

机电与自动化

# 基于监督局部保持映射算法的井下人员定位技术

张传雷<sup>1</sup> 张善文<sup>1,2</sup> 田子建<sup>3</sup>

(1. 瑞尔森大学 电子与计算机工程系, 加拿大 多伦多 M5B 2K3; 2. 西亚斯国际学院, 河南 新郑 451150;

3. 中国矿业大学(北京) 机电与信息工程学院, 北京 100083)

**摘要:** 针对人脸、指纹和手写签名等人员身份鉴定方法不能很好地满足煤矿井下人员管理系统需要的现状, 基于局部保持映射(LPP) 算法, 提出一种监督 LPP 算法(SLPP), 并应用于煤矿井下人员步态识别中。利用该方法对步态数据进行映射, 得到步态数据在低维空间中的表示方法, 再利用最近邻分类器对低维步态数据进行识别。在 2 个步态数据库中进行了系列步态识别试验, 并与经典维数约简算法 LDA、监督流形学习算法 DLPP、判别映射嵌入(DPE) 流形学习算法以及其他步态识别方法分别进行比较。试验结果表明, 在同等试验条件下, SLPP 识别率最高, 从而验证了该算法的有效性和可行性。

**关键词:** 步态识别; 井下人员定位; 监督局部保持投影; 井下人员管理

中图分类号: TD67

文献标志码: A

文章编号: 0253-2336(2013)02-0067-04

## Positioning Technology of Personnel in Underground Mine Based on Supervision of Locality Preservation Projection

ZHANG Chuan-lei<sup>1</sup> ZHANG Shan-wen<sup>1,2</sup> TIAN Zi-jian<sup>3</sup>

(1. Department of Electrical and Computer Engineering, Ryerson University, Toronto M5B 2K3, Canada; 2. SIAS International University, XinZheng 451150, China; 3. School of Electromechanical and Information Engineering, China University of Mining and Technology(Beijing), Beijing 100083, China)

**Abstract:** Due to the human's face, fingerprint, handwritten signature and other personnel identification method could not be well to meet the requirements of the mine underground personnel management system, based on a locality preservation projection(LPP) algorithm, a supervision algorithm on the locality preserved projection(SLPP) was provided and was applied to the gait recognition of the mine underground personnel. The gait data could be projected with the supervision on locality preserved projection. The expression method of the gait data in the low dimension was obtained. The nearest neighbor classifier was applied to the identification of the low dimension gait data. A test of the series gait identification was conducted in two gait databases and was compared with the classic dimension reduction algorithm LDA, the supervision manifold learning algorithm DLPP, discriminant projection embed manifold learning algorithm and other gait identification method. The test results showed that under the same test conditions, the supervision on locality preserved projection(SLPP) would have the highest recognition rate and thus the validity and feasibility of the algorithm could be verified.

**Key words:** gait recognition; mine underground personnel position; supervision of locality preserved projection; personnel management in underground mine

## 0 引言

煤矿井下人员管理系统具有识别人员位置、携带人员出入井时刻、重点区域出入时刻、限制区域出

入时刻等功能。其中,井下人员身份自动鉴定是该系统的重要组成部分<sup>[1-4]</sup>。目前,井下人员的身份自动鉴定依据主要有井下人员的人脸、指纹、掌纹、虹膜和手写签名。但由于井下环境恶劣,采用上述

收稿日期: 2012-08-05; 责任编辑: 赵 瑞

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(60975005); 河南省教育厅科学技术研究重点资助项目(12B120012); 河南省重大科技攻关计划资助项目(122102210429)

作者简介: 张传雷(1973—),男,山东沂源人,高级工程师,博士。Tel: 0016476863718, E-mail: czhang@ee.ryerson.ca

引用格式: 张传雷,张善文,田子建. 基于监督局部保持映射算法的井下人员定位技术[J]. 煤炭科学技术, 2013, 41(2): 67-70.

