

Journal of Image
and Graphics

中国图象图形学报



ISSN1006-8961
CN11-3758/TB

2012 8
Vol.17 No.

中国科学院遥感应用研究所
中国图象图形学学会主办
北京应用物理与计算数学研究所

中国图象图形学报

Zhongguo Tuxiang Tuxing Xuebao

2012年8月 第17卷 第8期(总第196期)

目次

综述

可计算图像美学研究进展 王伟凝, 蚁静斌, 贺前华(893)

图像处理和编码

利用混沌 PSO 或分解的 2 维 Tsallis 灰度熵阈值分割 吴一全, 吴诗嫻, 张晓杰(902)

H. 264 并行编码中负载平衡方法 侯兴松, 刘大齐, 盛凯, 赖玉洁(911)

提升细节捕捉能力的非下采样轮廓波变换 郭洪, 李雪军(919)

SVD 域的图像高斯噪声强度估计 柳薇(923)

图像扩散去噪模型的分析与改进 傅绪加, 刘峰, 王信松(934)

小波域最小嵌入失真函数设计及其在隐写中的应用 李军, 潘峰, 杨晓元, 刘镇(946)

图像分析和识别

抗压缩的照片图像与真实感计算机图形识别 张荣, 王让定(953)

云的自适应阈值检测方法 黄茜, 王少龙, 徐道磊, 廖婷婷(960)

煤矸区分中的间隔灰度压缩扩阶共生矩阵 于国防(966)

离群样本划分的半监督模糊学习策略 宋晓宁, 杨静宇, 杨习贝(971)

多相 Chan-Vese 模型的直接对偶方法 刘存良, 潘振宽, 郑永果, 王国栋, 丁洁玉(979)

利用梯度信息快速提取直线边缘特征 夏军营, 徐小泉, 熊九龙(987)

2 维双树复小波不确定度加权融合的人脸识别 王仕民,叶继华,邓涛,王明文(995)

图像理解和计算机视觉

流形学习与非线性回归结合的头部姿态估计 范进富,陈锻生(1002)

计算机图形学

角点距离矩阵和同心圆划分的曲线描述与匹配 曾接贤,刘秀朋,符祥(1011)

弹性二次曲面模型下的 3 维形状表现与平滑 郝世杰,蒋建国,郭艳蓉,詹曙(1021)

医学图像处理

主动学习的白细胞图像自动分割 崔凤,潘晨,吴向平,徐军(1029)

遥感图像处理

Bregman 交替迭代遥感图像复原方法 徐焕宇,孙权森,罗楠,夏德深(1035)

基于各向异性 Markov 随机场的遥感影像亚像元尺度建筑物提取 李晓冬,凌峰,杜耘(1042)

中国图象图形学报

刊名题字: 宋 健

月刊(1996 年创刊)

第 17 卷 第 8 期

2012 年 8 月 16 日出版

主管单位 中国科学院

主 办 中国科学院遥感应用研究所
中国图象图形学学会
北京应用物理与计算数学研究所

主 编 李小文

编辑出版 《中国图象图形学报》编辑出版委员会
北京 9718 信箱 邮编 100101
电子信箱:jig@irsa.ac.cn
电话:010-64807995 010-82614429
网 址:www.cjig.cn

印刷装订 北京北林印刷厂

广告经营许可证 京朝工商广字第 0346 号

总 发 行 北京报刊发行局

订 购 全国各地邮局

国外发行 中国国际图书贸易总公司
(中国国际书店)
(北京 399 信箱 邮编 100044)

Superintended by Chinese Academy of Sciences

Sponsored by Institute of Remote Sensing Application,
CAS China Society of Image and Graphics
Institute of Applied Physics and Computational
Mathematics

Chief editor LI Xiaowen

Editor, Publisher Editorial and Publishing Board
of Journal of Image and Graphics
(P. O. Box 9718, Beijing 100101, China)
E-mail:jig@irsa.ac.cn

Distributed by Beijing Bureau for Distribution of Newspapers
and Journals

Domestic All Local Post Offices in China

Foreign China International Book Trading Corporation
(P. O. Box 399, Beijing 100044, China)

Printed by Beijing Beilin Printing House

ISSN 1006-8961 CN11-3758/TB CODE ZTTFXZ 国内邮发代号: 82-831 国外发行代号: M1406 国内定价: 45.00 元

Journal of Image and Graphics

(Monthly, Started in 1996)

Vol. 17 No. 8 August 2012

Contents

Review

Review for computational image aesthetics Wang Weining, Yi Jingjian, He Qianhua (893)

Image Processing and Coding

Two-dimensional Tsallis gray entropy image thresholding using chaotic particle swarm optimization or decomposition
..... Wu Yiquan, Wu Shihua, Zhang Xiaojie (902)

Load balancing for H. 264 parallel encoding Hou Xingsong, Liu Daqi, Sheng Kai, Dun Yujie (911)

Non-subsampled contourlet transform algorithm to promote detail information capturing ability Guo Hong, Li Xuejun (919)

