

## 基于主运动轮廓线的步态表示与识别

马勤勇<sup>1</sup> 聂栋栋<sup>2</sup> 王申康<sup>3</sup>

**摘要** 提出了一个基于步态主运动轮廓线构造特征矩阵, 并进行特征表示和分类识别的算法. 该算法首先从步态轮廓线提取三段代表人体主要运动的部分, 基于它们到质心的横向距离构造描述步态图像序列的三个特征矩阵. 然后, 采用主分量分析 (Principal component analysis, PCA) 方法去除特征矩阵中的冗余数据, 并利用多元判别分析 (Multiple discriminant analysis, MDA) 将特征矩阵投影到更易于分类的空间. 最后, 在 USF 步态数据库上计算测试对象的 Rank  $n$  识别率, 并与其他三个有代表性的算法进行比较. 实验结果显示, 本文算法的平均识别率更高, 抗干扰性更强.

**关键词** 生物特征识别, 步态表征, 步态识别, 特征提取, 轮廓线  
中图分类号 TP391

### Gait Expression and Recognition Based on Primary Motion Contours

MA Qin-Yong<sup>1</sup> NIE Dong-Dong<sup>2</sup> WANG Shen-Kang<sup>3</sup>

**Abstract** This paper introduces a gait expression and recognition algorithm based on the feature matrix constructed from the primary motion contours of gait. Three segments are extracted from silhouette contours to represent primary motions of gait. Three feature matrices are constructed based on the horizontal distances from the segmented curves to the silhouette centroid. Principal component analysis (PCA) and multiple discriminant analysis (MDA) are utilized to reduce redundant data and separate different classes, respectively. The proposed algorithm is evaluated on USF dataset, and its performance is compared with three typical algorithms. Experimental results show that this algorithm has a higher mean recognition rate and achieves better performance in robustness than the other algorithms.

**Key words** Biometrics, gait expression, gait recognition, feature extraction, silhouette contour

步态 (人行走的姿态) 识别是一种生物识别技术, 它通过人步行的方式达到识别人身份的目的. 与其他生物识别技术相比, 步态识别最大的特点是在远距离进行. 此外它还具有非强迫性、不易被识别者察觉、不易隐藏及模仿等特点. 这使得步态识别的研究在当今全球反恐、安全问题日益凸现的形势下, 得到了越来越多的重视.

步态识别算法通常包括: 步态轮廓图提取、步态特征的提取和表达、特征分类及对象识别这三步. 其中步态轮廓图提取通常采用比较成熟的算法, 不是研究的重点.

在步态特征提取和表达方面, 可以分为基于模型的算法<sup>[1-2]</sup> 和基于整体的算法<sup>[3-4]</sup> 这两大类. 基于模型的算法对视角等变化的适应性较好, 但是对步态轮廓图的质量要求高. 基于整体的算法通常计算速度快, 并且适用于低质量的视频图像, 目前大多数步态识别算法都属于这一类.

在基于整体的步态识别算法中经常有一些算法是基于步态轮廓图的外形进行特征提取的. 如 Wang 等<sup>[5]</sup> 提出的将步态轮廓图转换为轮廓到质心的距离向量的方法. 该方法以质心为原点, 按照逆时针的顺序依次将步态轮廓图展开, 将每一点到质心的距离形成距离向量作为特征. Ekinici<sup>[6]</sup> 提出一个基于步态轮廓图投影的算法. 该算法首先定义四个投影方向: 上、下、左、右. 对一个步态视频的每一帧图像都计算出四个方向的投影向量, 一个方向的所有投影向量组成这个方向的投影模板. 这样一个步态视频可以生成四个投影模板作为特征.

在对步态特征向量的处理及分类方面, 目前有很多算法, 如支持向量机<sup>[7]</sup>、主分量分析<sup>[6]</sup>、多元判别分析<sup>[8]</sup>、隐马尔科夫模型<sup>[9]</sup>、K 最近邻算法<sup>[4]</sup>等.

本文使用步态序列中所有基于步态主运动轮廓线生成的向量组成矩阵表示对象的特征, 并以此进行对象身份识别. 该方法首先从步态轮廓线提取具有较强抗干扰能力并能够体现人体主要运动趋势的三段轮廓线, 分别使用其到步态轮廓图质心的横向距离构造特征向量. 然后, 由步态序列图像中提取的特征向量构成描述对象的特征矩阵. 接着, 对特征矩阵分别进行主分量分析, 提取其主分量, 并使用多元判别分析进行分类. 最后根据测试集中对象与训练集中对象间的加权特征距离进行对象身份识别.

