

基于流形学习的正交稀疏保留投影

刘 茜^{1,2}, 荆晓远^{1,2}, 李文倩¹, 姚永芳¹

(1. 南京邮电大学 自动化学院, 江苏 南京 210003;

2. 武汉大学 软件工程国家重点实验室, 湖北 武汉 430072)

摘 要:稀疏保留投影通过保留样本之间的全局稀疏重构关系来进行特征提取, 获得了良好的分类效果。但是, 稀疏保留投影得到的投影变换通常不是正交的, 而且在实际应用中, 正交性一直被认为有利于提高鉴别能力。另外, 根据流形学习理论, 局部流形结构比全局欧式结构更重要。因此, 文中在稀疏保留投影中引入了流形结构保留和正交投影, 提出了整体正交流形稀疏保留投影(HOMSPP)和迭代正交流形稀疏保留投影(IOMSPP)两种实现算法来实现人脸和掌纹图像的特征提取。

关键词:人工智能; 人脸和掌纹图像特征提取; 流形学习; 正交稀疏保留投影; 子空间学习

中图分类号: TP301.6

文献标识码: A

文章编号: 1673-629X(2014)07-0034-04

doi: 10.3969/j.issn.1673-629X.2014.07.009

Orthogonal Sparsity Preserving Projections Based on Manifold Learning

LIU Qian^{1,2}, JING Xiao-yuan^{1,2}, LI Wen-qian¹, YAO Yong-fang¹

(1. College of Automation, Nanjing University of Posts and Telecommunications,

Nanjing 210003, China;

2. State Key Laboratory of Software Engineering, Wuhan University, Wuhan 430072, China)

Abstract: Sparsity Preserving Projections (SPP) extracts features by preserving the global sparse reconstruction relations among samples, which achieves favorable classification results. However, the obtained transformation of SPP usually is not orthogonal, while in real applications, orthogonality is advantageous for classification in many scenarios. Besides, according to the manifold learning theory, local manifold structure is more important than global Euclidean structure. Therefore, in this paper, introduce manifold preserving and orthogonal transformation into SPP, and propose two novel approaches for face and palmprint image feature extraction, which are Holistic Orthogonal Manifold and Sparsity Preserving Projections (HOMSPP) and Iterative Orthogonal Manifold and Sparsity Preserving Projections (IOMSPP).

Key words: artificial intelligence; face and palmprint image feature extraction; manifold learning; orthogonal sparsity preserving projections; subspace learning

0 引言

在人脸和掌纹等生物特征识别方法中^[1-3], 子空间学习技术被广泛使用。主成分分析(Principal Component Analysis, PCA)^[4]和线性鉴别分析(Linear Discriminant Analysis, LDA)^[5]是两个最经典的子空间学习方法。PCA将高维样本投影到样本协方差矩阵的特征向量所张成的低维子空间。LDA寻找一个使异类样本尽可能分开、同类样本尽可能接近的投影子空间。

PCA得到的投影向量是正交的, 而LDA得到的投影向量一般是不正交的。Foley-Sammon线性鉴别分析(FSLDA)^[6]是一个改进的LDA方法, 它通过增加正交约束, 使投影向量之间两两正交, 从而去除特征之间的冗余信息, 提高识别效果。

近年来, 流形学习方法开始被广泛研究。经典的流行学习方法包括局部线性嵌入(Locally Linear Embedding, LLE)^[7]、局部保留投影(Local Preserving Pro-

收稿日期: 2013-09-26

修回日期: 2013-12-29

网络出版时间: 2014-04-24

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61073113, 61272273); 江苏省333工程(BRA2011175)

作者简介: 刘 茜(1979-), 女, 讲师, 博士研究生, 研究方向为模式识别; 荆晓远, 教授, 博士生导师, 研究方向为模式识别、图像与信号处理、信息安全、机器学习与数据挖掘。

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/61.1450.TP.20140424.0824.071.html>

jections, LPP)^[8]、流形鉴别分析(Manifold Discriminant Analysis, MDA)^[9]、鉴别正交邻域保留投影(Discriminative Orthogonal Neighborhood-Preserving Projections, DONPP)^[10]等等。其中, LPP 通过保留样本的局部流形结构来进行特征提取。

