

基于正交判别局部保持映射的步态识别方法

张云龙, 李 萍, 张善文

(郑州大学西亚斯国际学院 电子信息工程学院, 河南 新郑 451150)

摘要: 随着国内外对社会安全和反恐的日益重视, 步态识别技术在远程监控中越来越显示出其独特优势; 但由于步态识别存在诸多困难, 在现阶段仍未形成实用性的方法和理论框架, 其关键问题是维数约简和特征提取; 在局部保持映射的基础上, 提出了一种正交判别局部保持映射的步态识别算法, 用真实步态图像数据库上的实验结果表明该方法是有效可行的。

关键词: 步态识别; 流形学习; 局部保持映射; 正交判别局部保持映射

A Gait Recognition Algorithm Based on Orthogonal Discriminant LPP

Zhang Yunlong, Li Ping, Zhang Shanwen

(School of Electronic Information Engineering, SIAS International College, Zhengzhou 451150, China)

Abstract: With the ever-increasing concern on the social security and antiterrorism, gait recognition has remarkable advantages in remote surveillance. However, gait recognition hasn't been developed a practical algorithm or even the academic framework yet because many challenging problems need be tackled, which mostly concentrate on dimensional reduction and feature extraction. Based on locality preserving projections (LPP), an orthogonal discriminant LPP (ODLPP) algorithm is proposed for gait recognition. The experimental results on the gait database show that ODLPP is more effective and feasible for gait recognition.

Key words: gait recognition; manifold learning; locality preserving projections (LPP); orthogonal discriminant LPP (ODLPP)

0 引言

由于人们在肌肉的力量、肌腱和骨骼长度和密度、视觉的灵敏程度、协调能力、经历、体重、重心、肌肉或骨骼受损的程度、生理条件以及个人走路的“风格”上都存在细微差异, 每个人都有不同的走路姿势, 因此利用人的走路姿势可以识别别人^[1]。步态识别作为一种生物认证技术, 具有其它生物认证技术所不具有的独特优势, 即具有在远距离或低视频质量情况下的识别潜力, 且步态难以隐藏和伪装等。英国南安普敦大学电子与计算机系的马克·尼克松教授的研究也证实了一点。近年来, 步态识别被越来越多的研究者所关注。步态识别的输入是一段人行走的视频图像序列, 因此步态数据采集与面像识别类似, 具有非侵犯性和可接受性。目前, 步态识别已有很多研究成果。Little 等^[2]利用步态序列图像的光流的频率和相位信息进行步态识别。Shakhnarovich^[3]等采用多台摄像机同时对人走路的步态的侧面图像与人的正面脸像进行采集, 将步态识别与人脸识别相结合进行身份认证。上面这些方法都是从图像的角度对步态图像进行分析研究, 提取分类特征。但由于步态图像的不稳定性, 使得这些方法的识别率不高。陈昌由^[4]提出了一种基于流形的半监督核学习算法并应用于步态识别中。该算法利用数据流形和半监督中流形的假设, 把半监督流形学习的问题整合到核学习的框架上。但该算法的复杂度较高, 且由于核函数的选择一般依赖于实际经验。王亮^[5]通过主分量分析 (PCA) 提取步态序列的特征向量后得到步态序列在特征子

空间的映射, 实现了降维和去噪, 然后, 比较特征子空间里两个步态序列的相似度。在该方法中相似度指帧数不同的两个步态的相似度。由于步态序列图像的数据量较大, 所以步态识别前一般都要对采集到的步态数据要进行维数约简和特征提取。但由于采集到的步态图像是非线性、高维、复杂、随环境易变的数据, 利用上面的经典的维数约简和特征提取不容易得到步态识别的稳定的识别特征。流形学习是近年来发展较为迅速的、非常有效的非线性维数约简方法, 已经被成功地应用于人脸和唇等生物特征识别中。代表性的流形学习方法有等度映射 (Isomap)^[6]和局部线性嵌套 (LLE)^[7]。Isomap 和 LLE 算法都能够发现高复杂非线性数据的内在结构, 但它们对于奇异点和噪声点非常敏感。而且他们是非监督的流形学习方法, 没有充分利用数据的类别信息, 不适合用于样本分类。局部保持映射 (Locality Preserving Projections, LPP)^[8]是一种有效的线性化降维算法, 能够保持局部特征, 在人脸识别中比 PCA 和线性判别分析 (LDA) 获得了更高的识别率。与许多流形学习算法相比, LPP 能够产生一个清晰的映射, 这个映射是线性的, 很容易对高维数据进行维数约简。然而, LPP 忽略了样本的标签信息, 而标签信息对于识别任务当然是很重要的。Yu 等^[8]提出了一种判别局部保持投影 (Discriminant Locality Preserving Projections, DLPP) 来改善 LPP 的分类性能, 该方法已经成功应用到人脸识别中。本文在 DLPP 的基础上, 提出了一种正交的 DLPP (Orthogonal Discriminant Locality Preserving Projections, ODLPP) 算法, 并将其应用于步态识别中。

