

# 正面视角的步态识别

高海燕, 阮秋琦

(北京交通大学 信息科学研究所, 北京 100044)

**摘要:** 现有的步态识别算法研究几乎全都是基于侧面步态的. 提出一种基于正面视角的步态识别方法. 首先归一化 RGB 颜色空间被用来检测和去除阴影, 并用背景减法提取二值化人体轮廓. 提出一种专门适用于正面步态的周期检测方法, 提取周期关键帧后跟踪轮廓线, 并用改进的等角度采样法进行采样以减少计算量. 简单高效的傅里叶描述子被用来提取特征向量, 进行数据降维后构造步态模板. 用最近邻和最近邻标本分类器分别进行分类. 在 CASIA 数据库上的实验表明, 该算法不仅具有较低的计算量而且表现出较好的识别性能.

**关键词:** 步态识别; 正面视角; 去除阴影; 傅里叶描述子; 步态模板

**中图分类号:** TP391.4 **文献标识码:** A **文章编号:** 1673-4785(2011)02-0119-07

## A gait recognition method based on front-view

GAO Haiyan, RUAN Qiuqi

(Institute of Information Science, Beijing Jiaotong University, Beijing 100044, China)

**Abstract:** Existing gait recognition methods are usually based on side view sequences; however, in this paper a new method for front-view gait recognition was proposed. First, a method of normalized RGB color space was used for detection and shadow removal and the binary silhouettes were extracted by background subtraction. Then, a special method for cyclic gait analysis based on a front view was performed to extract cyclic key frames. Next, body contours were tracked, and an improved equal-angle sampling method was applied to reduce the number of computations. Next, the feature vectors were extracted efficiently. Fourier descriptors as data dimension were reduced, allowing the gait template vectors to be constructed. Finally, recognition was achieved separately by the nearest neighbor classifier NN and the nearest neighbor classifier with respect to the template ENN. Experimental results show that the proposed approach is not only efficient in computing, but also has an encouraging recognition performance in the CASIA database.

**Keywords:** gait recognition; front-view; shadow removal; Fourier descriptors; gait template

步态识别就是根据人走路的姿势进行人的身份识别和认证, 是一种新兴的生物特征识别技术, 较之人脸识别、指纹识别、虹膜识别, 具有远距离、非接触、难伪装、难隐藏的特点, 并且对视频质量要求也不高, 在门禁系统、动态监控、医疗诊断等方面有广阔的应用前景, 近年来越来越受到学者的关注.

步态识别研究起源于心理学研究, 早期 Johansson<sup>[1]</sup> 通过实验发现, 人可以通过观察 MLDs (moving light displays) 图像感知人的运动模式. 1994 年 S. A.

Niyogi 等<sup>[2]</sup> 提出一种使用步态时空特征进行识别的方法. 2000 年美国国防高级研究项目署的项目 HID (human identification at a distance) 计划推动了步态识别的研究. 目前的步态识别方法大致分为 2 类. 基于模型的方法依据人的生理特征把人体区域分割成若干部分, 主要是获得人体躯干或者腿部的运动信息, 如 Cunado 等<sup>[3]</sup> 的钟摆模型、Lee 等<sup>[4]</sup> 的七椭圆结构、Yoo 等<sup>[5]</sup> 的摆角模型等. 基于非模型的方法是根据人体目标移动时, 所产生时空模式的各类统计值来提取特征, 如 Kale 等<sup>[6]</sup> 以人体轮廓宽度为特征, Liu 等<sup>[7]</sup> 以人体平均侧影作为特征, Yang 等<sup>[8]</sup> 提出步态能量图算法等.

目前的步态识别大都是基于侧面步态的 (即测

收稿日期: 2010-03-26.

基金项目: 国家“973”计划资助项目 (2004BC318005); 国家自然科学基金资助项目 (60973060).

通信作者: 高海燕. E-mail: hygao2010@163.com.