最近几年, 稀疏表示技术得到了广泛关注。经典的稀疏表示方法包括基于稀疏表示的分类(Sparse Representation-based Classification, SRC)^[11]和稀疏保留投影(Sparsity Preserving Projections, SPP)^[12]等。其中, SPP 是保留样本全局稀疏重构关系的一种子空间学习方法, 它通过最小化重构误差的方式得到最优投影子空间, 获得了比 PCA 和 LPP 更好的识别效果。

稀疏保留投影方法关注样本间的全局稀疏重构关系, 它得到的投影向量通常不具有正交性, 而正交的投影向量因为可以去除特征之间的冗余信息, 通常被认为是有利于识别的。另外, 根据流形学习理论, 局部流形结构比全局欧式结构更重要。为了提高识别性能, 文中将稀疏保留投影与流形结构保留和正交投影相结合, 提出了整体正交流形稀疏保留投影(Holistic Orthogonal Manifold and Sparsity Preserving Projections, HOMSP)和迭代正交流形稀疏保留投影(Iterative Orthogonal Manifold and Sparsity Preserving Projections, IOMSP)两种人脸和掌纹图像特征提取方法。在 Yale 人脸数据库^[13]和 HK PolyU 掌纹数据库^[14]上验证了所提两种方法的有效性。

1 整体正交流形稀疏保留投影(HOMSP)

给定一个训练样本集 $\mathbf{X} = [\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_n] \in R^{m \times n}$, 样本数量为 n , \mathbf{x}_i 为第 i 个训练样本。假设 $\mathbf{s}_i \in R^{n \times 1}$ 是 \mathbf{x}_i 的稀疏重构系数, 其第 i 个元素为 0。首先计算样本集的稀疏系数矩阵:

$$\begin{aligned} \min_{\mathbf{s}_i} \quad & \|\mathbf{s}_i\|_1 \\ \text{s. t.} \quad & \|\mathbf{x}_i - \mathbf{X}\mathbf{s}_i\|_2 < \varepsilon, \mathbf{e}^T \mathbf{s}_i = 1 \end{aligned} \quad (1)$$

其中, ε 表示重构误差的阈值; \mathbf{e} 表示一个所有元素都为 1 的列向量。

为了保持样本的近邻流形结构, 定义了样本集的近邻结构图 $\mathbf{W} = \{w_{ij}\}_{n \times n}$:

$$w_{ij} = \begin{cases} \exp(-\|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j\|^2/t), & \text{当 } \mathbf{x}_i \text{ 为 } \mathbf{x}_j \text{ 的 } K \text{ 近邻或 } \mathbf{x}_j \\ & \text{为 } \mathbf{x}_i \text{ 的 } K \text{ 近邻} \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (2)$$

希望得到的投影矩阵 \mathbf{V} 在保留全局样本间稀疏重构关系的同时保留样本的流形结构, 并希望 \mathbf{V} 是正交的, 因此目标函数定义为:

$$\min_{\mathbf{V}} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \|\mathbf{V}^T \mathbf{x}_i - \mathbf{V}^T \mathbf{X} \mathbf{s}_i\|_2^2 w_{ij} \quad (3)$$

$$\text{s. t.} \quad \mathbf{V}^T \mathbf{V} = \mathbf{I}$$

其中, \mathbf{V} 表示待求的投影矩阵; \mathbf{I} 表示单位矩阵。

公式(3)的目标函数可等价变换为如下形式:

$$\begin{aligned} & \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \|\mathbf{V}^T \mathbf{x}_i - \mathbf{V}^T \mathbf{X} \mathbf{s}_i\|_2^2 w_{ij} = \\ & \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \text{tr}(\mathbf{V}^T (\mathbf{x}_i - \mathbf{X} \mathbf{s}_i) (\mathbf{x}_i - \mathbf{X} \mathbf{s}_i)^T \mathbf{V} w_{ij}) = \\ & \text{tr} \left(\sum_{i=1}^n \mathbf{V}^T [\mathbf{x}_i (\sum_{j=1}^n w_{ij}) \mathbf{x}_i^T + \mathbf{X} \mathbf{s}_i (\sum_{j=1}^n w_{ij}) (\mathbf{X} \mathbf{s}_i)^T] \mathbf{V} \right) - \\ & \text{tr}(\mathbf{V}^T \mathbf{X} \mathbf{W} (\mathbf{X} \mathbf{S})^T \mathbf{V} - \mathbf{V}^T \mathbf{X} \mathbf{S} (\mathbf{X} \mathbf{W})^T \mathbf{V}) = \\ & \text{tr}(\mathbf{V}^T \mathbf{X} (\mathbf{D} + \mathbf{S} \mathbf{D} \mathbf{S}^T - \mathbf{W} \mathbf{S}^T - \mathbf{S} \mathbf{W}^T) \mathbf{X}^T \mathbf{V}) \end{aligned} \quad (4)$$

其中, $\text{tr}(\cdot)$ 表示方阵的迹; $\mathbf{D} = \text{diag}\{d_{ii}\}_{n \times n}$ 表示一个对角矩阵。

$$d_{ii} = \sum_{j=1}^n w_{ij} \quad (5)$$

为了求解式(3), 构造拉格朗日乘子算法的函数 $Q_M(\mathbf{V})$ 为:

$$\begin{aligned} Q_M(\mathbf{V}) = & \mathbf{V}^T \mathbf{X} (\mathbf{D} + \mathbf{S} \mathbf{D} \mathbf{S}^T - \mathbf{W} \mathbf{S}^T - \mathbf{S} \mathbf{W}^T) \mathbf{X}^T \mathbf{V} + \\ & \lambda (\mathbf{I} - \mathbf{V}^T \mathbf{V}) \end{aligned} \quad (6)$$

对 $Q_M(\mathbf{V})$ 求 \mathbf{V} 的偏导数, 可得

$$\frac{\partial Q_M(\mathbf{V})}{\partial \mathbf{V}} = 2\mathbf{X} (\mathbf{D} + \mathbf{S} \mathbf{D} \mathbf{S}^T - \mathbf{W} \mathbf{S}^T - \mathbf{S} \mathbf{W}^T) \mathbf{X}^T \mathbf{V} - 2\lambda \mathbf{V} \quad (7)$$

令 $\frac{\partial Q_M(\mathbf{V})}{\partial \mathbf{V}} = 0$, 得到特征方程

$$\mathbf{X} \mathbf{L} \mathbf{X}^T \mathbf{V} = \lambda \mathbf{V} \quad (8)$$

其中, $\mathbf{L} = \mathbf{D} + \mathbf{S} \mathbf{D} \mathbf{S}^T - \mathbf{W} \mathbf{S}^T - \mathbf{S} \mathbf{W}^T$ 。

解公式(8)的特征方程, 可以得到整体正交流形稀疏保留投影的最优解空间, 该空间由矩阵 $\mathbf{X} \mathbf{L} \mathbf{X}^T$ 的 d 个最小特征值对应的特征向量构成。

但是, HOMSP 很可能会产生衰退解, 从而不能保证解空间的稳定性。为了更好地避免解衰退, 下面的迭代正交流形稀疏保留投影(IOMSP)方法重新设置了投影向量的正交约束, 用迭代的方式依次求解每一个投影向量。

2 迭代正交流形稀疏保留投影(IOMSP)

迭代正交流形稀疏保留投影(IOMSP)方法通过迭代的方式寻找一组正交的投影向量, 在这些投影向量张开的子空间中能够保留样本的全局稀疏重构关系和局部流形结构。IOMSP 将近邻结构图代入约束条件来防止解衰退。

设 \mathbf{v}_l 为最优投影变换 \mathbf{V} 的第 l 个投影向量, IOM-

SPP 的目标函数定义为:

$$\begin{aligned} \min_{\mathbf{V}} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \| \mathbf{V}^T \mathbf{x}_i - \mathbf{V}^T \mathbf{x}_j \|_2^2 w_{ij} \\ \text{s. t. } \mathbf{v}_l^T \mathbf{X} \mathbf{D} \mathbf{X}^T \mathbf{v}_l = 1, \mathbf{v}_l^T \mathbf{v}_i = 0; \\ l = 1, 2, \dots, d; i = 1, 2, \dots, l-1 \end{aligned} \quad (9)$$