1 步态识别原理

一个智能视频监控自动步态识别系统一般由一台监控摄像机、一台计算机和一套步态视频序列的处理与识别算法所组成。其中, 步态识别算法是关键。利用该算法对步态图像序列

收稿日期: 2014-01-21; 修回日期: 2014-03-10。

基金项目: 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项目 (122102210429)。

作者简介: 张云龙 (1966-), 男, 博士, 副教授, 硕导, 主要从事控制理论与控制工程, 模式识别方向的研究。

中的步态运动进行运动检测、运动分割、特征提取等预处理, 再进行维数约简和特征提取, 使其与已有数据库具有同样的步态模式。最后, 将新采集到的图像序列的步态特征与步态数据库的步态特征进行匹配识别, 最终完成预/报警功能。目前对智能视频监控系统的自动步态识别研究, 也主要体现在对步态识别算法的研究上。

在应用领域, 步态识别类似于人脸识别, 要解决识别和检验两类问题。在识别中, 提供未知身份人的步态图像序列, 在数据库中搜寻与之匹配的人的步态序列, 从而确认人的身份; 在检验中, 需要利用步态识别算法对已假定人的身份做出判定, 即接受或拒绝所假定的身份。

2 正交判别局部保持映射 (ODLPP)

假设 n 个数据点 $X_1, X_2, \dots, X_n, X_i \in R^D (i = 1, 2, \dots, n)$, l_i 为数据点 x_i 的标签。ODLPP 的目标函数定义如下:

$$J(A) = \operatorname{argmin}_A \frac{S_W}{S_B} \quad (1)$$

其中: S_B 和 S_W 分别称为类间散度矩阵和类内散度矩阵。

$$\begin{cases} S_B = \frac{1}{2} \sum_{c=1}^C \sum_{i,j=1}^{n_c} (Y_i^c - Y_j^c)^2 W_{ij}^c \\ S_W = \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^C (m_i - m_j)^2 B_{ij} \end{cases} \quad (2)$$

式中, C 为数据类别数, n_c 为第 c 类样本数, 则 $n_1 + n_2 + \dots + n_C = n$ 。 Y_i^c 为第 c 类中第 i 个样本的低维映射, W_{ij}^c 和 B_{ij} 分别为权重矩阵, m_i 和 m_j 分别为第 i 和第 j 类样本的加权平均值, 定义如下:

$$\begin{cases} m_i = \frac{1}{n_i} \sum_{k=1}^{n_i} Y_k^i \\ m_j = \frac{1}{n_j} \sum_{k=1}^{n_j} Y_k^j \end{cases} \quad (3)$$

式中, n_i 和 n_j 分别为第 i 和第 j 类样本数。

假设 A 为映射矩阵, $Y = A^T X$, 则式 (2) 的简化形式推导如下:

$$\begin{aligned} S_B &= \frac{1}{2} \sum_{c=1}^C \sum_{i,j=1}^{n_c} (A^T X_i^c - A^T X_j^c)^2 W_{ij}^c = \\ &= \sum_{c=1}^C \left(\sum_{i=1}^{n_c} A^T X_i^c D_{ii}^c (X_i^c)^T A - \sum_{i,j=1}^{n_c} A^T X_i^c W_{ij}^c (X_j^c)^T A \right) = \\ &= \sum_{c=1}^C A^T X^c (D^c - W^c) (X^c)^T A = \\ &= A^T X L X^T A \quad (4) \\ S_W &= \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^C \left(\frac{1}{n_i} \sum_{k=1}^{n_i} Y_k^i - \frac{1}{n_j} \sum_{k=1}^{n_j} Y_k^j \right)^2 B_{ij} = \\ &= \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^C \left(\frac{1}{n_i} \sum_{k=1}^{n_i} A^T X_k^i - \frac{1}{n_j} \sum_{k=1}^{n_j} A^T X_k^j \right)^2 B_{ij} = \\ &= \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^C \left[A^T \left(\frac{1}{n_i} \sum_{k=1}^{n_i} X_k^i \right) - A^T \left(\frac{1}{n_j} \sum_{k=1}^{n_j} X_k^j \right) \right]^2 B_{ij} = \\ &= \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^C [A^T f_i - A^T f_j]^2 B_{ij} = \\ &= \sum_{i=1}^C A^T f_i E_{ii} f_i^T A - \sum_{i,j=1}^C A^T f_i B_{ij} f_j^T A = \\ &= A^T F H F^T A \quad (5) \end{aligned}$$