Gaussian noise level estimation in SVD domain for images Liu Wei (923)

Analysis and improvement of image diffusion denoising models Fu Xujia, Liu Feng, Wang Xinsong (934)

Design of minimizing embedding impact function in DWT domain and its applications in steganography
..... Li Jun, Pan Feng, Yang Xiaoyuan, Liu Zhen (946)

Image Analysis and Recognition

Anti-compression approach to distinguishing photographic images and photorealistic computer graphics
..... Zhang Rong, Wang Rangding (953)

Adaptive threshold approach for night-sky cloud inspection Huang Qian, Wang Shaolong, Xu Daolei, Liao Tingting (960)

Expanded order co-occurrence matrix to differentiate between coal and gangue based on interval grayscale compression
..... Yu Guofang (966)

Semi-supervised fuzzy learning strategy by using a way of partitioning the outlier instances
..... Song Xiaoning, Yang Jingyu, Yang Xibei (971)

Direct dual method of Chan-Vese model for multiphase segmentation
..... Liu Cunliang, Pan Zhenkuan, Zheng Yongguo, Wang Guodong, Ding Jieyu (979)

Fast line edge feature extraction using image gradients Xia Junying, Xu Xiaoquan, Xiong Jiulong (987)

Two-dimensional dual-tree complex wavelet transform uncertainty weighted fusion in face recognition
..... Wang Shimin, Ye Jihua, Deng Tao, Wang Mingwen (995)

Image Understanding and Computer Vision

Combining manifold learning and nonlinear regression for head pose estimation Fan Jinfu, Chen Duansheng (1002)

Computer Graphics

Representation and matching for planar curve based on corner distance matrix and concentric circles
..... Zeng Jiexian, Liu Xiupeng, Fu Xiang (1011)

Three-dimensional shape representation and smoothing with elastic quadratic patch model
..... Hao Shijie, Jiang Jianguo, Guo Yanrong, Zhan Shu (1021)

Medical Image Processing

White blood cell image segmentation based on active learning Cui Feng, Pan Chen, Wu Xiangping, Xu Jun (1029)

Remote Sensing Image Processing

Bregman alternating iterative method for remote sensing image restoration Xu Huanyu, Sun Quansen, Luo Nan, Xia Deshen (1035)

Building extraction at the sub-pixel scale from remotely sensed images based on anisotropic Markov random field
..... Li Xiaodong, Ling Feng, Du Yun (1042)

中图法分类号: TP391.41 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2012)08-0971-08

论文引用格式: 宋晓宁, 杨静宇, 杨习贝. 离群样本划分的半监督模糊学习策略[J]. 中国图象图形学报, 2012, 17(8): 971-978.

离群样本划分的半监督模糊学习策略

宋晓宁^{1,2,3}, 杨静宇³, 杨习贝^{1,2}

1. 江苏科技大学计算机科学与工程学院, 镇江 212003;
2. 江苏尚博信息科技有限公司, 博士后工作站, 无锡 214072;
3. 南京理工大学计算机科学与技术学院, 南京 210094

摘要: 建立一种离群样本划分的半监督模糊学习算法模型。首先, 提出一种基于 Hopfield 参数估计的松弛条件模糊鉴别分析算法, 重新定义每一个样本的隶属度, 并在特征抽取的过程中, 根据隶属度对散布矩阵的定义所做的贡献获得每个样本相应的类别信息, 由此获得普通样本分类信息。其次, 根据样本隶属度的分布信息划分出离群样本空间, 将普通样本分类结果作为离群样本聚类的先验类属信息, 并对该空间样本提出一种新的半监督模糊学习策略进行动态聚类。该算法同时具备了监督学习和无监督学习方法的优点, 克服了传统聚类缺乏类过程知识的缺点, 可以有效地解决特征空间中特殊样本的分类问题。性能分析表明, 该方法优于单一的特征抽取方法, 在 NUST603、ORL、XM2VTS 和 FERET 人脸数据库上的识别性能均得到有效提高。

关键词: 特征抽取; 模糊线性鉴别分析; 离群样本; 半监督学习; 图像识别

Semi-supervised fuzzy learning strategy by using a way of partitioning the outlier instances

Song Xiaoning^{1,2,3}, Yang Jingyu³, Yang Xibei^{1,2}

1. School of Computer Science & Engineering, Jiangsu University of Science & Technology, Zhenjiang 212003, China;
2. Post-Doctoral Research Center, Jiangsu Sunboon Information Technology Co., Ltd, Wuxi 214072, China;
3. School of Computer Science & Technology, Nanjing University of Science & Technology, Nanjing 210094, China

Abstract: In this paper, a semi-supervised fuzzy learning algorithm based on the partitioning of the outlier feature space is presented. First, a reformative fuzzy LDA algorithm using a relaxed normalized condition is proposed to achieve the distribution information of each sample represented by a fuzzy membership degree, which is incorporated into the redefinition of the scatter matrices. Moreover, we approach the problem of parameter estimation by considering the formulation of the Hopfield neural network. Using this method, the first key step of the fuzzy classification is addressed. Second, considering the negative influences from the outlier instances, we separate the outliers from the whole feature space by means of the distribution information of each sample. The strength of the technique is that it successfully uses the improved fuzzy supervised algorithm as a feature extraction tool, while quantifying those factors that exert influence on the outlier class assignment, by means of the fuzzy semi-supervised method. Extensive experimental studies conducted on the NUST603, ORL, XM2VTS and FERET face image databases show that the effectiveness of the proposed fuzzy integrated algorithm.