收稿日期 2008-01-07 收修改稿日期 2008-06-10  
Received January 7, 2008; in revised form June 10, 2008  
1. 燕山大学信息科学与工程学院 秦皇岛 066004 2. 燕山大学理学院 秦皇岛 066004 3. 浙江大学计算机科学与技术学院 杭州 310027  
1. College of Information Science and Engineering, Yanshan University, Qinhuangdao 066004 2. College of Science, Yanshan University, Qinhuangdao 066004 3. Department of Computer Science and Technology, Zhejiang University, Hangzhou 310027  
DOI: 10.3724/SP.J.1004.2009.00519

通过在 USF 步态数据库上测试本文算法的识别率, 并与其他三个有代表性的算法进行比较, 结果显示本文算法具有更高的平均识别率, 尤其对鞋、挎包等干扰因素, 具有很强的鲁棒性, 识别率远远高于其他算法。

## 1 步态特征提取与分析

首先需要从步态图像序列中提取步态轮廓图, 这里利用 Sarkar 等<sup>[10]</sup> 提出的算法进行提取. 该算法计算出背景图像每一点的均值和协方差, 并计算出运动区域每一点与相应背景点的马氏距离, 每一点根据计算出的马氏距离被分类为前景点或背景点. 之后将前景点中面积最大的连通区域保留作为有效的运动对象, 并将其缩放为标准尺寸以消除距离的影响. 这样处理之后的图像就称为步态轮廓图.

此外, 摄像机拍摄的行走方向可能是从左向右的, 也可能是从右向左的. 为了消除这种运动方向的影响, 该算法将所有运动方向为从左到右的步态轮廓图都进行水平翻转处理, 从而使所有步态轮廓图的运动方向统一.

这个步态轮廓图提取算法是与 USF 步态数据库共同提出的, 是 USF 步态数据库上非常通用的算法. 很多研究中都直接使用该算法提取出的步态轮廓图. 也有一些研究者尝试改进步态轮廓图的质量, 其中比较典型的是 Liu 等<sup>[11]</sup> 提出的步态轮廓图重建算法. 该算法通过手工的方式在步态轮廓图中标记出人体各个部分, 然后使用这些标记好的步态轮廓图训练一个增强的隐马尔科夫模型, 以改进其余步态轮廓图的质量. 该算法虽然在很大程度上改进了步态轮廓图的质量, 但是需要大量的人工标记工作, 并且实验结果发现识别率并没有显著提高. 因而本文与其他大多数算法一样并没有尝试改进步态轮廓图的质量.

提取出步态轮廓图之后需要根据步态轮廓图序列计算出步态周期, 这里使用文献 [3] 中提出的算法进行计算. 该算法计算出用于衡量人体摆动程度的摆动距离, 利用摆动距离形成的周期性估算出步态周期.

下面介绍本文的重点研究内容: 对步态特征的提取和分析.

### 1.1 基于步态轮廓线提取步态特征

首先从步态轮廓图中提取步态轮廓线, 然后提取轮廓线中的主运动部分, 即三段步态轮廓线, 最后通过三段步态轮廓线构造矩阵作为描述步态的特征. 提取步态轮廓线可以借助形态学算子里面的腐蚀或膨胀操作实现. 下面主要介绍如何提取三段步态主运动轮廓线以及构造特征矩阵.

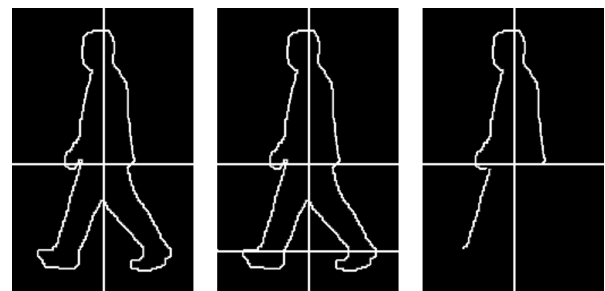
#### 1.1.1 提取步态主运动轮廓线

步态图像的主要变化区域有四个: 左上区域、右上区域、左下区域、右下区域. 图 1 (a) 显示了这种划分方式. 它以步态轮廓图的质心作为划分四个区域的中心点. 质心坐标的计算如下

$$x_c = \frac{1}{np} \times \sum_{y=0}^H \sum_{x=0}^W \left| x \times \frac{I(x, y)}{255} \right| \quad (1)$$

$$y_c = \frac{1}{np} \times \sum_{y=0}^H \sum_{x=0}^W \left| y \times \frac{I(x, y)}{255} \right| \quad (2)$$

其中,  $(x_c, y_c)$  是步态轮廓图的质心,  $H$  是步态轮廓图的高度,  $W$  是步态轮廓图的宽度,  $np$  是步态轮廓图中前景点的个数,  $I(x, y)$  是当前点  $(x, y)$  的亮度.