式中, $X = [X_1, \dots, X_n]$; $W_{ij}^c = \exp(-\|X_i^c - X_j^c\|^2 / \beta)$, β 为调节参数; D_{ii}^c 为一个对角矩阵, 其元素为 $D_{ii}^c = \sum_j W_{ij}^c$; $L = D - W$;

W^c ; $F = [f_1, f_2, \dots, f_c]$, $f_i = \frac{1}{n_i} \sum_{k=1}^{n_i} X_k^i$; B 为加权矩阵, 其元素为 $B_{ij} = \exp(-\|f_i - f_j\|^2 / \beta)$; E 为对角矩阵, 其元素为 $E < \text{malignmark} / >_{ii} = \sum_j B_{ij}$; $H = E - B$ 。

则将式 (4) 和 (5) 代入式 (1) 得

$$J(A) = \operatorname{argmin}_A \frac{A^T X L X^T A}{A^T F H F^T A} \quad (6)$$

对式 (6) 进行特征值分解, 可以得到一组特征向量, 设 a_1, a_2, \dots, a_d 为 d 个最小特征值对应的特征向量, d 为数据约减维数。

利用 Gram-Schmidt 正交化方法可将 a_1, a_2, \dots, a_d 转换为正交化矩阵。设 $g_1 = v_1$, 并假设前 $k-1$ 个正交基向量得到 g_1, g_2, \dots, g_{k-1} , 则第 r 个正交基 g_k 由下式计算

$$g_k = v_k - \sum_{i=1}^{k-1} \frac{g_i^T v_k}{g_i^T g_i} g_i \quad (7)$$

则 $G = [g_1, g_2, \dots, g_d]$ 为一个正交矩阵, 这时观察数据 X 对应的低维映射 Y 可以由下面的线性变换表示

$$Y = G^T X \quad (8)$$

3 实验结果与分析

基于 ODLPP 的步态识别方法的步骤归纳如下:

(1) 先采用 PCA 将步态图像样本进行投影以克服小样本问题;

(2) 构建最近邻图。按照最近邻准则, 如果样本点 X_i 和 X_j 是互为 k 最近邻点, 则这两个点之间有一条无向边连接, 由此就定义一个包含所有样本点的最近邻图 G ;

(3) 由式 (4) 和 (5) 计算类间和类内散度矩阵;

(4) 构建优化问题。将式 (4) 和 (5) 代入式 (1), 得目标函数为式 (6);

(5) 对式 (6) 进行特征值分解。前 d 个最小特征值对应的特征向量就是映射矩阵;

(6) 由式 (7) 将 a_1, a_2, \dots, a_d 转换为正交化矩阵, 得正交映射矩阵;

(7) 由式 (8) 对任一样本进行低维映射;

(8) 最后利用合适的分类器进行步态识别。

利用所提出的 ODLPP 算法, 在中科院自动化研究所采集的较大的数据集 CASIA-B 上进行步态识别实验。该数据集包含 124 个人的步态图像序列, 其中男性 93 个人, 女性 31 个人, 每个人每个角度 (共 11 个角度) 采集 10 个步态图像序列, 共有 13, 640 个步态图像。

在实验中, 采用下面步骤对步态图像进行预处理:

(1) 采用背景减法对原步态图像进行处理, 通过将当前图像和背景模型进行差分来确定运动区域。

(2) 背景减法提取的步态序列一般含有空洞、缝隙, 这些噪声对步态特征提取、步态识别产生不可估计的影响。在本实验中, 采用连续两次的开运算和闭运算对步态图像进行优化, 然后采用最大连通域检测法将人体步态轮廓提取出来;

(3) 采用 120×80 尺寸来处理二值化步态图像序列, 即使

用一个矩形框框住步态轮廓，使得矩形的高和宽的比为 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。将该矩形框截取出来，并按 1:1 的缩放比例将其归一化为 120×80 大小（见图 1）。