试对象行走方向与摄像机的镜头主轴的方向垂直),其他行走方向的研究较少.文献[9]虽提出了一种视角无关的步态识别算法,但却是基于平行线约束下的,而设定这样的约束条件有时并不合适.所以近年来考虑行走方向的步态识别已成为富有挑战性的热点研究问题.其实人体行走方向的不同对步态识别算法的处理效果影响很大.

不同于上述方法,本文仔细研究正面步态的特点,提出了一种基于正面视角的步态识别算法.

## 1 预处理

在提取步态特征之前要对步态图像序列进行运动分割、阴影检测和去噪等预处理操作.预处理结果的好坏会对识别效果产生重要影响,所以要根据具体情况选用合适的预处理方法.

### 1.1 步态轮廓提取

本文采用背景减除法进行运动分割,提取人体步态轮廓.首先要进行背景建模,常用的背景建模方法有中值滤波法、均值滤波法、邻帧差法等.本文使用最小方差均值法,令  $I_t(t=1,2,\dots,n)$  代表一个包含  $N$  帧图像的序列,则背景图像  $B$  可表达为

$$B(x,y) = \min_q \text{med}_t(I_t(x,y) - q)^2.$$

式中: $q$  是像素  $(x,y)$  处待确定的灰度值;  $I_t(x,y)$  表示图像序列  $I$  中第  $t$  帧图像在  $(x,y)$  位置上的像素值.

然后是进行差分及二值化处理,本文使用文献[10]中的方法间接执行差分操作.

$$f(a,b) = 1 - \frac{2\sqrt{(a+1)(b+1)}}{(a+1) + (b+1)}.$$

$$\frac{2\sqrt{(256-a)(256-b)}}{(256-a) + (256-b)}.$$

式中:  $0 \leq f(a,b) < 1$ ,  $0 \leq a(x,y), b(x,y) \leq 255$ , 且  $a(x,y)$  与  $b(x,y)$  分别是当前图像和背景图像在像素  $(x,y)$  处的灰度值.该函数可根据背景图像亮度来检测每幅图像在相应点的敏感性变化,设定合适的阈值,对该函数进行二值化来获取运动区域.

该方法用于侧面或其他角度的步态序列时都能获得完整运动区域,但是对于正面步态,运动分割出的区域中有一片空洞,如图 1(c) 所示.其原因就在于人迎面走来,空洞处对应的背景区域自始至终处于被人体遮挡的状态,无论采用何种背景重建方法都不可能恢复.对此有 2 种处理方法:一是填充法,每张图像的空洞大小位置基本相同,据此进行填充就可去除空洞;一是事先拍摄一幅背景图像(中科院自动化所 CASIA 数据库恰恰为每个角度的步态

视频都提供相应的背景视频),每帧图像都和此背景图像相减,就不会出现空洞.如图 2(b) 得到的轮廓比较完整.

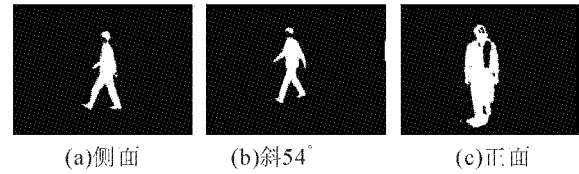


图 1 3 种不同角度的背景减除法结果

Fig. 1 The results of the background subtraction method used on three kinds of gait sequence



图 2 检测和去除阴影

Fig. 2 Detection and removal of shadows

### 1.2 阴影检测和去噪

阴影随人体移动常被当做前景处理,尤其是运动特征集中体现的小臂和膝盖以下区域受阴影影响严重,若不去除,易对后期识别造成不良影响.

本文采用归一化 RGB 颜色空间<sup>[11]</sup>来检测和去除阴影.归一化的颜色空间不仅可近似区分亮度信息和色度信息,且对阴影造成的像素点色度变化不敏感、鲁棒性好、计算量小.各归一化颜色的值  $I_i^{\text{norm}}$  定义如下:

$$I_i^{\text{norm}} = \frac{I_i}{\sum_{j=R,G,B} I_j}, i = R, G, B.$$

式中:  $I_i$  为像素点的 RGB 颜色空间在某通道的亮度值.

