,利用得到的信息表示样本的原始分布,并将这些信息融入到特征抽取的过程中。根据 FKNN 算法得到相应的隶属度信息的计算步骤如下。

步骤 1 计算训练样本集中任意两个样本之间的欧氏距离,构成一个 $N \times N$ 的距离矩阵;

步骤 2 将得到的距离矩阵对角线位置上的元素置为无限大,或者一个较大的常数(由于在接下来的步骤 3 中需要对相应的距离值进行排序,为了防止在排序中出现选择本身的情况,因此需做这一步操作);

步骤 3 将由上述步骤得到的距离矩阵的每一列按照距离值的大小从小到大依次排列。根据新的距离矩阵得到 k 个最近邻点,并且得到这 k 个最近邻点所对应的类别值;

步骤 4 根据以下的公式计算第 j 个样本对于第 i 类的隶属度。

$$\mu_{ij} = \begin{cases} 0.51 + 0.49(n_{ij}/k) \\ 0.49(n_{ij}/k) & \text{otherwise} \end{cases} \quad (1)$$

其中, i, j 属于同类样本, n_{ij} 表示第 j 个样本的 k 近邻点中属于第 i 类的样本个数。由此,可以得到所有的样本对于所有类别的隶属度函数。

根据上述步骤得到相应的隶属度函数,由此可以重新定义每类新的类均值。

$$f_{m_i} = \frac{\sum_{j=1}^N u_{ij} x_j}{\sum_{j=1}^N u_{ij}} \quad (2)$$

由此,可以得到相应的模糊隶属度矩阵和相应的类中心矩阵。

$$U = [\mu_{ij}] \quad i=1, 2, \dots, C; j=1, 2, \dots, N \quad (3)$$

$$f_m = [f_{m_i}] \quad i=1, 2, \dots, C \quad (4)$$

其中, C 为类别数, N 为训练样本数。

1.2 Fuzzy Fisherface 特征抽取方法

Fuzzy Fisherface 特征抽取方法的基本思想同传统的 Fisherface^[7,8]思想类似,其关键是如何将相应的模糊隶属度

函数嵌入到相应的散布矩阵定义之中。可以看出,其中的每类中心点均由该类中所有样本的均值得到,而在 Kwak 等提出的 Fuzzy Fisherface 的特征提取方法中,此时每类的中心点同时融合了样本的隶属度信息,由此相应的散布矩阵被重定义为

$$FS_w = \sum_{i=1}^C \left(\sum_{x_j \in w_i} (x_j - f_{m_i})(x_j - f_{m_i})^T \right) \quad (5)$$

$$FS_b = \sum_{i=1}^C (f_{m_i} - \bar{x})(f_{m_i} - \bar{x})^T \quad (6)$$

其中, $f_{m_i} (i=1, 2, \dots, C)$ 如式(4)定义,为各个模式类的模糊中心点, x_j 为第 j 个训练样本, \bar{x} 代表了所有样本的中心点, w_i 为第 i 类模式。

同时,总体散布矩阵可以由式(7)取得:

$$FS_t = FS_b + FS_w \quad (7)$$

由此得到了所有新的散布矩阵,根据散布矩阵的重定义,利用 Fisher 鉴别准则就可以得到相应的特征向量集。此时的鉴别准则如下:

$$J_F(X) = \frac{\Psi^T FS_b \Psi}{\Psi^T FS_w \Psi} \quad (8)$$

1.3 松弛归一化条件的改进算法

从以上关于 Fuzzy Fisherface 特征抽取方法的分析可以看出,在相应散布矩阵的重定义中,只有新的模糊中心点被融入到特征抽取的过程之中,而每一个样本的隶属度信息对于散布矩阵重定义所做的贡献并没有被体现出来,同时,由于离群样本的存在,使得这些样本严格属于各类的隶属度都很小,影响了最终的分类结果。因此本节提出了 RC-FuzzyLDA 方法,有效克服了 Fuzzy Fisherface 算法的这两个缺点。

根据式(1)可以知道, μ_{ij} 为第 j 个样本对于第 i 类的隶属度计算函数,并且该函数满足以下的归一化条件:

$$\sum_{i=1}^C \mu_{ij} = 1 \quad (9)$$

它要求一个样本对于各个聚类的隶属度之和为 1。但是当在样本集不理想的情况下,这样的归一化条件可能会导致分类结果不好。由于离群样本远离各类的类中心,使得它们严格属于各类的隶属度都很小,但由于式(9)条件的要求,将会使它对各类都有较大的隶属度,比如在两类情况下,各类的隶属度都是 0.5。因此离群样本所造成的这种野值的存在将在一定程度上影响最终的分类结果。