Key words: feature extraction; fuzzy discriminant analysis; outlier samples; semi-supervised learning; image recognition

收稿日期: 2011-08-15; 修回日期: 2012-03-19

基金项目: 国家自然科学基金项目(60632050, 61100116); 江苏省自然科学基金项目(BK2011492); 中国博士后科学基金项目(2011M500926); 江苏省博士后科学基金项目(1102063C); 江苏省高校自然科学基金项目(10KJB520006)

第一作者简介: 宋晓宁, (1975—), 男, 副教授, 2011年获得南京理工大学模式识别与智能系统博士学位, 目前做博士后研究, 主要研究方向为模式识别与智能系统、图像识别、计算机视觉等。Email: xnsong@yahoo.com.cn

0 引言

作为有效的模式学习方法,分类算法和聚类算法已分别被广泛地应用于机器学习、计算机视觉、信息检索、数据挖掘等领域。分类算法属于监督学习范畴,即用已知类别的样本训练分类器,以求对训练集数据达到某种最优,并能推广到对新数据的分类。因此分类算法必须要有训练集与测试集,在训练样本中找规律,而对测试样本使用这种规律,典型的算法比如基于 Fisher 准则的线性鉴别分析(LDA)^[1-3]。由于任何关于预先定义数据项的类属信息需要在训练集数据中获得,而聚类算法在执行过程中无法获得上述信息,因而通常被看作是一种无监督学习方法。无监督学习没有利用任何关于类属的信息,当所定义的聚类目标函数不适合数据本身时,数据聚类则变成一个病态问题。此外,聚类定义的任意性有可能产生对于实际问题没有任何意义的聚类划分。针对此问题,人们已经开始尝试在一些实际问题中利用可获得的先验信息对聚类进行辅助,例如在图像分割中可以获得一些区域的部分划分信息,用来辅助整个图像的聚类^[4-5];在视频检索中,不同的用户可以对数据库中的小的子集中的图像提供注释,利用这些划分信息来对整个数据库进行聚类以改善聚类效果^[6-8]。

尽管传统的监督 and 半监督学习方法在各自的领域内都能较好地解决某些限定条件下的特征描述问题,然而针对不同分布特性下的各类样本,尤其在局部小样本离群的特殊条件下,目前的主流学习算法依旧缺乏一种适合所有样本分布特性的特征描述机制。具体地说,特征表示是图像处理领域的基本问题,图像内容的有效表示是图像处理应用开展的基础。各种特征抽取及选择方法是实现上述基本问题的关键手段,其主要思想是在图像特征空间中确定某些最具备有效性和预测性的特征表示子集。例如,文献[9-10]提出一种利用遗传算法来解决高维光谱样本的特征子集描述算法,文献[11-12]提出利用多重假设检验方法来降低特征选择子集中的错误率等。

高维图像分类结果的优劣取决于样本特征空间的描述结构,其中最重要的一类图像特征称为鉴别特征,它是众多图像应用算法的基础。然而,图像样本会不同程度地受到诸如分布、光照、角度以及尺度

等各种内外因素的影响,因此在半监督模式下建立完整的鉴别特征描述子的工作仍然面临着很大困难。有监督和无监督学习方式的选择,从一定程度上讲是对样本特征空间结构的再分析和建立的过程,无监督学习侧重整体性的区域描述,有监督学习侧重发现训练样本的规律并加之利用,这两者在处理不同分布特性下的样本各具优势。近年来,虽然众多学者针对有监督和无监督的特征抽取及选择算法的研究已经取得了令人瞩目的成就,但是如何充分利用有监督学习的先验信息对无监督学习进行辅助,并从两种学习模式中寻求一种适合所有样本分布特性的特征描述机制,依然是目前亟待解决的问题。

此外,传统的分类和聚类方法在特征抽取过程中大都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是一个硬分类标准,这在模式学习的具体问题中,会简单的将样本划入到某一类别而缺乏有力的依据。综上分析,通过引入模糊鉴别分析理论(FuzzyLDA)^[13-16]并对之改进,提出离群样本划分的半监督模糊学习算法:首先,提出一种在松弛条件下的改进 FuzzyLDA 算法(IFuzzyLDA),重新定义了所有样本的隶属度,并在特征抽取的过程中,根据隶属度对散布矩阵的定义所做的贡献获得样本相应的类别信息,从而产生初始的模糊分类。同时,在 IFuzzyLDA 的建立过程中,通过引入 Hopfield 网络来解决松弛条件下隶属度函数的参数估计问题,从而使参数选择具备动态性。随后,根据样本隶属度的分布信息划分出离群样本空间,并将普通样本分类结果作为离群样本聚类的先验类属信息,从而克服了传统聚类方法缺乏类知识的缺点。本文方法一方面获得了完整的模糊样本特征向量集,另一方面结合了监督学习和无监督学习的方法优势,从而有效解决了特征空间中特殊样本的分类问题,提高了模式分类的整体精度。