根据上一节对目标函数的推导,可将上述目标函数转化为:

$$\mathbf{v}_1 = \operatorname{argmin} \frac{\mathbf{v}^T \mathbf{X} \mathbf{L} \mathbf{X}^T \mathbf{v}}{\mathbf{v}^T \mathbf{X} \mathbf{D} \mathbf{X}^T \mathbf{v}} \quad (10)$$

$$\begin{aligned} \mathbf{v}_l = \operatorname{argmin} \frac{\mathbf{v}^T \mathbf{X} \mathbf{L} \mathbf{X}^T \mathbf{v}}{\mathbf{v}^T \mathbf{X} \mathbf{D} \mathbf{X}^T \mathbf{v}} \\ \text{s. t. } \mathbf{v}_l^T \mathbf{v}_i = 0, l = 2, 3, \dots, d; \\ i = 1, 2, \dots, l-1 \end{aligned} \quad (11)$$

求解公式(10), \mathbf{v}_1 是矩阵 $(\mathbf{X} \mathbf{D} \mathbf{X}^T)^{-1} \mathbf{X} \mathbf{L} \mathbf{X}^T$ 的最小特征值对应的特征向量。下面对公式(11)进行迭代求解的推导。

利用拉格朗日乘子法,令函数

$$\begin{aligned} Q_M(\mathbf{v}_l) = \mathbf{v}_l^T \mathbf{X} \mathbf{L} \mathbf{X}^T \mathbf{v}_l + \lambda (1 - \mathbf{v}_l^T \mathbf{X} \mathbf{D} \mathbf{X}^T \mathbf{v}_l) - \\ \sum_{i=1}^{l-1} \alpha_i \mathbf{v}_l^T \mathbf{v}_i \end{aligned} \quad (12)$$

对 \mathbf{v}_l 的偏导数等于 0, 得到

$$2 \mathbf{X} \mathbf{L} \mathbf{X}^T \mathbf{v}_l - 2 \lambda \mathbf{X} \mathbf{D} \mathbf{X}^T \mathbf{v}_l - \sum_{i=1}^{l-1} \alpha_i \mathbf{v}_i = 0 \quad (13)$$

方程(13)中包含变量组 $\alpha_i (i = 1, 2, \dots, l-1)$ 和变量 λ , 需要消除一个来求解另一个。首先在方程(13)左右两端同时左乘 $\mathbf{v}_1^T (\mathbf{X} \mathbf{D} \mathbf{X}^T)^{-1}, \dots, \mathbf{v}_{l-1}^T (\mathbf{X} \mathbf{D} \mathbf{X}^T)^{-1}$, 则将方程(13)变化为一个方程组:

$$\begin{aligned} 2 \mathbf{v}_1^T (\mathbf{X} \mathbf{D} \mathbf{X}^T)^{-1} \mathbf{X} \mathbf{L} \mathbf{X}^T \mathbf{v}_l &= \sum_{i=1}^{l-1} \alpha_i \mathbf{v}_1^T (\mathbf{X} \mathbf{D} \mathbf{X}^T)^{-1} \mathbf{v}_i \\ 2 \mathbf{v}_2^T (\mathbf{X} \mathbf{D} \mathbf{X}^T)^{-1} \mathbf{X} \mathbf{L} \mathbf{X}^T \mathbf{v}_l &= \sum_{i=1}^{l-1} \alpha_i \mathbf{v}_2^T (\mathbf{X} \mathbf{D} \mathbf{X}^T)^{-1} \mathbf{v}_i \\ &\vdots \\ 2 \mathbf{v}_{l-1}^T (\mathbf{X} \mathbf{D} \mathbf{X}^T)^{-1} \mathbf{X} \mathbf{L} \mathbf{X}^T \mathbf{v}_l &= \sum_{i=1}^{l-1} \alpha_i \mathbf{v}_{l-1}^T (\mathbf{X} \mathbf{D} \mathbf{X}^T)^{-1} \mathbf{v}_i \end{aligned} \quad (14)$$