识别方法得到的人脸、指纹等图像模糊,使得基于这些生物特征的井下人员身份鉴定技术不能很好地满足目前煤矿井下人员管理系统的需要。步态识别是一种新兴的生物特征识别技术,其根据人的走路姿势、姿态进行身份识别。与人脸、指纹等生物特征相比较,步态具有非接触、远距离、难以伪装、受环境影响小等特点,在远距离和煤矿井下恶劣环境下仍是可感知的。随着计算机处理和储存能力的提升,监控摄像头成本的下降以及相关算法的深入研究,都使得步态识别有望成为一种新兴可行的生物特征识别技术,并应用于煤矿井下人员身份识别中。近年来,已经出现了很多步态识别方法<sup>[5-11]</sup>。但是,这些方法,包括 Hough 变换、PCA、时频域分析、Trace 变换以及线性插值等都属于线性方法,它们对线性结构数据处理比较有效,而对高维、多变、复杂的非线性步态图像,利用这些方法对步态识别的识别率是有限的。Tao<sup>[12]</sup>提出了一种张量判别分析的步态识别方法,该方法被看作是线性判别分析(LDA)<sup>[13]</sup>的张量化,其优点是不需要将步态图像转换为向量,可以克服小样本问题。但该方法也是线性方法,不能得到步态图像的非线性本质结构。流形学习是近年来发展较为迅速的一种重要的非线性维数约简方法,已被成功应用于人脸、掌纹和唇等生物特征识别中。局部保持映射(LPP)<sup>[14-15]</sup>是一种经典流形学习算法,已经被广泛应用于人脸识别中。监督局部保持映射<sup>[16]</sup>克服了 LPP 的不足,但没有充分考虑数据的非局部信息。笔者在 LPP 算法的基础上,提出一种监督局部保持映射(SLPP)算法,并应用于煤矿井下人员步态识别。

## 1 局部保持映射算法

LPP 算法是线性投影算法,其目的是保持数据之间的相似关系。运用 LPP 处理数据点时需重构邻接图和设置权值矩阵。对于邻接图选择,可根据样本集利用欧几德距离函数求出各个样本点间的距离,判断任意 2 点之间是否有边相连。假设  $n$  个数据点集  $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ , 映射后对应的低维数据点集  $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_n\}$ 。利用  $k$  最近邻准则( $k$  为最近邻数)构建邻域图  $G = (V, E)$ , 其中:  $G$  为无向图;  $V$  为图节点集;  $E$  为图的边集合。设  $N(x_i)$ 、 $N(x_j)$  分别为第  $i, j$  个点  $x_i, x_j$  的  $k$  个最近邻点集,邻域矩阵  $W = \{W_{ij}\}$ 。

$$W_{ij} = \begin{cases} 1 & (x_i \in N(x_j); x_j \in N(x_i)) \\ 0 & (\text{其他}) \end{cases} \quad (1)$$

式中  $i, j = 1, 2, \dots, n$ 。

LPP 的目标函数为

$$\min \sum_{i,j=1}^n W_{ij} (y_i - y_j)^2 \quad (2)$$

式中  $y_i = A^T x_i$ ,  $A$  为映射矩阵。

经过简单推导,式(2)变为

$$\frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^n W_{ij} (y_i - y_j)^2 = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n W_{ij} (W^T x_i - A^T x_j)^2 =$$

$$A^T X(D - W)X^T A = A^T X L X^T A \quad (3)$$

式中  $L$  为 Laplacian 矩阵,  $L = D - W$ ,  $D$  为对角矩

阵  $D = \{D_{ii}\}$ ,  $D_{ii} = \sum_{j=1}^n W_{ij}$ 。

约束条件为

$$A^T X D X^T A = E \quad (4)$$

式中  $E$  为单位矩阵。

目标函数式(2)是为了保持原来近邻的点映射后仍然保持近邻,则所求最优值目标函数可改为

$$\arg \min_{A^T X D X^T A = E} (A^T X L X^T A) \quad (5)$$

式(5)简化成为普通特征向量问题,利用特征值分解方法容易求得其解。设  $d$  为数据约减维数,式(5)的  $d$  个最小特征值  $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_d$  对应的特征向量分别为  $a_1, a_2, \dots, a_d$ 。则  $A = [a_1, a_2, \dots, a_d]$ 。这时数据点集  $X$  对应的低维映射  $Y$  可以由式(6)的线性变换表示。