1 普通样本下的模糊鉴别分类

首先,从 Kwak 等人^[14]提出的 Fuzzy Fisherface 模型可以得出,在散布矩阵重定义的步骤中,只有新的模糊中心点被融入到特征抽取的过程中,而每一个样本的隶属度信息对于散布矩阵所做的贡献并没有被体现出来。同时研究发现,由于特征空间中离群样本不可避免地存在,这些样本严格属于各类的

隶属度都很小,因此影响了最终的分类结果。针对此情况,文献[15]提出了一种改进的模糊鉴别分析算法(IFuzzyLDA),通过构造松弛归一化条件,根据每一个样本的隶属度对散布矩阵重定义所做的贡献重新融入到特征抽取的过程中,从而得到了完整有效的模糊样本特征向量集。

然而,如何动态确定松弛条件下的隶属度函数的控制参数,文献[15]中并未给出讨论。通过研究发现,IFuzzyLDA模型是否有效取决于隶属度函数的重构过程,其中控制参数的选择在一定程度上直接影响了模型的输出结果,原算法凭借经验确定参数值的方法在稳定的模糊系统中是一个缺陷。因此在此基础上,本节进一步通过引入Hopfield网络^[17]首先解决松弛条件IFuzzyLDA模型的参数估计问题,给出完整的IFuzzyLDA算法模型。

通过对模糊 k 近邻(FKNN)^[13]算法的研究可知, μ_{ij} 为第 j 个样本对于第 i 类的隶属度计算函数,并且该函数满足归一化条件

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

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(1)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一定程度影响了最终的分类结果。

为了克服Fuzzy Fisherface算法的这个缺陷,文献[15]中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 ,显然,经过松弛条件后得到的隶属度值可能大于1,但不会影响聚类结果,这种作法较式(1)的条件相比具有更好的鲁棒性,能够在有野值存在的情况下得到较好的聚类结果,即

$$\sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^N \mu_i(\mathbf{x}_j) = N \quad (2)$$

式中, \mathbf{x}_j 为第 j 个训练样本,在这个新的松弛条件下,将FKNN算法中计算 μ_{ij} 的公式改变为

$$\mu_{ij} = \begin{cases} p + (1-p)(n_{ij}/k) & i \neq c(j) \\ (1-p)(n_{ij}/k) & i = c(j) \end{cases} \quad (3)$$

$$p = \frac{N-C}{2^m N} \quad (4)$$

式中, 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, $c(j)$ 表示第 j 个样本的类别, m 为控制参数,且满足 $m \in (0,1), p \in (0,1)$ 。

研究发现,式(4)中的控制参数 m 在原先经验化的取值下对模糊系统的输出具有直接影响。因此,引入了Hopfield网络^[17]利用其较强的参数估计能力,解决了松弛条件下的IFuzzyLDA模型的参数估计问题。在监督学习条件下,通过对已知类别的样本进行Hopfield网络训练,以求得训练集数据中控制参数的最优值。

根据上述的算法步骤,放宽了归一化条件并对其进行了动态参数估计,各样本对各个类中心开始变得不十分敏感,因此通过该条件计算出的样本隶属度具有更好的鲁棒性。同时,对每一个样本隶属度 μ_{ij} 的结果值进行阈值控制,隶属度阈值参数是判断样本是否离群的依据,当第 j 个样本对所有第 i 类的隶属度均小于阈值 η 时,即 $\mu_{ij} < \eta$,则将该样本视为离群样本,不采用IFuzzyLDA算法对该样本进行分类。由于离群样本远离各类的类中心,它们严格属于各类的隶属度都很小,因此把隶属度阈值的选择范围限定在0到0.3之间,本系统取0.1作为划分离群样本的阈值数。

综上所述,进一步提出了一种新的重定义散布矩阵的方法,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陷。散布矩阵重定义过程为

$$\bar{\mathbf{S}}_w = \sum_{i=1}^c \left(\sum_{\mathbf{x}_j \in w_i} u_{ij}^q (\mathbf{x}_j - \mathbf{m}_i) (\mathbf{x}_j - \mathbf{m}_i)^T \right) \quad (5)$$

$$\bar{\mathbf{S}}_b = \sum_{i=1}^c \left[\left(1 - \frac{\sum_{\mathbf{x}_j \in w_i} u_{ij}^q}{\sum_{j=1}^n u_{ij}^q} \right) \times (\mathbf{m}_i - \bar{\mathbf{x}}) (\mathbf{m}_i - \bar{\mathbf{x}})^T \right] \quad (6)$$