为了简化上式,定义:

$$\mathbf{A}_{l-1} = [\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_{l-1}]^T \quad (15)$$

$$\mathbf{V}_{l-1} = [\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2, \dots, \mathbf{v}_{l-1}]^T \quad (16)$$

$$\mathbf{M}_{l-1} = \mathbf{V}_{l-1}^T (\mathbf{X} \mathbf{D} \mathbf{X}^T)^{-1} \mathbf{V}_{l-1} \quad (17)$$

利用以上定义,可以将(14)化简为一个矩阵形式的方程:

$$2 \mathbf{V}_{l-1}^T (\mathbf{X} \mathbf{D} \mathbf{X}^T)^{-1} \mathbf{X} \mathbf{L} \mathbf{X}^T \mathbf{v}_l = \mathbf{M}_{l-1} \mathbf{A}_{l-1} \quad (18)$$

在公式(18)中, \mathbf{A}_{l-1} 表示待求解的变量,可以通过矩阵变换得到:

$$\mathbf{A}_{l-1} = 2 \mathbf{M}_{l-1}^{-1} \mathbf{V}_{l-1}^T (\mathbf{X} \mathbf{D} \mathbf{X}^T)^{-1} \mathbf{X} \mathbf{L} \mathbf{X}^T \mathbf{v}_l \quad (19)$$

将已经求得的矩阵 \mathbf{A}_{l-1} 代入公式(13), 可得:

$$2 \mathbf{X} \mathbf{L} \mathbf{X}^T \mathbf{v}_l - 2 \lambda \mathbf{X} \mathbf{D} \mathbf{X}^T \mathbf{v}_l - \mathbf{V}_{l-1} \mathbf{A}_{l-1} = 0 \quad (20)$$

在方程两端同时左乘 $(\mathbf{X} \mathbf{D} \mathbf{X}^T)^{-1}$, 得:

$$2 (\mathbf{X} \mathbf{D} \mathbf{X}^T)^{-1} \mathbf{X} \mathbf{L} \mathbf{X}^T \mathbf{v}_l - 2 \lambda \mathbf{v}_l - (\mathbf{X} \mathbf{D} \mathbf{X}^T)^{-1} \mathbf{V}_{l-1} \mathbf{A}_{l-1} = 0 \quad (21)$$

代入已知变量,则公式(21)可以写成如下的特征方程:

$$[\mathbf{I} - (\mathbf{X} \mathbf{D} \mathbf{X}^T)^{-1} \mathbf{V}_{l-1} \mathbf{M}_{l-1}^{-1} \mathbf{V}_{l-1}^T] (\mathbf{X} \mathbf{D} \mathbf{X}^T)^{-1} \mathbf{X} \mathbf{L} \mathbf{X}^T \mathbf{v}_l = \lambda \mathbf{v}_l \quad (22)$$

其中, \mathbf{v}_l 是矩阵 $[\mathbf{I} - (\mathbf{X} \mathbf{D} \mathbf{X}^T)^{-1} \mathbf{V}_{l-1} \mathbf{M}_{l-1}^{-1} \mathbf{V}_{l-1}^T] (\mathbf{X} \mathbf{D} \mathbf{X}^T)^{-1} \mathbf{X} \mathbf{L} \mathbf{X}^T$ 的最小特征值对应的特征向量。

按照公式(10)和(11)依次求解每一个投影向量,最终得到最优投影子空间为 $\mathbf{V} = [\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2, \dots, \mathbf{v}_d]$ 。

3 实验与结果

介绍了对所提方法的实验验证,描述了整体正交流形稀疏保留投影 (HOMSPP) 和迭代正交流形稀疏保留投影 (IOMSPP) 两个方法在 Yale 人脸数据库^[13] 和 HK PolyU 掌纹数据库^[14] 上的实验结果。

3.1 数据库介绍

Yale 人脸数据库包含了 15 个人,每个人 11 张图片。该数据库是在不同光照条件和不同人脸表情的情況下拍摄的。所有图片被裁剪为 32×32 像素大小。图 1 显示了一个人的所有图像样本。



图 1 Yale 数据库的样本图像

HK PolyU 掌纹数据库由香港理工大学 (HK PolyU) 建立。该库共有 189 个人,每个人左、右手掌各 10 张图片,总共 3 780 (= 189×20) 张图片。每张图片原始大小为 384×284,裁剪出大小为 128×128 的掌纹有用部分,每张裁剪图片被压缩到 64×64。在实验中,选取 80 个人,每个人 16 个样本图像作为实验数据库。图 2 显示了一个人的所有样本图像。