为了克服 Fuzzy Fisherface 算法的这个缺点,本节提出了一种松弛的归一化条件,使所有样本对各类的隶属度总和为 N ,即

$$\sum_{i=1}^C \sum_{j=1}^N \mu_{ij}(x_j) = N \quad (10)$$

在这个新的松弛条件下,将计算 μ_{ij} 的式(1)改变为式(11)与式(12):

$$\mu_{ij} = \begin{cases} \frac{p}{N} + \frac{1-p}{N} \cdot (n_{ij}/k) \\ \frac{1-p}{N} \cdot (n_{ij}/k) & \text{otherwise} \end{cases} \quad (11)$$

$$p = \frac{N-C}{2^m \cdot N} \quad (12)$$

其中, i, j 属于同类样本, m 为控制参数,且满足 $m \in (0, 1)$, $p \in (0, 1)$ 。

通过改进的归一化条件计算隶属度与原方法相比具有更好的鲁棒性。由于放松了隶属度条件,使得各样本对各个类

中心变得不十分敏感,从而可以取得更好的分类效果。

在松弛的归一化条件下,进一步提出了一种新的散布矩阵重定义方法,将每一个样本的隶属度信息全部融入到散布矩阵的定义过程中,从而克服了 Fuzzy Fisherface 算法只有新的模糊中心点被考虑的缺点。

式(5)与式(6)的散布矩阵重定义改变如下:

$$IFS_w = \sum_{i=1}^c \left(\sum_{x_j \in w_i} u_{ij}^q (x_j - fm_i)(x_j - fm_i)^T \right) \quad (13)$$

$$IFS_b = \sum_{i=1}^c \left(\left(1 - \sum_{x_j \in w_i} u_{ij}^q / \sum_{j=1}^n u_{ij}^q \right) \times (fm_i - \bar{x})(fm_i - \bar{x})^T \right) \quad (14)$$

其中, q 是一个可以控制分类结果的模糊程度的参数, IFS_w 公式中在引入 u_{ij}^q 从而增加了第 i 类模式中每个样本的隶属度信息, IFS_b 公式中在引入 $(1 - \sum_{x_j \in w_i} u_{ij}^q / \sum_{j=1}^n u_{ij}^q)$ 的同时剔除了类间散布矩阵定义中自身类对该散布矩阵的影响。此时总体散布矩阵改变为:

$$IFS_t = IFS_b + IFS_w \quad (15)$$

由此,可以得到在松弛归一化条件下的改进模糊线性鉴别分析方法(RC-FuzzyLDA)的准则如下:

$$J_{RC}(X) = \frac{\Psi^T IFS_b \Psi}{\Psi^T IFS_w \Psi} \quad (16)$$

比较 Fuzzy Fisherface 和 RC-FuzzyLDA 算法的定义,可以看到在新的散布矩阵重定义中,由于结合了每个样本的隶属度信息,从而融入了更多的样本分布信息。由此,完整的 RC-FuzzyLDA 算法的计算步骤如下。

步骤 1 将原始图像通过 PCA 变换降维到一个低维的空间;

步骤 2 根据 FKNN 算法,在新的松弛归一化条件下计算得到相应的模糊隶属度矩阵和模糊类中心矩阵;

步骤 3 根据步骤 2 得到的模糊隶属度矩阵和模糊类中心矩阵重定义相应的散布矩阵,利用新散布矩阵通过 Fisher 鉴别准则求得最佳鉴别矢量集;

步骤 4 将所有样本向该特征空间投影,得到特征空间内的低维数据并进行分类。

2 实验与分析

本文分别采用南京理工大学 NUST603 和 ORL^[11] 人脸图像数据库进行算法性能验证,实验一共考察了 Fisherface^[7], Fuzzy Fisherface^[9], D-LDA^[12] 和本文方法的分类效果,分别采用了 k 近邻和最近邻分类器来进行不同实验的样本分类。

实验一采用 NUST603 人脸数据库,共包含 96 人,每人由 10 幅图像构成,每幅图像的原始分辨率均为 256×256 。为了降低内存和实验消耗,首先将图像中的脸像切割出来,并归一化为 32×32 的标准图像。图 1 为 NUST603 人脸数据库中部分标准化后的人脸图像。