(a) 四区域划分 (b) 脚部区域划分 (c) 三段轮廓线  
(a) Four parts (b) Foot partition (c) Three contours

图 1 三段步态轮廓线生成过程

Fig. 1 Generating of three contours

每一个区域都有一个主导运动, 其中外侧步态轮廓线的变化体现了这种主导运动. 如: 左上区域的轮廓线的变化主要体现了向前摆动的手臂运动, 左下区域的轮廓线的变化主要体现了向前跨出的腿部运动.

通常条件下, 步态轮廓线很容易受到噪声干扰. 首先, 室外拍摄的步态视频通常因为受到阴影的影响而造成提取的步态轮廓图的脚部区域变形非常大. 为了避免这部分因素的影响, 本文将步态轮廓线的脚部区域去除. 其划分方法如图 1 (b) 所示. 以脚部上侧为基准做一条水平线, 水平线以下的部分被去除. 另外, 步态轮廓线的右下区域最容易受到衣摆、挎包等因素的影响, 所以这部分轮廓线在本文中也不考虑. 这样处理之后的一个区域可能有多条步态轮廓线, 比如左下区域的腿部会形成两条曲线. 其中外侧曲线最能体现步态的运动特性, 因而将内侧的步态轮廓线去除. 最终处理的结果如图 1 (c) 所示, 最终从一幅步态轮廓图中提取出三段步态轮廓线. 每段步态轮廓线的变化都较好地体现了该区域内的主导运动趋势.

### 1.1.2 构造特征矩阵

为了便于存储, 采用向量形式分别表示三段步态轮廓线. 与文献 [6] 类似, 本文采用到经过质心的垂直线的距离构造各段轮廓线的特征向量.

以左上区域为例, 假设该区域的步态轮廓图高度为  $n$ , 则可以把这个区域内的步态轮廓线表示为  $n$  维行向量  $\alpha = (a_1, a_2, \dots, a_n)$ . 其中  $a_i$  表示第  $i$  行上步态轮廓线最左侧一点到经过质心的垂直线的距离, 也就是该点到质心的横向距离. 如果第  $i$  行上没有步态轮廓线, 则将该行对应的分量  $a_i$  的值置为 0. 类似地, 将右上区域和左下区域内的步态轮廓线分别表示为行向量  $\beta$  和  $\gamma$ .

假设对象  $h$  的一个步态周期从第  $k$  帧图像开始, 则可以构造如下特征矩阵:

$$A_h = \begin{bmatrix} \alpha_k \\ \alpha_{k+1} \\ \vdots \\ \alpha_{k+m-1} \end{bmatrix}, B_h = \begin{bmatrix} \beta_k \\ \beta_{k+1} \\ \vdots \\ \beta_{k+m-1} \end{bmatrix}, C_h = \begin{bmatrix} \gamma_k \\ \gamma_{k+1} \\ \vdots \\ \gamma_{k+m-1} \end{bmatrix} \quad (3)$$

其中,  $\alpha_i, \beta_i, \gamma_i$  表示从第  $i$  帧图像提取的三段步态轮廓线向量;  $m$  表示用来提取步态特征的图像帧数. 不同对象的步速和步幅可能不同, 相同对象的步速和步幅也可能不同, 因而步态周期中包含的图像帧数通常是不相等的. 在构造上面的矩阵时, 从一个步态序列中按照顺序选定三个步态周期, 从其中每个步态周期中均匀选取 30 帧图像, 这样用来提取步态特征的图像帧数就等于 90, 即  $m = 90$ . 在 USF 步态数据库中, 基本上每个步态序列中都包含了 200 帧以上的图像, 因此其中包含了足够的步态周期用于构造上述特征矩阵. 这里固定从每个步态周期中选取 30 帧图像是为了适应由步速和步幅变化导致的步态周期帧数变化.

本文采用这三个矩阵共同描述对象的步态特征. 可以看出这三个特征矩阵总数据量不大, 大致与一帧步态图像或步态能量图的大小相当, 但是它保留了主要步态轮廓随时间的变化信息. 这是本文基于轮廓线提取的步态特征与步态能量图对比的优势所在.

下面接着对这几个特征矩阵进行主分量分析和多元判别分析, 以使每个对象的特征矩阵更能体现该对象的特性, 并便于分类.

## 1.2 主分量分析

主分量分析 (Principal components analysis, PCA) 又称为主成分分析, 是一种模式识别中常用的分析方法. 在分析多维空间数据的模式时, 向量的维数太多会增加问题计算的复杂性和复杂性. 主分

量分析正是解决这类问题的理想工具.