式中, q 是一个可以控制分类结果的模糊程度的参数, $\bar{\mathbf{S}}_w$ 为通过引入 u_{ij}^q 从而增加了第 i 类模式中每个

样本的隶属度信息, $\bar{\mathbf{S}}_b$ 为通过引入 $\left(1 - \frac{\sum_{\mathbf{x}_j \in w_i} u_{ij}^q}{\sum_{j=1}^n u_{ij}^q} \right)$ 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

$$\bar{\mathbf{S}}_t = \bar{\mathbf{S}}_b + \bar{\mathbf{S}}_w \quad (7)$$

由此,可以得到基于Hopfield参数估计的IFuzzyLDA的准则为

$$J_{RC}(\varphi) = \frac{\varphi^T \bar{S}_b \varphi}{\varphi^T \bar{S}_w \varphi} \quad (8)$$

式中, φ 为线性判别准则中的投影变换矩阵。本文的目的是寻找最好的投影方向, 从而获得使 J_{RC} 准则函数取极大值时的解 φ^* , 最终在最佳投影方向下将 d 维空间的样本集映射成 1 维样本集。

比较 Fuzzy Fisherface 和 IFuzzyLDA 算法的定义, 可以看出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并对其进行了动态参数估计, 从而更有效地融入了更多的样本分布信息。至此, 基于 Hopfield 参数估计的 IFuzzyLDA 算法(HI-FuzzyLDA)在非离群样本空间下的算法步骤如下:

- 1) 将原始图像通过 PCA 变换降维到低维的空间;
- 2) 根据 FKNN 算法, 重构模糊隶属度函数, 并对其中的控制参数利用 Hopfield 网络进行动态参数估计;
- 3) 利用得到的松弛条件, 计算相应的模糊隶属度矩阵和模糊类中心矩阵;
- 4) 根据步骤 3) 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;
- 5) 将所有非离群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 离群样本下的半监督模糊聚类

2.1 模糊 C 均值聚类 (FCM)

FCM 聚类, 即众所周知的模糊迭代自组织数据分析算法, 是用隶属度确定每个数据点属于某个聚类程度的一种聚类算法。FCM 把 n 个向量分为 C 个模糊组 $x_i (i = 1, 2, \dots, C)$, 并求每组的聚类中心, 使得非相似性指标的价值函数达到最小, 该方法作为早期硬 C 均值聚类 (HCM) 方法的一种改进。FCM 与 HCM 的主要区别在于 FCM 采用模糊划分, 使得每个给定数据点用值在 $(0, 1)$ 间的隶属度来表示它属于各个类别的程度。与第 1 节提出的模糊鉴别分类的隶属度定义方法相适应, 本节的模糊聚类隶属矩阵 U' 也允许有取值在 $(0, N)$ 间的元素, 即对归一化条件松弛化后, 一个聚类数据集的隶属度的总和等于

$$\sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n \bar{h}_i(x_j) = N \quad (9)$$

FCM 的目标函数为

$$J(U', m_1, \dots, m_c) = \sum_{i=1}^c J_i = \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n \bar{h}_{ij}^q d_{ij}^2 \quad (10)$$

式中, \bar{h}_{ij} 介于 $(0, N)$ 间, m_i 为模糊组 i 的聚类中心, $d_{ij} = \|m_{ij} - x_j\|$ 为第 i 个聚类中心和第 j 个数据点间的欧氏距离, $q \in (1, +\infty)$ 为控制聚类结果模糊程度的参数。构造如下的新目标函数, 可求得使式 (10) 达到最小值的必要条件

$$\begin{aligned} \bar{J}(U, m_1, \dots, m_c, \lambda_1, \dots, \lambda_n) = \\ J(U, m_1, \dots, m_c) + \sum_{j=1}^n \lambda_j \left(\sum_{i=1}^c \bar{h}_{ij} - 1 \right) = \\ \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n \bar{h}_{ij}^q d_{ij}^2 + \sum_{j=1}^n \lambda_j \left(\sum_{i=1}^c \bar{h}_{ij} - 1 \right) \end{aligned} \quad (11)$$

式中, $\lambda_j (j = 1, \dots, n)$ 是式 (9) 的 n 个约束式的拉格朗日乘子, 对所有输入参量求偏导, 使式 (10) 达到最小值的必要条件为

$$m_i = \frac{\sum_{j=1}^n \bar{h}_{ij}^q x_j}{\sum_{j=1}^n \bar{h}_{ij}^q}$$

和

$$\bar{h}_{ij} = \frac{n}{\sum_{k=1}^c \sum_{j=1}^n \left(\frac{d_{ij}}{d_{kj}} \right)^{\frac{2}{q-1}}}, \quad i = 1, \dots, n; j = 1, \dots, c$$