3.2 实验结果及分析

在本节中,将提出的 HOMSPP 方法和 IOMSPP 方法与主成分分析 (PCA)^[4]、局部保留投影 (LPP)^[8] 和稀疏保留投影 (SPP)^[12] 三个典型的无监督降维方法做对比。

在 Yale 人脸数据库上,每类随机选取 6 个样本组成训练样本集,其余样本组成测试样本集;在 HK PolyU 掌纹数据库上,每类随机选取 2 个样本组成训练样本集,其余样本组成测试样本集。在实现过程中,所有方法首先使用 PCA 将样本维数降低到 $n-1$ 维,特征提取

之后再使用基于余弦距离的最近邻分类器来做分类识别。每个方法按照随机选取训练样本的方式运行 20 次,记录每次运行的识别率结果。

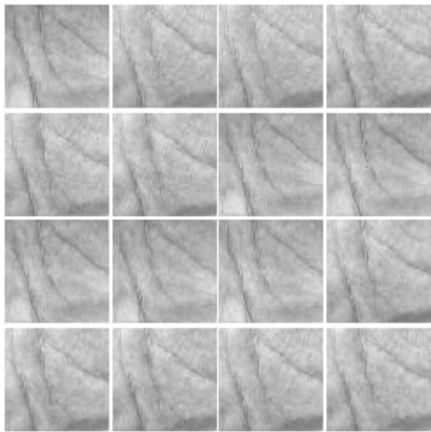


图2 HK PolyU 数据库的样本图像

图3和图4分别给出了所有比较方法在Yale和HK PolyU两个数据库上随机20次的识别率波动图。表1给出了相应的平均识别率和方差。从表1可以看出,在Yale人脸数据库上,提出的HOMSPP方法比PCA、LPP和SPP三个方法的平均识别率提高了至少3.87%(76.09%–72.22%),IOMSPP方法提高了至少5.08%(77.30%–72.22%);在HK PolyU掌纹数据库上,提出的HOMSPP方法比PCA、LPP和SPP三个方法

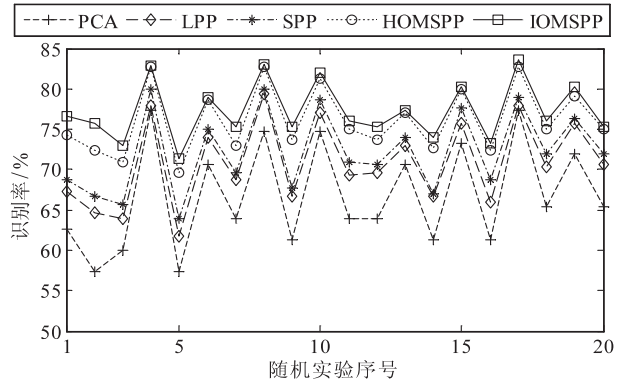


图3 Yale 数据库上所有比较方法随机 20 次的识别率

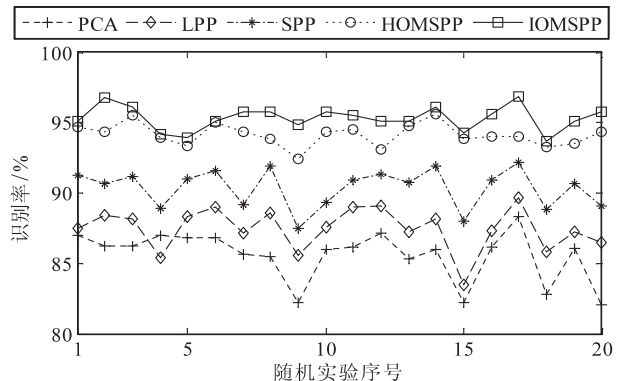


图4 HK PolyU 数据库上所有比较方法随机 20 次的识别率

的平均识别率提高了至少 3.79% (94.14% – 90.35%),IOMSPP 方法提高了至少 4.97% (95.32% – 90.35%)。实验结果充分证明,将稀疏保留投影与流形结构保留和正交投影相结合,有效地提高了识别性能。