背景上的阴影与背景有相似的色度信息,若二者的归一化 RGB 分量相似则可判定为阴影.由于归一化分量间两两相关,故仅考虑 2 个分量,得到判别条件:

$$|I_{ik}^{\text{norm}} - I_{ib}^{\text{norm}}| < T_i, i = R, G.$$

式中:  $I_{ik}^{\text{norm}}$  和  $I_{ib}^{\text{norm}}$  分别是第  $k$  帧图像与背景图像上对应像素点的归一化 RGB 颜色空间值;  $T_i$  是阈值.

为避免人体上一些较暗区域被误认为是阴影,还需考虑运用均值和方差的因素,增加判别条件:

$$\mu_1 < \sum_{i=R,G,B} (I_{ib} - I_{ik}) < \mu_2;$$

$$\sigma_1 < \sum_{i=R,G,B} (I_{ik} - I_{ib})^2 < \sigma_2.$$

式中:  $I_k$  和  $I_b$  分别是 RGB 空间中第  $k$  帧输入图像和背景图像的对应点的数值,  $\mu_1$ 、 $\mu_2$ 、 $\sigma_1$ 、 $\sigma_2$  均为阈值.

如图2(a)中的白色区域为检测出的阴影,图2(b)为未去除阴影时的二值化图像,图2(c)为去除阴影后的图像.可见该方法检测阴影效果很不错.

最后用形态学算法处理消除小噪声,填补小空洞.对图像进行连通性分析,选择像素点最多的连通域作为人体目标区域.

### 1.3 周期检测

一个步态周期是指人从双腿并拢到迈开一条腿,再经过一次双腿并拢到迈开另一条腿,直到下一次双腿并拢的过程,其中包含4个关键帧<sup>[12]</sup>:左双撑(两腿迈开时左脚在前)、右双撑(两腿迈开时右脚在前),左单撑(两脚合拢时左脚摆动),右单撑(两脚合拢时右脚摆动).常用的周期检测方法有:据人体宽高比<sup>[1]</sup>、据大腿角度的变化<sup>[13]</sup>、利用人体宽度向量的泛数的变化曲线<sup>[6]</sup>等.但很明显这些方法都不能用于正面步态周期检测.

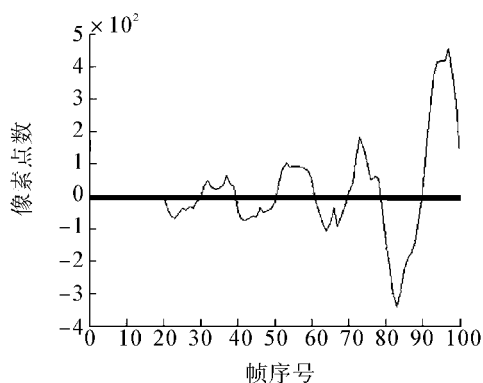
本文研究发现正面步态脚部呈“W-U-W-U-W”规律变化,“W”表示双脚合拢时的形状,“U”表示单脚迈出.本文结合正面步态的特点提出利用人体下1/4部分区域人体中心线左右两侧像素点数目之差的变化规律来检测周期.

首先利用式(1)确定人体质心.

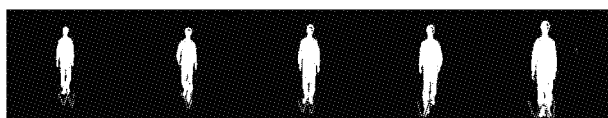
$$x_c = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N x_k, y_c = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N y_k. \quad (1)$$

式中:\$(x\_c, y\_c)\$为质心坐标,\$N\$为二值化轮廓的像素点总数,\$x\_k, y\_k\$分别为第\$k\$个点的横、纵坐标.

所求像素点数之差曲线如图3(a)所示.横坐标为图像序列的帧序号,纵坐标为像素点数之差.