2.2 一种新的半监督模糊聚类

根据第 1 节的分析, 由于在特征空间中离群样本的存在, 这些样本严格属于各类的隶属度都很小, 因此, 直接用经典分类器比如 k 近邻方法对离群样本进行分类的结果错分率会较高。通过第 2.1 节对 FCM 的原理描述可以看出, 动态聚类方法具备两大优点: 1) 在选定某种距离度量作为样本间相似性度量的基础上, 可以确定某个评价聚类结果质量的目标函数; 2) 给定某个初始分类, 然后用迭代算法找出使目标函数取极值的最好聚类结果。

聚类算法的最大特点是它的非监督性, 即在实际应用中缺少可以形成的模式类知识, 这恰好与监督学习的样本训练过程相反。而利用样本的先验信息来改善无监督聚类算法的性能, 已成为机器学习领域的一个研究热点, 这一类算法被统称为半监督聚类。根据使用先验信息方法的不同, 已有的半监督聚类算法被分成两大类: 一类是基于限制的方法^[5], 该类方法修改聚类算法本身,

利用成对限制先验信息来指导聚类算法向一个较好的数据划分进行;另一类是基于测度的方法^[7],这类方法首先训练相似性测度用以满足类属或限制信息,然后使用基于测度的聚类算法进行聚类。本节试图挖掘的就是一种基于测度的半监督聚类方法。

第 1 节通过 HIFuzzyLDA 算法划分出了离群样本空间,同时解决了非离群样本的模式分类问题。现在的问题是,如何有效的对离群样本进行学习分类呢?显然,当一个评价聚类质量的目标函数被确定后,如何精确地给出所有聚类过程的初始分类成为提高模糊动态聚类性能的一个关键,初始的各聚类中心越精确稳定,聚类的效果越好。根据第 1 节理论,通过式(3)得到每个样本对各类的隶属度 μ_{ij} ,同时对 μ_{ij} 结果进行阈值控制,当第 j 个样本对所有第 i 类的隶属度均小于阈值 η 时,即 $\mu_{ij} < \eta$,则将该样本视为离群样本。此时,在考虑用 FCM 算法对所有离群样本进行动态聚类之前,首先利用 HIFuzzyLDA 算法对所有非离群样本进行分类,分类结果作为离群样本聚类的先验类属信息,然后取各分类结果的类中心作为离群样本的初始聚类中心。由于初始聚类中心的形成是在监督学习算法中完成的,因此新方法克服了传统聚类缺乏类知识的缺点,使 FCM 算法具备了监督性。该方法结合了监督学习和无监督学习的方法优势,可以有效地解决特殊样本的分类问题。该半监督 FCM 算法在离群样本

空间下的计算步骤如下:

1) 根据 HIFuzzyLDA 算法计算得到每个样本对各类的隶属度信息 μ_{ij} ,并对 μ_{ij} 进行阈值控制,当第 j 个样本对所有第 i 类的隶属度均小于阈值 η 时,即 $\mu_{ij} < \eta$,则将该样本划分为离群样本;

2) 用 HIFuzzyLDA 算法对所有非离群样本的分类结果作为离群样本聚类的先验类属信息,然后取各分类结果的类中心作为离群样本的初始聚类中心;

3) 判断目标函数,对所有离群样本进行 FCM 聚类。

3 实验结果及分析

3.1 NUST603 人脸数据库

采用南京理工大学 NUST603 人脸图像数据库进行性能验证,实验考察了 Fisherface^[18]、D-LDA^[19]、C-LDA^[1]、R-DA^[20]和本文方法的分类效果。最终经过特征提取后的图像数据都采用 k 近邻分类器实现分类,近邻参数 k 取 3。

NUST603 人脸数据库中包含 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 人脸库的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

Fig. 1 Some normalized images from the NUST603 database

实验中,分别采用 NUST603 人脸数据库中每类人脸的前 θ ($\theta = 3, 4, 5$) 个样本组成训练样本集,同时所有样本组成测试样本集,表 1 是不同方法的性能比较。

3.2 ORL 人脸数据库

ORL^[21]人脸数据库包含 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 的形式。图 2 为 ORL 人脸数据库中的部分归一化的人脸图像。

表 1 不同数量训练样本在 NUST603 上识别率的比较

Table 1 The average recognition rate of each method varies with number of training samples per individual on the NUST603 face image database

样本数	方法					/%
	Fisherface	D-LDA	C-LDA	R-DA	本文方法	
3	97.46	97.81	98.01	97.92	98.59	
4	98.23	98.12	98.42	98.29	98.96	
5	98.65	98.65	98.94	98.76	99.38	



图 2 ORL 人脸数据库部分人脸图像

Fig. 2 Some normalized images from the ORL face database

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 $\theta(\theta = 3, 4, 5)$ 个样本组成训练样本集,同时所有样本组成测试样本集,经过特征提取后的图像数据采用 k 近邻分类器实现分类,式中 k 取 3。表 2 是 Fisherface、D-LDA、C-LDA、R-DA 与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。

根据文献[1]的研究可知, Fisherface 算法执行效率的高低一定程度上依赖于特征维数的使用数量,通过表 1 和表 2 的实验数据可以看出,本文方法的性能在上述两个人脸数据库下均优于其他代数特征抽取方法。