$$Y = A^T X \quad (6)$$

## 2 监督局部保持映射(SLPP)算法

LPP 通过求解目标函数的最小值来保证观察空间中的任意 2 个近邻点  $x_i$  和  $x_j$  投影后在低维空间中对应的数据点  $y_i$  和  $y_j$  也是近邻点。为了提高 LPP 的分类能力,提出了一种监督 LPP(即 SLPP)算法,SLPP 算法与 LPP 的主要区别在于权值函数不同。在 SLPP 中,权值函数  $H_{ij}$  定义为

$$H_{ij} = \begin{cases} \exp(-\|x_i - x_j\|^2 / \beta^2) & (x_i \in N(x_j); x_j \in N(x_i) \text{ 且 } c_i = c_j) \\ -\exp(-\|x_i - x_j\|^2 / \beta^2) & (x_i \in N(x_j); x_j \in N(x_i); c_i \neq c_j) \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (7)$$

式中:  $\beta$  为调节参数;  $c_i, c_j$  为点  $x_i, x_j$  的样本标签。

SLPP 的目标函数定义为

$$\min \sum_{i,j=1}^n (y_i - y_j)^2 H_{ij} \quad (8)$$

类似于式(3) 式(8) 推导如下:

$$\begin{aligned} \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^n (y_i - y_j)^2 H_{ij} &= \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n H_{ij} (A^T x_i - A^T x_j)^2 = \\ \text{tr} (A^T \sum_{i=1}^n x_i H_{ii} x_i^T A - A^T \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n x_i H_{ij} x_j^T A) &= \\ \text{tr} (A^T X (M - H) X^T A) &= \text{tr} (A^T X L X^T A) \quad (9) \end{aligned}$$

其中:  $L$  为 Laplacian 矩阵  $L = M - H$ , 权值函

数矩阵  $H = \{H_{ij}\}$ ;  $M$  为对角矩阵  $M_{ii} = \sum_{j=1}^n H_{ij}$ ,  $\text{tr}$  ( ) 为矩阵的迹。

SLPP 的目标函数是为了保持原来互为最近邻的同类点映射后仍然属于同一类, 且它们之间的距离变小; 同时使得原来互为最近邻的不同类点映射后仍然属于不同类, 且彼此之间的距离增大, 则所求的最优值目标函数可改为

$$\arg (\min \text{tr} (A^T X L X^T A)) \quad (10)$$

可将求解式(10) 转换为求解对应  $X L X^T$  的特征值与特征向量问题。映射矩阵是由  $X L X^T$  的  $d$  个最小特征值对应的  $d$  个特征向量组成的  $n \times d$  矩阵。映射矩阵通过附加约束  $A^T A = E$ , 从而得到正交矩阵。采用 Gram - Schmidt 正交化过程, 可以将  $A$  转换为正交映射矩阵。对于任意一个数据点  $x_{\text{new}}$ , 对应的映射  $y_{\text{new}}$  可以由下面的线性变换表示为

$$y_{\text{new}} = A^T x_{\text{new}} \quad (12)$$

式中  $y_{\text{new}} \in R^e$ ,  $e$  为数据映射后的低维维数,  $R^e$  表示  $e$  维空间。

### 3 试验结果分析

维数约简是步态识别的一个关键步骤, 笔者利用维数约简方法进行步态识别试验。由于目前没有公开的煤矿井下步态数据库, 因此, 采用中国科学院自动化研究所采集的数据集 CASIA - A (<http://www.cbsr.ia.ac.cn>) 和此实验室所采集的煤矿井下步态数据库 CMUD 进行一系列步态识别试验, 以验证笔者提出的 SLPP 算法的有效性。CASIA - A 数据库共有 240 个步态图像序列, 由室外环境下的 1 部摄像机采集 20 个人的步态图像序列, 每人从 3 个角度采集 12 个步态图像序列; CMUD 数据库共有

100 个步态图像序列, 是在煤矿井下利用一部监控摄像机采集的 10 人侧 90° 且每人采集 10 次组成。利用 SLPP 进行步态识别的步骤描述如下: 输入为数据集  $X = \{ (x_i, c_i) \}$ ; 输出为数据集的样本标签。