这里以对象  $h$  的特征矩阵  $A_h$  为例, 采用主分量分析方法对其进行处理. 假设训练集中共有  $c$  个对象, 对应于特征矩阵:  $A_1, A_2, \dots, A_c$ , 则可以构造如下矩阵:

$$A = \begin{bmatrix} A_1 \\ A_2 \\ \vdots \\ A_c \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_{1,1} & a_{1,2} & \cdots & a_{1,n} \\ a_{2,1} & a_{2,2} & \cdots & a_{2,n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{c \times m, 1} & a_{c \times m, 2} & \cdots & a_{c \times m, n} \end{bmatrix} \quad (4)$$

其中,  $m$  是用来描述每个对象步态特征时所采用的图像帧数, 也就是特征矩阵  $A_h$  的行数;  $n$  是该段轮廓线所在的图像区域的高度.

假设  $A$  的协方差矩阵  $A_{\text{cov}}$  的  $n$  个特征根, 按照从大到小顺序排列为:  $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n$ , 对应的特征向量为:  $\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_n$ . 取其中与最大的  $p$  个特征根对应的特征向量  $\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_p$  组成主分量变换矩阵  $P$ :

$$P = \begin{bmatrix} \xi_1 & \xi_2 & \cdots & \xi_p \end{bmatrix} \quad (5)$$

把对象  $h$  的特征矩阵  $A_h$  与主分量变换矩阵  $P$  相乘, 就得到主分量分析处理后的矩阵:

$$A_h^p = A_h \times P \quad (6)$$

这里注意到  $A_h$  是  $m \times n$  矩阵,  $P$  是  $n \times p$  矩阵, 故  $A_h^p$  是  $m \times p$  矩阵. 可见, 构成矩阵  $A_h$  的向量的维数从  $n$  降到了  $p$ . 本文通过对特征矩阵进行主分量分析, 不仅去除了与该段轮廓线主运动趋势相差较远的噪声数据, 而且也减少了后续分析的计算量和复杂性.

对另外两个特征矩阵  $B_h, C_h$  也进行类似的处理, 得到矩阵  $B_h^p, C_h^p$ .

## 1.3 多元判别分析

多元判别分析 (Multiple discriminant analysis, MDA) 又称为多重判别分析. 多元判别分析来源于 Fisher 线性判别分析 (Fisher linear discriminant analysis, FDA). FDA 用于处理两类问题的分类, 多元判别分析将 FDA 扩展到多类问题. 多元判别分析通过将  $p$  维空间的数据点投影到  $d$  ( $d < p$ ) 维空间, 使不同类别的数据点形成类间分离、类内紧凑的集合.

从降低数据维数的角度看, 多元判别分析与主分量分析具有一定的相似性, 但是主分量分析的目的在于寻找在最小均方意义下最能代表原始数据的投影方法, 它将  $n$  维空间中的数据点映射到  $p$  维空间中, 使数据点之间的差异最大化; 而多元判别分析的目的在于寻找在最小均方意义下最能够区分各类数据

的投影方法, 它将  $p$  维空间映射到  $d$  维空间, 使数据点形成类间分离、类内紧凑的集合.

首先将对象  $h$  的特征矩阵:  $A_h$ 、 $B_h$ 、 $C_h$ , 使用主分量分析将其变换为:  $A_h^P$ 、 $B_h^P$ 、 $C_h^P$ , 再使用多重判别分析分别对矩阵  $A_h^P$ 、 $B_h^P$ 、 $C_h^P$  进行处理.

以  $A_h^P$  为例进行说明, 处理过程如下. 设

$$A_h^P = \begin{bmatrix} a_{1,1} & a_{1,2} & \cdots & a_{1,p} \\ a_{2,1} & a_{2,2} & \cdots & a_{2,p} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{m,1} & a_{m,2} & \cdots & a_{m,p} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \alpha_1 \\ \alpha_2 \\ \vdots \\ \alpha_m \end{bmatrix} \quad (7)$$

以其每一列的均值构成向量

$$\mathbf{V}_h = [v_1 \quad v_2 \quad \cdots \quad v_p]^T \quad (8)$$

其中,  $v_j = 1/m \times \sum_{i=1}^m a_{i,j}$ . 则多元判别分析的两个基础矩阵  $S_W$  和  $S_B$  分别为

$$S_W = \sum_{h=1}^c S_h \quad (9)$$

$$S_B = \sum_{h=1}^c m_h \times (\mathbf{V}_h - \mathbf{V})(\mathbf{V}_h - \mathbf{V})^T \quad (10)$$

其中

$$S_h = \sum_{i=1}^m (\alpha_i^T - \mathbf{V}_h)(\alpha_i^T - \mathbf{V}_h)^T \quad (11)$$

$$\mathbf{V} = \frac{1}{c} \times \sum_{h=1}^c \mathbf{V}_h \quad (12)$$

$m_h$  表示从对象  $h$  的步态图像序列中选取的用来生成特征的步态图像帧数, 也就是其特征矩阵  $A_h^P$  的行数.