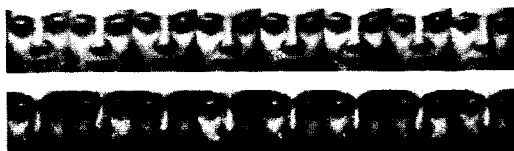


图 1 NUST603 人脸数据库部分归一化人脸图像

实验中,分别采用 NUST603 人脸数据库中每类人脸的前 θ ($\theta=3, 4, 5, 6$) 个样本组成训练样本集,所有样本组成测试样本集,该实验经过特征提取后的图像数据采用 k 近邻分类器实现分类,其中,近邻参数 k 取 3。同时实验过程中的控制参数通过交叉验证得到,其中 m 取 0.1, q 取 2。表 1 是 Fisherface, Fuzzy Fisherface 和本文方法的识别性能比较。

表 1 不同数量训练样本集下 NUST603 识别率(%)的比较

Number of training samples	Method		
	Fisherface	Fuzzy Fisherface	Proposed method
3	97.46	98.44	98.75
4	98.23	98.54	98.96
5	98.65	98.96	99.06
6	99.17	99.48	99.48

实验二采用 ORL 人脸数据库,共包含 40 人,每人由不同表情或不同视点的 10 幅图像组成。首先对所有样本进行两次小波变换,将原始图像预处理成 23×28 维的形式。图 2 显示了 ORL 人脸数据库中的部分人脸图像。

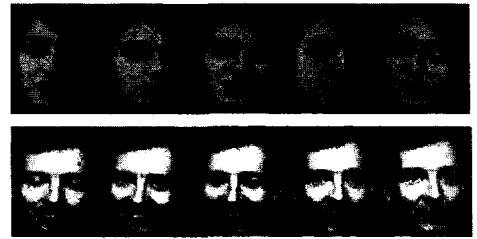


图 2 ORL 人脸数据库部分人脸图像

实验中,样本的训练数据集随机产生,在不同的训练样本个数下均做 10 次不同的测试,得到 10 次不同数据集下的均值。每组实验从每类人脸图像中随机抽取 ϑ ($\vartheta=3, 4, 5$) 个样本组成训练样本集,用剩余样本组成测试样本集,该实验经过特征提取后的图像数据采用最近邻分类器实现分类。同时实验过程中的控制参数通过交叉验证得到,其中 m 取 0.3, q 取 2。表 2 是 Fisherface, Fuzzy Fisherface 和本文方法的识别性能比较,实验结果显示了各算法在 10 次不同实验数据下的均值。

表 2 不同数量训练样本集下 ORL 识别率(%)的比较

Number of training samples	Method		
	Fisherface	Fuzzy Fisherface	Proposed method
4	92.04	92.28	92.50
5	95.02	95.55	96.47
6	96.56	96.81	98.62

图 3 显示了当每类训练样本数 $\vartheta=5$ 时在类别数增大的情况下各算法识别率曲线的变化情况。

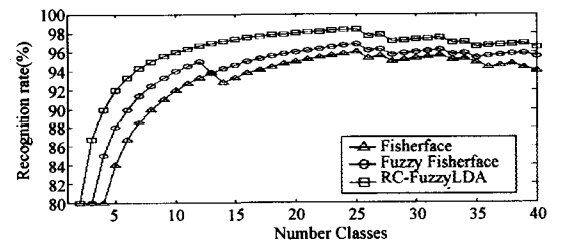


图 3 不同类别数下随机抽取 5 个训练样本集的 ORL 识别率的比较

根据文献^[13, 14]的研究可知, Fisherface 以及 D-LDA 算法执行效率的高低一定程度上依赖于 PCA 降维阶段主成分

的使用数量,当 PCA 主成分数量在 20 到 180 之间变化时,对 Fisherface, D-LDA 和本文方法进行了性能比较。各类算法在 ORL 人脸数据库上的识别率曲线如图 4 所示。图 4 表明抽取每类前 5 个样本组成训练样本集,在最终特征维数为 39(C-1)的情况下,本文算法相比于其它特征抽取算法在 PCA 降维阶段主成分数量发生变化时,识别性能始终有效且稳定。

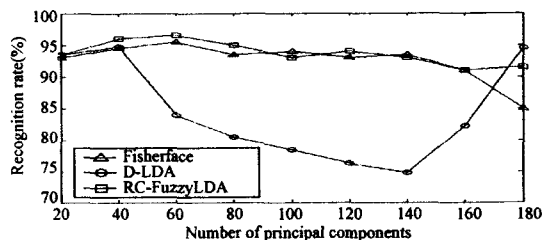


图 4 不同主成分数目下抽取前 5 个训练样本集的 ORL 识别率的比较

通过表 1、表 2、图 3 和图 4 的实验数据可以看出,本文提出的 RC-FuzzyLDA 算法的性能优于传统的 Fisherface, D-LDA 方法和 Kwak 等提出的 Fuzzy Fisherface 方法,实验证明该算法在解决人脸识别特征模糊化的问题中是有效的。