1) 将  $X$  投影到 PCA 子空间, 除去最小的主成分, 同时可以消除大部分噪声。

2) 建立最近邻图  $G$ , 若任意 2 点  $x_i$  和  $x_j$  为  $k$  最近邻域, 在节点  $i$  和  $j$  之间连接一条边。

3) 由式(7) 对每一个边建立相应的权重。

4) 构建目标函数式(10)。

5) 对式(10) 进行广义特征值分解, 建立的特征映射矩阵  $A$ 。由  $d$  个最小特征值对应的特征向量构成。

6) 利用最近邻分类器进行步态识别。常用 Matlab 中工具箱中的函数 `KNNClassify` 进行数据分类。在试验中, 所使用的图像是对原始图像进行预处理后得到的。在试验前要对步态图像序列进行图像分割、轮廓抽取、分离目标人物、归一化、消除背景以及向量化表示等处理, 其难点在于分离目标人物和轮廓抽取。试验中假定视频具有静态背景, 而检测目标作为前景是动态的, 利用直方图得到一个阈值, 然后对差值图像按阈值过滤来提取目标, 再采用  $120 \times 80$  点阵矩形框来处理二值化步态图像, 即用一个矩形框来框住步态轮廓, 使得矩形高和宽的比为 120: 80, 矩形的高为步态轮廓的高度, 矩形水平方向的中心为步态轮廓质心的水平坐标<sup>[17]</sup>。

将图像转换成向量后很可能产生小样本问题, 为此, 首先利用 PCA 将  $X$  映射到一个维数较低的子空间, 在该子空间就可避免后续维数约简的小样本问题, 然后将数据划分为训练集和测试集。利用笔者提出的 SLPP 算法对训练集进行维数约简, 得到映射矩阵, 再利用该矩阵将测试集数据映射到低维分类空间, 最后利用最近邻分类器进行分类。

分别在 2 个数据库上进行步态识别试验。SLPP 算法中的最近邻参数  $k$  由试验过程中识别结果的最大值决定。在构建近邻图时, 初步根据训练样本的不同, 来选择近邻点数, 使近邻点数比训练样本数小 1。调节参数  $\beta$  有很多选取方法, 取  $\beta$  为点  $x_i$  和  $x_j$  的  $k$  最近邻域距离的平均值, 即

$$\beta = \frac{1}{2k} \left( \sum_{x_j \in N(x_i)} \|x_i - x_j\| + \sum_{x_i \in N(x_j)} \|x_i - x_j\| \right)$$

在试验中, 采用二交叉验证方法得到无偏估计

值。为说明该算法的有效性,将 SLPP 方法与经典维数约简算法 LDA、监督流形学习算法 DLPP<sup>[16]</sup>、判别映射嵌入(DPE)<sup>[18]</sup>流形学习算法以及已有的步态识别方法(时-频方法<sup>[8]</sup>和 Trace 方法<sup>[9]</sup>)进行比较。在同等的试验条件下,这些方法从相同的步态图像序列中提取特征,再采用最近邻分类器对其进行分类。LDA、DLPP 和 SLPP 所提取的最佳特征都是通过广义特征值分解得到,且都经过 PCA 预处理。表 1 为这些算法的识别结果。

表 1 不同数据库中的步态识别正确分类率 %

数据库	正确分类率					
	LDA	DLPP	DPE	时-频方法	Trace 方法	SLPP
CASIA-A	80.36	85.71	90.25	89.06	91.48	96.62
CMUD	86.07	90.13	93.12	94.26	95.34	98.06

由表 1 看出,6 种算法在数据库 CMUD 的识别率高于 CASIA-A,原因是 CMUD 的拍摄条件比 CASIA-A 更简单,井下人员的衣着和携带物完全相同,采集的数据库小。SLPP 的识别率最高,主要原因是该算法充分利用了样本的局部信息和类别信息来构造目标函数。利用 SLPP 算法维数约简后,每对最近邻点如果是同类的,则映射后它们之间的距离更小;而如果是不同类的,则映射后它们之间的距离变大。这一性质使得 SLPP 算法适用于基于分类的维数约简。虽然 LDA 也利用了样本的类别信息,但该算法是一种线性方法,不适合步态图像分析。DLPP 是一种监督非线性维数约简方法,能够用于步态识别中,但 DLPP 没有充分考虑数据的非局部信息,所以得到的识别率不高。