多元判别分析的问题在于求解一个多元判别变换矩阵  $D$ , 使下面的 Fisher 线性判别式最大:

$$J(D) = \frac{|D^T S_B D|}{|D^T S_W D|} \quad (13)$$

令  $S = S_W^T S_B$ , 将  $S$  的  $n$  个特征根按照大小顺序排列为:  $\lambda_1, \lambda_2, \cdots, \lambda_n$ , 与之对应的特征向量分别为:  $\xi_1, \xi_2, \cdots, \xi_n$ . 当  $D$  是由最大的  $d$  个特征根对应的特征向量构成的矩阵时, Fisher 线性判别式  $J(D)$  达到最大值, 即多元判别变换矩阵  $D = [\xi_1 \quad \xi_2 \quad \cdots \quad \xi_d]$ .

将主分量分析降维后的矩阵  $A_h^P$  与多元判别变换矩阵  $D$  相乘得到多元判别分析的结果矩阵:

$$A_h^D = A_h^P \times D \quad (14)$$

对另外两个矩阵  $B_h^P$ 、 $C_h^P$  也进行类似的处理, 得到  $B_h^D$ 、 $C_h^D$ .

经过主分量分析和多元判别分析处理之后, 对象  $h$  的特征矩阵  $A_h$ 、 $B_h$ 、 $C_h$  被转换为  $A_h^D$ 、 $B_h^D$ 、 $C_h^D$ . 本文最终使用这三个矩阵对测试对象进行分类识别.

#### 1.4 计算对象间距离

假设已知测试集中对象  $hp$  的特征矩阵为  $A_{hp}^D$ 、 $B_{hp}^D$ 、 $C_{hp}^D$ ; 训练集对象  $hg$  的特征矩阵为  $A_{hg}^D$ 、 $B_{hg}^D$ 、 $C_{hg}^D$ , 则这两个对象间的距离可以通过以下公式进行计算

$$\begin{aligned} dis(hp, hg) = & w_1 \times dis_A(hp, hg) + \\ & w_2 \times dis_B(hp, hg) + \\ & w_3 \times dis_C(hp, hg) \end{aligned} \quad (15)$$

其中,  $dis_A(hp, hg)$ 、 $dis_B(hp, hg)$ 、 $dis_C(hp, hg)$  分别对应三对特征矩阵间的距离,  $w_1$ 、 $w_2$ 、 $w_3$  表示各项的加权系数, 主要用于均衡三对特征矩阵间距离在数据变化范围上的差异. 简单地, 可直接取  $w_1 = w_2 = w_3 = 1$ .

以  $dis_A(hp, hg)$  为例, 其计算公式如下

$$dis_A(hp, hg) = \frac{n_{hg} \times \|A_{hp}^D, A_{hg}^D\|}{\sum_{hg=1}^{n_{hg}} \|A_{hp}^D, A_{hg}^D\|} \quad (16)$$

其中

$$\|A_{hp}^D, A_{hg}^D\| = \sqrt{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^d (ap_{i,j} - ag_{i,j})^2} \quad (17)$$

这里  $ap_{i,j}$ 、 $ag_{i,j}$  分别是矩阵  $A_{hp}^D$  和  $A_{hg}^D$  中第  $i$  行第  $j$  列的元素.

为了确定测试集中对象  $hp$  的身份, 本文使用式 (15) 计算出该对象与训练集中所有对象的距离, 并统计其 Rank  $n$  识别率.

## 2 实验分析

为了便于与其他算法比较结果, 本文在第二个版本的 USF 步态数据库<sup>[10]</sup> 上进行实验, 并采用 Rank  $n$  方式表示对象识别率. USF 步态数据库中的数据划分为多个不同的组. 用于训练的已知对象被划分为一组, 称作 Gallery, 它包括 122 个对象的行走图像序列. 用于测试的对象共有 12 组, 依次称作 Probe A ~ Probe L, 它包括了这些对象在其他状态下的行走图像序列. Rank  $n$  是在人脸识别以及步态识别中常用的识别率参数, 它表示计算结果中与

测试对象最相似的前  $n$  个训练对象中包含有真实对象的比率。

本文算法对 USF 步态数据库中 12 个测试对象组的识别率如图 2。从中可以看出 B、H、I 这三组的识别率最高, 其 Rank 1 识别率已经分别达到 89%, 87%, 86%, Rank 2 识别率更达到了 94%, 93%, 93%。这主要因为这三组测试对象与训练对象的差别正好在鞋和挎包的改变, 而本文采用从三段步态轮廓线提取特征矩阵时, 去除了步态轮廓图的脚部区域和受挎包影响较大的右下区域的步态轮廓线, 这就基本消除了这两个因素带来的负面影响, 从而使这三组的测试效果非常突出。