表1 Yale 和 HK PolyU 数据库上所有比较方法随机 20 次的平均识别率和方差

方法名称	识别率(均值和方差)/%	
	Yale 库	HK PolyU 库
PCA	66.73±6.51	85.57±1.80
LPP	70.82±5.24	87.46±1.51
SPP	72.22±5.08	90.35±1.38
HOMSPP	76.09±4.13	94.14±0.80
IOMSPP	77.30±3.63	95.32±0.86

4 结束语

文中通过在稀疏保留投影中引入流形结构保留和正交投影,提出了两种人脸和掌纹图像特征提取方法,分别是整体正交流形稀疏保留投影(HOMSPP)和迭代正交流形稀疏保留投影(IOMSPP)。Yale 人脸数据库和 HK PolyU 掌纹数据库上的实验结果表明,提出的两个方法与 PCA、LPP 和 SPP 三个相关方法相比,有效地提高了识别性能。

参考文献:

[1] 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.

[2] 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.

[3] 岳峰,左旺孟,张大鹏.掌纹识别算法综述[J].自动化学报,2010,36(3):353–365.

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

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

[6] Foley D H, Sammon J W. An optimal set of discriminant vectors[J]. IEEE Trans on Computing, 1975, 24(3): 281–289.

[7] Roweis S T, Saul L K. Nonlinear dimensionality reduction by locally linear embedding[J]. Science, 2000, 290(5500): 2323–2326.

[8] He Xiaofei, Yan Shuicheng, Hu Yuxiao, et al. Face recognition using Laplacianfaces[J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2005, 27(3): 328–340.

[9] Wang Ruiping, Chen Xilin. Manifold discriminant analysis[C] //Proceedings of IEEE conference on computer vision and pat-

根据公式(2)

$$M(R_1, A_1) = \frac{2 \bullet S(\overline{R_1}, \overline{A_1}) \bullet S(\overline{R_1}, \overline{A_1})}{S(\overline{R_1}, \overline{A_1}) + S(\overline{R_1}, \overline{A_1})} = 0.97 > \chi_{A1} = 0.95$$

同理可得:

$$S(\overline{R_2}, \overline{A_2}) = 0, S(\overline{R_2}, \overline{A_2}) = 0.305$$

$$S(\overline{R_1}, \overline{B_1}) = 0.70, S(\overline{R_1}, \overline{B_1}) = 0.82$$

$$S(\overline{R_2}, \overline{B_2}) = 0.86, S(\overline{R_2}, \overline{B_2}) = 0.67$$

则:

$$M(R_2, A_2) = 0 < \chi_{A2} = 0.5$$

$$M(R_1, B_1) = 0.75 > \chi_{B1} = 0.7$$

$$M(R_2, B_2) = 0.753 > \chi_{B2} = 0.75$$

由上述结果可知, Rule_2 被激活执行。

根据公式(4) 计算匹配事实与 Rule_2 的动态加权平均匹配函数值与相应后件的确定度:

$$FW_{Rule_2} = 0.75$$

$$CF_{Rule_2} = 0.75 \times 0.94 = 0.71$$

用户信任度值为 0.75, 假定事实规则阈值设定为 0.7, 则可以参考推理获取措施结果, 同时结合专家鉴定, 生成钻控等生产过程方案。

4 结束语

文中针对传统知识表示及推理方法在表示事实生产中模糊知识及经验中的缺陷问题, 将模糊理论应用于知识推理, 应用模糊因子, 定量细化描述模糊知识, 提出一种基于模糊框架-产生式知识表示方法。并针对知识表示特点提出动态加权平均匹配函数及模糊推理方法。该方法能够方便有效地表示钻控等生产领域的知识, 结合两种知识表示方法的优点, 有效降低推理机复杂度及执行效率, 降低系统对计算资源的需求, 提高求解效率, 模糊概念的引入大大提升系统智能化。鉴于模糊知识表示问题的复杂度, 在如何建立智能化知识库等问题仍需要进一步研究, 以使知识表示法及

其推理机制更加完备。

参考文献:

- [1] 付 炜. 基于框架网络结构的专家知识表示方法研究[J]. 计算机应用, 2002, 22(1): 3-5.
- [2] 姚旭国, 郑可锋, 祝利莉, 等. 一种新型知识表示在诊断型农业专家系统中的实现[J]. 农业网络信息, 2008(6): 9-11.
- [3] 王润生, 贾希胜, 刘 利. 战场损伤评估中的广义损伤树知识表示方法[J]. 系统工程与电子技术, 2003, 25(11): 1377-1380.
- [4] 谢 锋, 向铁元, 聂 云, 等. 框架理论在操作票专家系统中的应用[J]. 电力自动化设备, 2003, 23(10): 69-71.
- [5] Frost R. Introduction to knowledge base system[M]. London: Collins, 1986.
- [6] Brachman R J, Levesque H J. Knowledge representation and reasoning[M]. USA: MaPlePress, 2004.
- [7] 蔡自兴, 约翰德尔金, 龚 涛. 高级专家系统: 原理、设计及应用[M]. 北京: 科学出版社, 2005.
- [8] 马 驰, 吴保国. 基于产生式与框架知识表示的造林专家系统研建[J]. 农业网络信息, 2009(5): 22-24.
- [9] Jenei S. A note on the ordinal sum theorem and its consequence for the construction of triangular norms[J]. Fuzzy Sets and Systems, 2002, 126(2): 199-205.
- [10] 姜 跃, 朱光菊, 朱林立, 等. 基于模糊逻辑的产生式-框架的知识表示及推理的研究[J]. 云南大学学报(自然科学版), 2007, 29(S2): 171-174.
- [11] 邓 超, 郭茂祖, 王亚东. 一种基于产生式规则的不确定推理模板模型的研究[J]. 计算机工程与应用, 2003, 39(30): 57-61.
- [12] Chen S M. Fuzzy group decision making for evaluating the rate of aggregative risk in software development[J]. Fuzzy Sets and Systems, 2001, 118(1): 75-88.
- [13] 陈世权. 模糊性的层次特征与模糊论[J]. 模糊系统与数学, 1999, 13(4): 1-6.
- [14] 王 岑, 潘正华, 程天笑. 基于中介逻辑的模糊知识推理的搜索处理[J]. 计算机工程与应用, 2009, 45(21): 175-178.
- [12] Qiao Lishan, Chen Songcan, Tan Xiaoyang. Sparsity preserving projections with applications to face recognition[J]. Pattern Recognition, 2010, 43(1): 331-341.
- [13] Cai Deng, He Xiaofei, Han Jiawei, et al. Orthogonal Laplacian-faces for face recognition[J]. IEEE Trans on Image Processing, 2006, 15(11): 3608-3614.
- [14] Zhang D, Kong W K, You J, et al. Online palmprint identification[J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2003, 25(9): 1041-1050.

(上接第 37 页)

tern recognition. Miami, FL: IEEE, 2009: 429-436.

- [10] Zhang Tianhao, Huang Kaiqi, Li Xuelong, et al. Discriminative orthogonal neighborhood-preserving projections for classification[J]. IEEE Trans on Systems, Man, and Cybernetics, 2010, 40(1): 253-263.
- [11] Wright J, Yang A Y, Ganesh A, et al. Robust face recognition via sparse representation[J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2009, 31(2): 210-227.

作者：[刘茜](#)，[荆晓远](#)，[李文倩](#)，[姚永芳](#)，[LIU Qian](#)，[JING Xiao-yuan](#)，[LI Wen-qian](#)，[YAO Yong-fang](#)

作者单位：[刘茜, 荆晓远, LIU Qian, JING Xiao-yuan\(南京邮电大学 自动化学院, 江苏 南京210003; 武汉大学 软件工程国家重点实验室, 湖北 武汉430072\)](#)，[李文倩, 姚永芳, LI Wen-qian, YAO Yong-fang\(南京邮电大学 自动化学院, 江苏 南京, 210003\)](#)

刊名：[计算机技术与发展](#)

英文刊名：[Computer Technology and Development](#)

年，卷(期)：2014(7)

本文链接：http://d.wanfangdata.com.cn/Periodical_wjz201407009.aspx