#### 4 结 语

步态识别方法具有远距离感知、受自然环境影响小等优点,适用于井下人员身份鉴定。笔者提出了一种监督局部保持映射的非线性维数约简方法,并用于井下人员步态识别中。该方法能够充分利用数据的局部信息和类别信息,使得映射后的同类数据之间的距离更小,而异类数据之间的距离更大。在 2 个步态数据库上的识别试验结果表明,该方法对井下人员步态识别是有效、可行的。在实际应用系统中,针对煤矿井下计算资源薄弱问题,可以通过提升计算机硬件计算性能和研究平行计算算法来加以克服,这也是笔者下一步的重点研究方向。

#### 参考文献:

- [1] 孙继平. 煤矿井下人员位置监测系统联网[J]. 煤炭科学技术, 2009, 37(11): 77-79.
- [2] 孙继平. 煤矿安全生产监控与通信[M]. 北京: 煤炭工业出版社, 2009.
- [3] 孙继平. 煤矿井下人员位置监测技术与系统[J]. 煤炭科学技术, 2010, 38(11): 1-4.
- [4] 张传雷. 不连续导体对煤矿井巷中电磁波传播特性影响的研究[D]. 北京: 中国矿业大学(北京), 2006.
- [5] 贲晔, 徐森, 王科俊. 行人步态的特征表达及识别综述[J]. 模式识别与人工智能, 2012, 25(1): 71-81.
- [6] LIU Ling-feng, JIA Wei, ZHU Yi-hai. Gait Recognition Using Hough Transform and Principal Component Analysis[C]//Lecture Notes in Computer Science, Springer-Verlag, LNCS 5754, 2009: 363-370.
- [7] XUE Zhao-jun, MING Dong, SONG Wei, et al. Infrared Gait Recognition Based on Wavelet Transform and Support Vector Machine[J]. Pattern Recognition, 2010: 2904-2910.
- [8] 王斐, 闻时光, 张育中, 等. 基于时-频分析的步态模式自动分类[J]. 北京科技大学学报, 2012, 34(1): 32-36.
- [9] 贲晔, 徐森, 王科俊. 基于 Trace 变换的步态识别算法研究[J]. 吉林大学学报, 2012, 42(1): 156-160.
- [10] 贲晔, 安实, 王健, 等. 基于线性插值的张量步态识别算法[J]. 计算机应用研究, 2012, 29(1): 355-358.
- [11] 贲晔, 王科俊, 马慧. 视频下的正面人体身份自动识别[J]. 智能系统学报, 2012, 7(1): 71-76.
- [12] TAO D C, LI X L, WU X D, et al. General Tensor Discriminant Analysis and Gabor Features for Gait Recognition[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2007, 29: 1700-1715.
- [13] HE X, YAN S, HU Y, et al. Face Recognition Using Laplacian faces[J]. IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell, 2005, 27(3): 328-340.
- [14] 张志伟, 杨帆, 夏克文, 等. 一种有监督的 LPP 算法及其在人脸识别中的应用[J]. 电子与信息学报, 2008, 30(3): 539-541.
- [15] Tenenbaum J B, Silva V De, Langford J C. A Global Geometric Framework for Nonlinear Dimensionality Reduction[J]. Science, 2000, 290: 2319-2323.
- [16] YU W W, TENG X L, LIU C Q. Face Recognition Using Discriminant Locality Preserving Projections[J]. Image Vision Computer, 2006, 24: 239-248.
- [17] 王亮, 胡卫明, 谭铁牛. 基于步态的身份识别[J]. 计算机学报, 2003, 26(3): 353-360.
- [18] YAN Y, ZHANG Y J. Discriminant Projection Embedding for Face and Palmprint Recognition[J]. Neurocomputing, 2008, 71: 3534-3543.