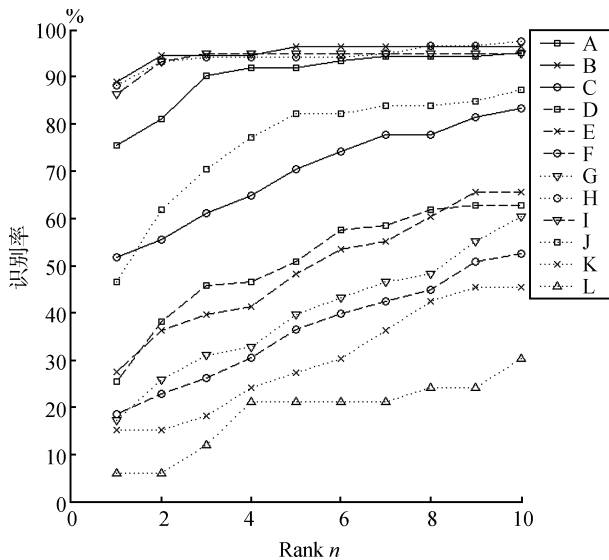


图 2 本文算法在 USF 步态数据库上的识别率  
Fig. 2 Recognition rates of our algorithm on the USF gait database

在实验过程中, 我们还选择了三个比较有代表性的步态识别算法与本文算法进行识别率比较。这三个算法分别是基线算法<sup>[10]</sup>、MSCT&SST 算法<sup>[4]</sup>、MPs (Multiple projections) 算法<sup>[6]</sup>。其中基线算法是一个非常具有代表性的算法, 目前很多步态识别方面的研究都与基线算法的识别率进行对比; MSCT & SST 算法是最近发表的一个典型算法, 该算法结合静态与运动模板的方式对其他研究很有参考价值; MPs 算法中使用了步态轮廓图在上下左右四个方向的投影, 与本文算法有部分相似之处。

具体比较结果见表 1 (见下页), 表中的数值全部按照四舍五入到整数的方式显示。其中基线算法和 MSCT & SST 算法直接使用文献中提供的数据。对于 MPs 算法, 由于其文献中计算识别率的方式比较特别: 一方面它使用的是第一个版本的 USF 步态数据库, 另一方面它不是基于训练对象组计算对测试对象组的识别率, 而是只使用训练对象组, 将

步态图像序列中一个步态周期内的图像序列当作测试对象, 将其余的 3~4 个步态周期内的图像序列当作训练对象。这就造成其算法识别率的虚高。因此, 该文献中提供的数据不能直接与其他算法的识别率进行比较。我们按文献 [6] 的算法实现后, 计算其在正常测试条件下对第二个版本的 USF 步态数据库中各组测试对象的识别率, 结果见表 1。从表 1 可以看出:

1) 从所有测试组的平均识别率上看, 本文算法的识别率明显优于其他三种算法;

2) 与本文算法最接近的 MPs 算法相比, 本文算法对于第 I、II、III 类对象的平均识别率都明显高于后者;

3) 对测试对象组 B、H、I 的识别率明显高于其他三个算法, 这进一步证明本文算法有效降低了由于鞋和挎包的变化对识别带来的不利影响, 在对抗这几方面的干扰因素上具有很强的鲁棒性;

4) 对干扰因素较多的第 II、III 类对象, 在多数情况下本文算法的识别率 (尤其是 Rank 1) 比其他三个算法有一定的提高。这说明本文算法的综合抗干扰能力要比其他算法更强一些。

除了以上三个有代表性的算法, 本文还列出了 GTDA<sup>3</sup> 算法<sup>[12]</sup> 的识别率。由于 GTDA<sup>3</sup> 算法侧重于携带物体情况下的步态识别研究, 因而其文献中只列出了三种条件变化下的识别率, 如表 1 所示。从表中可以看出, 本文算法对测试对象组 I 的识别率与 GTDA<sup>3</sup> 算法大致相当, 而对测试对象组 H、J 的识别率要低于 GTDA<sup>3</sup> 算法。此外与 MSCT & SST 算法相比, 本文算法对测试对象组 A、C 的识别率低一些。这说明虽然本文算法的总体 (平均) 识别率比其他三个有代表性的算法明显更高, 但在某些特定条件下的识别率还有进一步改进的空间。

这里也不排除一些算法在某些特定条件下实现较高识别率的同时会导致在其他条件下识别率降低。如图 3 (见下页) 显示了同一个对象在两种路面下的平均步态轮廓图, 从中可以看出, 这两种状态下的阴影形状比较相似。某些算法因为保留了脚部区域会在一定程度上提高这种特定状态下的识别率。比如基线算法对测试对象组 D、E 的识别率比本文算法略高一些, 就是这个原因造成的。脚部区域通常包含了较大的阴影, 而阴影随着行走位置以及太阳角度的不同会有很大变化, 因而去除脚部区域会提高算法在大多数状态变化时的识别效果。本文提出的算法在总体上实现了相对更好的识别效果, 而不是为了提高对某些特定组识别率而大幅降低对其他组的识别率。