(a) 人体下1/4区域左右像素数目差曲线



(b) 步态周期关键帧

图3 步态周期分析

Fig.3 Gait cycle analysis

由于20帧之前人体目标过小,相差结果不准确,故从第20帧起开始统计.粗线为零点线,曲线与粗线的交点就表示双脚并拢状态,极值点表示单脚迈出达最大幅度时的状态,每3个零点之间的图像序列就构成了一个步态周期.一个步态序列中的多个周期求平均就是该序列的步态周期.图3(b)为用此法提取的一个周期的关键帧序列.

## 2 特征提取

形状特征在模式识别中很常用,而离散傅里叶变换是个可逆线性变换,形状信息不会丢失,且具有简单、高效、计算量小的特点,所以本文以步态轮廓线的形状特征的傅里叶描述子作为每帧图像的形状特征.

### 2.1 归一化

正面步态序列中人体图像由小到大变化,不利于后期采样,在此需将人体轮廓大小进行归一化.采用双线性插值法,用插值点周围4邻点的灰度值加权内插作为该点的灰度值,算法如下:

$$g(x, y) = (1-p)(1-q)f(x, y) + p(1-p)f(x+1, y) + q(1-p)f(x, y+1) + pqf(x+1, y+1).$$

式中:\$f(x, y)\$为插值前坐标\$(x, y)\$处的灰度值;\$g(x, y)\$为该点插值后的灰度值;\$p\$和\$q\$为权值,权重由插值点与邻点的距离比决定.

本文以步态序列最后一个步态周期中最后一帧的人体大小为标准进行归一化,则每帧图像的放大倍数都不相同,第\$k\$帧图像的放大倍数为

$$\alpha = h_N/h_k, \beta = W_N/W_k; k = 1, 2, \dots, N.$$

式中:\$N\$为步态周期,\$h\_k\$和\$W\_k\$分别为第\$k\$帧轮廓的高度和宽度,\$\alpha, \beta\$分别为纵向和横向的放大倍数.

图4给出了一个周期(\$N=23\$,第78~100帧)中第78、81、93、100帧归一化大小后的效果图.



图4 归一化图像大小

Fig.4 The sizes of normalized image

### 2.2 轮廓线提取及采样

#### 2.2.1 提取轮廓线

图像的轮廓边缘形状包含了图像大部分的信

息,如方向、阶跃性质与形状等,是图像的基本特征之一,本文采用一种叫做串行边界分割技术<sup>[14]</sup>的轮廓跟踪算法顺序地搜索边缘点来取得轮廓边缘线。

具体来说就是:从左到右、从下到上的顺序搜索,找到的第一个目标点A(假设目标是白色,背景是黑色)一定是最左下方的边界点,由于边界是连续的,所以每一个边界点都可以用这个边界点对前一个边界点所张的角度来表示。跟踪准则:从第1个边界点开始,定义初始的搜索方向为沿左上方;如果左上方的点是白色,则为边界点,否则搜索方向顺时针旋转45°,直到找到第1个白点为止;然后把这个白点作为新边界点,当前搜索方向再逆时针旋转90°,用同样的方法继续搜索下一个白点,直到返回A为止。此方法的优点是当检测出人体区域有空洞时,提取的轮廓线不受影响。如下图5(a)所示为轮廓跟踪算法示意图,(b)为二值化处理后的图像,(c)为用此轮廓跟踪算法得到的封闭的人体轮廓线,(d)是为了便于观察效果而进行反色处理后的效果图。

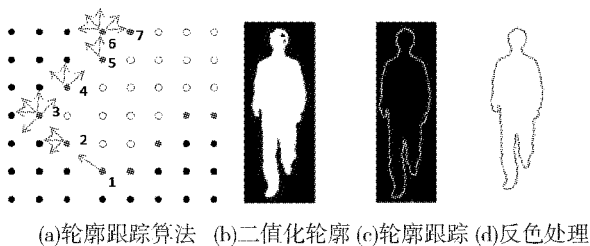


图5 人体轮廓边缘线提取

Fig.5 Body contour extraction

### 2.2.2 轮廓线采样

轮廓线的像素点间紧密相关,存在大量信息冗余,需对轮廓线进行采样以方便特征提取和减少计算量。常用的有等长度采样和等角度采样。

等角度间隔采样是先把轮廓点的直角坐标 $(x, y)$ 转化成以人体质心为原点的极坐标,然后以相同的角度 $\theta = 360^\circ / N$  ( $N$ 为预定的采样点数)对轮廓点序列进行采样。如图6(b)所示为设定 $N = 300$ 时的等角度采样效果,可以看出头部和小腿及脚部区域的采样点过少,不能表征相应部位的形状,而躯干采样点数过多,产生了不均衡现象。