3.3 XM2VTS 人脸数据库

采用 XM2VTS 人脸数据库作为实验的测试



图 3 XM2VTS 人脸数据库中的部分人脸图像

Fig. 3 Some normalized images from the XM2VTS database

实验从每类人脸图像中随机抽取 4 幅样本组成训练样本集,用剩余 4 幅样本组成测试样本集,一共分别产生 1 180 个训练样本和测试样本,经过特征提取后的图像数据采用 k 近邻分类器实现分类。当类别数在 9 到 295 之间变化时,图 4 是 D-LDA, C-LDA 以及本文方法的识别性能比较,结果显示本文方法的识别率稳定优越于其他两种经典方法。

3.4 FERET 人脸数据库

FERET^[22]人脸库由 ARPA 和 ARL 联合建立。从 1 400 个人脸中采用部分人脸图像,共 200 人,每人由 7 幅图像构成,并且对原始 FERET 库的人脸图像做预处理,只保留相应图像中的人脸部分。处理后的人脸图像归一化成 40×40 的形式,图 5 显示了该人脸库中的部分人脸图像。

表 2 不同数量训练样本在 ORL 上识别率的比较

Table 2 The average recognition rate of each method varies with number of training samples per individual on the ORL face image database

样本数	方法				
	Fisherface	D-LDA	C-LDA	R-DA	本文方法
3	86.99	88.26	88.89	88.77	89.36
4	90.52	90.97	91.87	91.89	92.39
5	92.48	92.92	94.46	94.36	95.12

数据。XM2VTS 人脸数据库包含 295 人,每人由 8 幅不同姿态和光照的图像构成,首先对原始图像做预处理,处理后的人脸图像归一化成 26×28 的形式,图 3 显示了 XM2VTS 中的部分人脸图像。

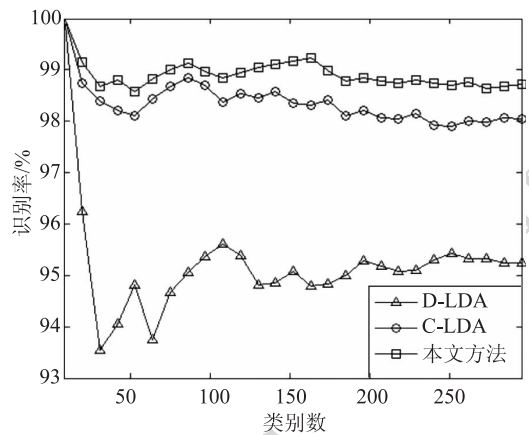


图 4 不同类别数下各类方法在 XM2VTS 上的识别率曲线
Fig. 4 The recognition rate of various methods versus the number of classes on the XM2VTS face image database



图 5 FERET 人脸数据库中的部分人脸图像

Fig. 5 Some normalized images from the FERET database

实验从每类人脸图像中随机抽取 3 幅样本组成训练样本集,用剩余 4 幅样本组成测试样本集,一共产生互不相交的 600 个训练样本和 800 个测试样本,实验在不同的训练样本数下分别做 10 次不同的测试,得到 10 次不同数据集下的均值。经过特征提取后的图像数据采用 k 近邻分类器实现分类。表 3 是 Fisherface、D-LDA、C-LDA、R-DA 以及本文方法在不同训练样本数下的性能比较。

表 3 各类方法在 FERET 上的性能比较

Table 3 The average recognition rate of each method on the FERET face image database

	Fisherface	D-LDA	C-LDA	R-DA	本文方法
识别率/%	83.13	83.79	85.38	84.50	86.27

此外,当类别数在 8 到 200 之间变化时,图 6 给出了 Fisherface、D-LDA 以及本文方法的识别率曲线。该实验从每类人脸图像中随机抽取 3 个样本组成训练样本集,剩余样本组成测试样本集,通过图 6 的比较发现随着类别数的变化,本文方法的识别性能相比于其他两种经典方法更加有效和稳定。

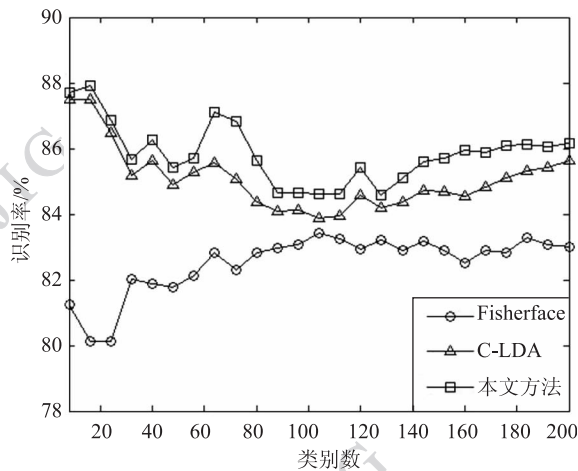


图 6 不同类别数下各类方法在 FERET 上的识别率曲线

Fig. 6 The recognition rate of various methods versus the number of classes on the FERET face image database