本文算法在提取特征时忽略了右下区域, 它一方面会减小一些噪声的干扰, 但是另一方面可能会

造成有效信息的丢失. 为了更好地说明这部分区域

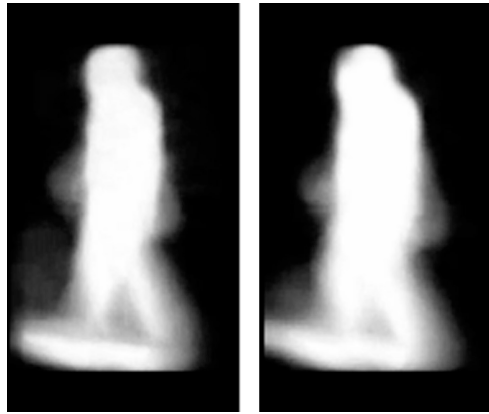


图 3 同一个对象在两种路面下的平均步态轮廓图  
Fig. 3 Averaged silhouettes of the same subject on different grounds

的取舍带来的影响, 表 2 列出了本文算法在去除右下区域 (三段轮廓线) 和保留右下区域 (四段轮廓线) 时的识别率. 从中可以看出, 与基于四段轮廓线的算法相比, 基于三段轮廓线的算法在测试对象组 A、E、H、I、J、L 上的识别率高一些, 而在测试对象组 B、C、D 上的识别率低一些. 从总体识别能力来看, 基于三段轮廓线的算法平均识别率相对更好一些. 因此综合而言, 去除右下区域的轮廓线利大于弊. 同时还可以看出, 基于三段轮廓线的算法在包含挎包和衣着状态变化的第 III 类测试对象组上的识别率明显更高一些, 这说明右下区域的去除确实有效地减小了挎包及衣着变化的影响. 即使在衣着及挎包的状态没有发生变化的时候, 基于四段轮廓线的算法也没有明显的优势, 这是因为人在向前运动的时候, 衣服会向后方摆动, 从而对这个区域带来一定的干扰.

表 1 本文算法与其他算法在识别率上的比较 (%)

Table 1 Recognition rates of our algorithm and other algorithms (%)

类别	组	与训练对象的差别	基线		MSCT & SST		MPs		GTDA <sup>3</sup>		本文算法	
			Rank 1	Rank 5	Rank 1	Rank 5	Rank 1	Rank 5	Rank 1	Rank 5	Rank 1	Rank 5
I	A	视角	73	88	80	94	61	84	—	—	75	92
	B	鞋	78	93	89	94	72	83	—	—	89	96
	C	鞋, 视角	48	78	72	87	44	70	—	—	52	70
	平均		<b>66</b>	<b>86</b>	<b>80</b>	<b>92</b>	<b>59</b>	<b>79</b>	—	—	<b>72</b>	<b>86</b>
II	D	路面	32	66	14	41	26	47	—	—	25	51
	E	路面, 鞋	22	55	10	35	21	41	—	—	28	48
	F	路面, 视角	17	42	10	26	14	29	—	—	19	36
	G	路面, 鞋, 视角	17	38	13	28	10	34	—	—	17	40
	平均		<b>22</b>	<b>50</b>	<b>12</b>	<b>33</b>	<b>18</b>	<b>38</b>	—	—	<b>22</b>	<b>44</b>
III	H	包	61	85	49	78	63	83	92	97	88	94
	I	包, 鞋	57	78	43	75	45	79	84	98	86	95
	J	包, 视角	36	62	30	61	34	59	66	85	47	82
	K	时间, 鞋, 衣着	3	12	39	55	0	3	—	—	15	27
	L	路面, 时间, 鞋, 衣着	3	15	9	36	0	0	—	—	6	21
	平均		<b>32</b>	<b>50</b>	<b>34</b>	<b>61</b>	<b>28</b>	<b>45</b>	—	—	<b>48</b>	<b>64</b>
全部	平均		<b>37</b>	<b>59</b>	<b>38</b>	<b>59</b>	<b>32</b>	<b>51</b>	—	—	<b>46</b>	<b>63</b>

表 2 本文算法的两种特征提取方式在识别率上的比较 (%)

Table 2 Recognition rates of two feature extraction modes of our algorithm (%)