鉴于此,提出一种改进的等角度采样法。即减小头部和脚部区域的采样间隔,而加大躯干和大腿部的采样间隔。如图6(a)所示,对于 $(0^\circ, 72^\circ)$ 、

$(108^\circ, 252^\circ)$ 、 $(288^\circ, 360^\circ)$ 覆盖的躯干区域少采样点,对于 $(72^\circ, 108^\circ)$ 、 $(252^\circ, 288^\circ)$ 覆盖的头部和脚部区域多采样。如设定采样点数 $N = 280$ 时,可设定躯干部分采样间隔为 $2.4^\circ$ ,两侧各取60个点,设定头部和脚部区域采样间隔为 $0.45^\circ$ ,上下各取80个点。当一个角度方向上不止1个轮廓点时,同时保留距重心最远和最近的2个点,最后从躯干部位去除相同数目多采集的点。如图6(c)所示,与图6(b)相比点数减少了,采样效果却更好,更能准确地表达轮廓形状。

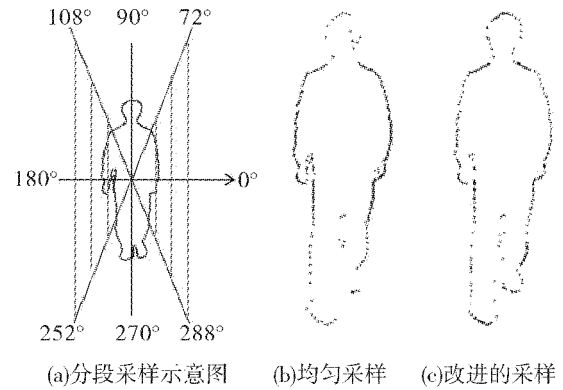


图6 轮廓边缘采样结果

Fig.6 The results of the sampling

### 2.3 用傅里叶描述子进行描述

不同于文献[15],为了避免复数运算和轮廓线平移的影响,采用中心矩作为步态的形状特征,中心距 $r_i$ 为

$$r_i = \sqrt{(x_i - x_c)^2 + (y_i - y_c)^2}.$$

所有采样点的中心矩构成特征向量 $\mathbf{R} = (r_1 r_2 \cdots r_N)$ ,对 $\mathbf{R}$ 做离散傅里叶变换为

$$S(w) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N r_i \exp\left\{-\frac{j2\pi w i}{N}\right\}, w = 1, 2, \cdots, N.$$

傅里叶变换可用幅度和相位来表示,即为

$$S(w) = |S(w)| \exp(j\theta).$$

式中:幅度表示形状信息,而相位代表了旋转、起始点、反射等信息,在对人体轮廓线用傅里叶描述子处理时,为了消除起点和旋转的影响,只提取幅度频谱特征 $\{|S(w)|\}$ 。为了消除尺度变换的影响,要进行归一化处理,即把 $|S(w)|$ 的各个分量都除以第一个分量 $|S(1)|$ 。至于轮廓线平移的影响,在选择采用中心矩作为步态的形状特征的同时已经避免了。

根据傅里叶变换的性质知道,傅里叶变换的高频分量对应一些细节,一般很小且容易受到高频噪

声的干扰,而低频分量对应总体形状,集中了形状的大部分能量;所以删除了高频分量,只保留位于低频的50个分量的傅里叶系数来近似地描述边界形状,这样可以在保证信息损失较少的同时使数据维数大大降低,得到了有效压缩,这些保留下的数据就作为后期步态分类识别的模板向量。