结束语 本文提出了一种基于松弛归一化条件下的改进模糊线性鉴别分析方法,通过松弛隶属度函数中的归一化条件,将每一个样本的隶属度信息根据它对散布矩阵重定义所做的贡献按照松弛条件融入到特征抽取的过程中,从而得到完整有效的模糊特征样本向量集。实验结果表明,该算法同传统模糊线性鉴别分析方法相比有效地解决了小样本和离群样本问题。而如何设计更有效的模糊隶属度矩阵从而获得最佳散布矩阵的重定义,是进一步的研究方向。

参 考 文 献

[1] 段鸿,程义民,王以孝,等. 基于 Kanade-Lucas-Tomasi 算法的人脸特征点跟踪方法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2004, 16(3): 279 - 283

[2] 曲延锋,李卫军,徐健,等. 复杂背景下多姿态人脸快速检测算法

[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2004, 16(1): 45-50

[3] 王宇博,艾海舟,武勃,等. 人脸表情的实时分类[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2005, 17(6): 1296-1301

[4] 武宇文,刘宏,查红彬. 基于特征分组加权聚类的表情识别[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2005, 17(11): 2394-2401

[5] Kirby M, Sirovich L. Application of the KL procedure for the characterization of human faces [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1990, 12(1): 103-108

[6] Turk M, Pentland A. Eigenfaces for recognition [J]. Journal of Cognitive Neuroscience, 1991, 3(1): 71-86

[7] Belhumeur P N, Hespanha J P, Kriegman D J. Eigenfaces vs Fisherfaces: Recognition using class specific linear projection [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1997, 19(7): 711-720

[8] Swets D L, Weng J. Using discriminant eigenfeatures for image retrieval [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1996, 18(8): 831-836

[9] Kwak K C, Pedrycz W. Face recognition using a fuzzy fisherface classifier [J]. Pattern Recognition 2005, 38(10): 1717-1732

[10] Keller J M, Gray M R, Givens J A. A fuzzy k-nearest neighbor algorithm [J]. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics 1985, 15(4): 580-585

[11] AT&T Laboratories Cambridge. ORL face database [OL]. [2008-05-12]. Http://www.cam.ac.uk/facedatabase.htm

[12] Yu H, Yang J. A direct LDA algorithm for high-dimensional data-with application to face recognition[J]. Pattern Recognition, 2001, 34(11): 2067-2070

[13] Yang J, Frangi A F, Yang J Y, et al. KPCA plus LDA: A complete kernel Fisher discriminant framework for feature extraction and recognition [J]. IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence, 2005, 27(2): 230-244

[14] Lu J W, Plataniotis K N, Venetsanopoulos A N. Regularization studies of linear discriminant analysis in small sample size scenarios with application to face recognition [J]. Pattern Recognition Letters, 2005, 26(2): 181-191

(上接第 91 页)

中始终围绕着新形势下获取持久的指挥、控制、通信、情报、监视和侦察能力,本文分析和研究的增强定位系统能使用临近空间飞行器来确保用户机的定位导航能力优于采用单一卫星定位系统(如 GPS)的性能,能实现卫星导航定位系统可用性、可靠性和稳定性的区域增强。信号体制采用 BOC 调制方式,能有效提高频段利用率、抑制信号多路径效应误差、减少信号相干损耗、提高信号跟踪测量精度、增强信号抗干扰性能以及解决强弱信号压制问题等优点。这对于提高军用通信、反应和作战能力有着重要的意义;对于民用,如高精度航空定位,也有着改善信号完好性的整体优势。本文就临近空间系统研究的独特性,对有别于 GPS 定位系统的实现原理、技术约束和完好性等进行了分析,为系统性能的验证提供了参考。

参 考 文 献

[1] El-Rabbany, Ahmed. Introduction to GPS: the global positioning system[M]. Artech House, Boston, London, 2002

[2] 刘毅,阳曙光,李为民. 临近空间及其在防空反导作战中的应用分析[J]. 现代防御技术, 2007, 35(6)

[3] 张雷,王建宇,戴宁. GPS 信号捕获跟踪的仿真分析与研究[J]. 2008, 36(2)

[4] 李洪涛,许国昌,薛鸿印,译. GPS 应用程序设计[M]. 北京: 科学出版社, 2000

[5] Kaplan E D, Hegarty C J. Understanding GPS Principles and Applications, Second Edition[M]. Artech House, Boston, London, 2006