组		A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	平均
三段轮廓线	Rank 1	75	89	52	25	28	19	17	88	86	47	15	6	<b>46</b>
	Rank 5	92	96	70	51	48	36	40	94	95	82	27	21	<b>63</b>
四段轮廓线	Rank 1	75	91	57	28	24	19	21	72	83	49	9	3	<b>44</b>
	Rank 5	91	96	74	52	47	36	36	90	93	78	33	15	<b>62</b>

### 3 结论

本文提出了一个基于主运动轮廓线的步态识别算法, 重点研究其中的步态特征提取及分类方法. 此算法使用主运动轮廓线代表每个区域的主导运动, 并据此构造出特征矩阵. 这种描述方式所需的总数据量不大, 而且能够保留对象的主要步态轮廓随时间的变化信息. 从实验结果来看, 此算法对鞋和挎包等干扰因素具有很强的鲁棒性, 在干扰因素较多时, 综合抗干扰能力更强. 从实验分析结果看, 本文算法的平均识别率比现有的三个有代表性的算法更高, 但整体而言目前的识别效果还需要进一步的改进.

### References

- 1 Peng Zhang, Wu Xiao-Juan, Yang Jun. A multi-view method for gait recognition based on the length of body's parts. *Acta Automatica Sinica*, 2007, **33**(2): 210–213 (彭彰, 吴晓娟, 杨军. 基于肢体长度参数的多视角步态识别算法. 自动化学报, 2007, **33**(2): 210–213)
- 2 Wagg D K, Nixon M S. On automated model-based extraction and analysis of gait. In: Proceedings of the 6th International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition. Seoul, Korea: IEEE, 2004. 11–16
- 3 Ma Qin-Yong, Wang Shen-Kang, Nie Dong-Dong, Qiu Jian-Feng. Moment gait energy image based human recognition at a distance. *Acta Electronica Sinica*, 2007, **35**(11): 2078–2082 (马勤勇, 王申康, 聂栋栋, 邱剑锋. 基于瞬时步态能量图的远距离身份识别. 电子学报, 2007, **35**(11): 2078–2082)
- 4 Lam T H W, Lee R S T, Zhang D. Human gait recognition by the fusion of motion and static spatio-temporal templates. *Pattern Recognition*, 2007, **40**(9): 2563–2573
- 5 Wang L, Tan T N, Ning H Z, Hu W M. Silhouette analysis-based gait recognition for human identification. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2003, **25**(12): 1505–1518
- 6 Ekinci M. Gait recognition using multiple projections. In: Proceedings of the 7th International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition. Southampton, UK: IEEE, 2006. 517–522
- 7 Begg R K, Palaniswami M, Owen B. Support vector machines for automated gait classification. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2005, **52**(5): 828–838
- 8 Han J, Bhanu B. Individual recognition using gait energy image. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2006, **28**(2): 316–322
- 9 Sundaresan A, RoyChowdhury A, Chellappa R. A hidden Markov model based framework for recognition of humans from gait sequences. In: Proceedings of IEEE International Conference on Image Processing. Barcelona, Spain: IEEE, 2003. 93–96

- 10 Sarkar S, Phillips P J, Liu Z, Vega I R, Grother P, Bowyer K W. The human ID gait challenge problem: data sets, performance, and analysis. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2005, **27**(2): 162–177
- 11 Liu Z Y, Sarkar S. Effect of silhouette quality on hard problems in gait recognition. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics*, 2005, **35**(2): 170–183
- 12 Tao D C, Li X L, Maybank S J, Wu X D. Human carrying status in visual surveillance. In: Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Hong Kong, China: IEEE, 2006. 1670–1677



**马勤勇** 燕山大学信息科学与工程学院讲师. 2008 年获得浙江大学计算机科学与技术专业博士学位. 主要研究方向为模式识别与数字图像处理.

E-mail: mqyray@gmail.com

(**MA Qin-Yong** Lecturer at the College of Information Science and Engineering, Yanshan University. He received his Ph.D. degree in computer science and technology from Zhejiang University in 2008. His research interest covers pattern recognition and digital image processing.)



**聂栋栋** 燕山大学理学院讲师. 2008 年获得上海交通大学计算机应用技术专业博士学位. 主要研究方向为数字图像处理与模式识别. 本文通信作者.

E-mail: niedd.mail@gmail.com

(**NIE Dong-Dong** Lecturer at the College of Science, Yanshan University. She received her Ph.D. degree in computer application technology from Shanghai Jiao Tong University in 2008. Her research interest covers digital image processing and pattern recognition. Corresponding author of this paper.)



**王申康** 浙江大学计算机科学与技术学院教授. 主要研究方向为人工智能与模式识别. E-mail: wangsk@zju.edu.cn

(**WANG Shen-Kang** Professor in the Department of Computer Science and Technology, Zhejiang University. His research interest covers artificial intelligence and pattern recognition.)