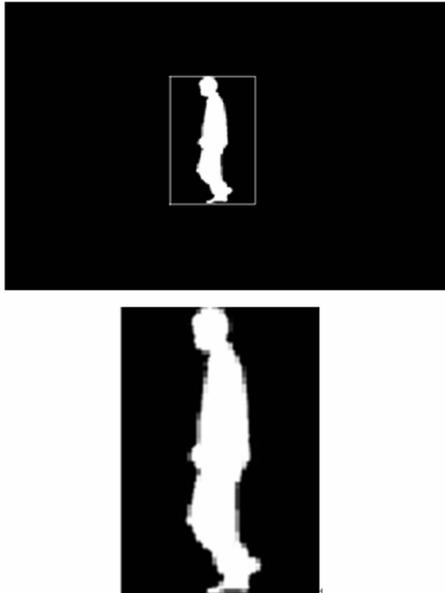


图 1 步态图像归一化示意图

再把每幅图像变成一个列向量，组成每列为图像的列向量的矩阵在实验过程中容易出现小样本问题。为此，利用 PCA 对图像进行预维数约简，也就是将原始数据映射到一个维数比较低的子空间，在这个子空间中就完全能够避免小样本问题。然后从经过预处理后的数据中，利用所提出的算法对训练图像矩阵维数约简，再利用 K 最近邻（1-NN）分类器进行分类，求得 10 次实验的平均值。其中，算法中 k 的选取按照最大识别率对应的作为最佳 k 值。

在本次实验中，我们从原始的 CASIA-B 数据集中，每人选取一半图像子集作为实验的训练样本和另一半作为测试样本。在整个实验部分，将 ODLPP 方法与一些常见的特征提取方法 LDA、LPP 和 DLPP 进行比较。需要说明的是，LDA、LPP 和 DLPP 以及本文提出的方法，所提取的最佳特征都是通过广义特征值分解的方式得到，这些算法都经过了 PCA 预处理。表 1 为这些算法的识别结果、约简维数和运行时间。

由表 1 可以看出，ODLPP 的识别率最高，主要原因是 ODLPP 充分利用了数据的类别信息，而且利用正交映射矩阵可以去掉一些噪声干扰，提高识别率。

表 1 在 CASIA-B 数据库上的步态识别正确分类率及其相应的特征维数和运行时间

方法	LDA	LPP	DLPP	ODLPP
识别率 (%)	74.74	75.37	81.43	83.52
维数	110	121	110	122
运行时间 (s)	20	25	32	30

4 结论

近年来，基于步态图像的身份识别已成为计算机视觉领域中较新的研究方向。但由于步态图像序列是高维复杂数据，使得经典的识别与分类方法的识别率不高。流形学习可以有效地发现高维非线性数据集的内在维数并进行维数约简，近年来越来越受到机器学习和认知科学领域的研究者的重视。本文在 DLPP 算法的基础上，提出了一种正交的 DLPP 步态识别方法，实验结果表明了该方法有效性。尽管目前人们对步态进行了大量的研究工作，但基于步态的身份鉴别的研究工作刚刚开始，还没有商业化的基于步态的身份鉴别系统。下一步的工作将是充分研究不同视角下的步态识别的影响因素以及在不同的天气条件下步态识别的有效方法，这对于开发实时稳定的基于步态识别的远距离身份认证系统具有重要的理论和实际意义。

参考文献:

[1] 田光见, 赵荣椿. 步态识别综述 [J]. 计算机应用研究, 2005 (5): 20-22.

[2] Little J, Boyd J. Recognizing People by Their Gait: The Shape of Motion [J]. Videre: Journal of Computer Vision Research, The MIT Press, 1998, 1 (2).

[3] Shakhnarovich G, Darrell T. On Probabilistic Combination of Face and Gait Cues for Identification [A]. Proceedings of the Int. Conf. on Automatic Face and Gesture Recognition [C], 2002.

[4] 陈昌由. 流形学习理论和算法及其在生物认证中的应用 [D]. 上海: 复旦大学, 2010.

[5] 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.

[6] Tenenbaum J, Silva V de, Langford J. A global geometric framework for nonlinear dimensionality reduction [J]. Science, 2000, 290 (12): 2319-2323.

[7] Roweis S T, Saul L K. Nonlinear dimensionality reduction by locally linear embedding [J]. Science, 2000, 290 (12): 2323-2326.

[8] Yu W W, Teng X L, Liu C Q. Face Recognition Using Discriminant Locality Preserving Projections [J]. Image Vision Comput, 2006, (24): 239-248.