4 结 论

在半监督学习方式的基础上,提出了一种离群样本划分的模糊学习算法。鉴于图像样本会不同程度的受到各种内外因素的影响,因此如何在半监督模式下建立完整的鉴别特征描述子是本文算法的研究重点。所提方法通过充分构造有监督学习的先验信息并对无监督学习进行辅助,从两种学习模式中设计出一种适合所有样本分布特性的模糊特征描述机制,并将其应用在高维图像识别的任务中。实验结果表明,该算法一方面获得了完整的模糊样本特征向量集,另一方面克服了当传统聚类目标函数不适合数据本身时所带来的聚类无效的缺点。算法可以有效地解决特征空间中特殊样本的分类问题,从而提高模式分类的整体精度。而如何充分利用模糊代数理论进一步增强半监督学习模型的算法效率,这是后续的研究方向。

参考文献 (References)

- [1] 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): 230-44.
- [2] Yang J, Yang J Y. Why can LDA be performed in PCA transformed space. [J]. Pattern Recognition, 2003, 36(2): 563-566.
- [3] Song X N, Yang J Y, Wu X J, et al. An optimal symmetrical null space criterion of fisher discriminant for feature extraction and recognition [J]. Soft Computing, 2011, 15(2): 281-293.
- [4] Yu S X, Shi J. Segmentation given partial grouping constraints [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2004, 26(2): 173-183.
- [5] Wagstaff K, Cardie C, Rogers S, et al. Constrained K-means clustering with background knowledge [C]// Brodley C E, Danyluk A P, eds. Proc. of the 18th Int'l Conf. on Machine Learning. Williamstown, Australia: Morgan Kaufmann Publishers, 2001: 577-584.
- [6] Hertz T, Shental N, Bar-Hillel A, et al. Enhancing image and

- video retrieval; Learning via equivalence constraint [C]// Proc. of the IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition. Madison, USA; IEEE Computer Society, 2003, 668-674.
- [7] Klein D, Kamvar S D, Manning C D. From instance-level constraints to space-level constraints: Making the most of prior knowledge in data clustering [C]// Sammut C, Hoffmann A G, eds. Proc. of the 19th Int'l Conf. on Machine Learning. Sydney, Australia; Morgan Kaufmann Publishers, 2002. 307-314.
- [8] Wang L, Bo L F, Jiao L C. Density-sensitive semi-supervised spectral clustering [J]. Journal of Software, 2007, 18(10): 2412-2422. [王玲, 薄列峰, 焦李成. 密度敏感的半监督谱聚类[J]. 软件学报, 2007, 18(10): 2412-2422.]
- [9] Cho H W, Kim S B, Jeong M, et al. Genetic algorithm-based feature selection in high-resolution NMR spectra [J]. Expert Systems with Applications, 2008, 35(3): 967-975.
- [10] Davis R A, Charlton A J, Oehlschlager S, et al. Novel feature selection method for genetic programming using metabolomic H1 NMR data [J]. Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems, 2006, 81(1): 50-59.
- [11] Kim S B, Chen V C P, Park Y, et al. Controlling the false discovery rate for feature selection in high-resolution NMR spectra [J]. Statistical Analysis and Data Mining, 2008, 1(2): 57-66.
- [12] Mei Y, Kim S B, Tsui K L. Identification of major metabolite features in high-resolution NMR spectra using linear-mixed effects models [J]. Expert Systems with Applications, 2009, 36(3): 4703-4708.
- [13] 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.
- [14] Kwak K C, Pedrycz W. Face recognition using a fuzzy fisherface classifier [J]. Pattern Recognition, 2005, 38(10): 1717-1732.
- [15] Song X N, Zheng Y J, Yang J Y. An improved fuzzy discriminant analysis algorithm based on the relaxed condition [J]. Computer Science, 2009, 36(9): 178-181. [宋晓宁, 郑宇杰, 杨静宇. 一种基于松弛条件的改进模糊线性鉴别分析算法[J]. 计算机科学, 2009, 36(9): 178-181.]
- [16] Song X N, Yang X B, Yang J Y, et al. Discriminant analysis approach using fuzzy fourfold subspaces model [J]. Neurocomputing, 2010, 73(10): 2255-2265.
- [17] Hugo A, Teresa M, Paula R. Hopfield neural networks for on-line parameter estimation [J]. Neural Networks, 2009, 22(4): 450-462.
- [18] 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.
- [19] 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.
- [20] Zhang X X, Jia Y D. A linear discriminant analysis framework based on random subspace for face recognition [J]. Pattern Recognition, 2007, 40(9): 2585-2591.
- [21] AT&T Laboratories Cambridge. ORL face database [DB/OL]. [2009-08-18]. <http://www.camorl.co.uk/facedatabase.htm>.
- [22] Phillips P J, Moon H, Rizvi S A, et al. The FERET evaluation methodology for face-recognition algorithms [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2000, 22(10): 1090-1104.