#### 2.4 特征变换和训练

给定  $s$  个训练类别,每个类别代表某个人的步态模式所形成的一个傅里叶频谱序列,令  $\mathbf{F}_{i,j}$  表示类  $i$  的第  $j$  幅图像的归一化频谱矢量,  $N_i$  表示类  $i$  的频谱矢量数,则总训练样本数为  $N_t = N_1 + N_2 + \dots + N_s$ ,整个训练集为  $\{\mathbf{F}_{1,1}, \mathbf{F}_{1,2}, \dots, \mathbf{F}_{1,N_1}, \mathbf{F}_{2,1}, \dots, \mathbf{F}_{s,N_s}\}$ ,其均值和方差矩阵为:

$$\mathbf{m}_d = \frac{1}{N_t} \sum_{i=1}^s \sum_{j=1}^{N_i} \mathbf{F}_{i,j},$$

$$\mathbf{D} = \frac{1}{N_t} \sum_{i=1}^s \sum_{j=1}^{N_i} (\mathbf{F}_{i,j} - \mathbf{m}_d)(\mathbf{F}_{i,j} - \mathbf{m}_d)^T.$$

如果矩阵  $\Sigma$  的秩是  $N$ ,则利用奇异值分解理论可得  $N$  个非零特征值  $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_N$  及其对应的特征向量  $\mathbf{e}_1, \mathbf{e}_2, \dots, \mathbf{e}_N$ . 一般前面几个较大的特征值对应的特征向量相应于训练模式的较大变化,而高阶的代表较小变化,选择  $k$  ( $k < N$ ) 个最大的特征值对应的特征向量来构成特征变换矩阵,每个矢量  $\mathbf{F}_{i,j}$  在特征空间中投影为一点  $\mathbf{P}_{i,j}$ .

$$\mathbf{P}_{i,j} = [\mathbf{e}_1 \mathbf{e}_2 \dots \mathbf{e}_k]^T \mathbf{F}_{i,j}.$$

可见经过特征空间投影样本的维数大大降低,每个步态序列在特征空间中呈现为一个轨迹,其对应的傅里叶频谱序列在特征空间中的投影质心为

$$\mathbf{C}_i = \frac{1}{N_i} \sum_{j=1}^{N_i} \mathbf{P}_{i,j}.$$

### 3 分类识别

#### 3.1 相似性度量

每个步态周期的4个关键帧(左单撑、左双撑、右单撑、右双撑)对应的投影质心组成四元组  $\mathbf{F} = \{a, b, c, d\}$ . 则两步态序列之间的相似性就可用二者周期关键帧投影质心四元组之间的归一化欧式距离来衡量,如式(12)所示。

$$D_i = \sqrt{\sum_{k=1}^N \left( \frac{F_{pk}^i}{|F_{pk}^i|} - \frac{F_{jk}}{|F_{jk}|} \right)^2}. \quad (2)$$

式中:  $i$  是类别号 ( $i = 1, 2, \dots, s$ );  $\mathbf{F}_{pk}^i$  和  $\mathbf{F}_{jk}$  分别表示

第  $i$  个训练类别和当前测试类别的第  $k$  个分量,在此  $k = 1, 2, 3, 4$ ;  $D_i$  表示相似度,值越小越相似。

对于同一个人相同条件下的多个步态序列,可以提取多个周期的四元组,然后取平均作为标本投影质心四元组,以此为该类别的模板,再据式(2)求相似度。

#### 3.2 分类器

实验中选择了比较简单的模式分类技术,即最近邻分类器(the nearest neighbor classifier, NN),每个序列被分类在离它最近的邻居所属的类中;还使用了最近邻标本分类器(the nearest neighbor classifier with respect to exemplar, ENN),与 NN 不同的是每个序列被分类到离它最近的标本所属的类中<sup>[10]</sup>。

### 4 实验结果

目前,通用的步态数据库缺乏成为步态识别算法开发中的一个局限. 本文选用 CASIA 步态数据的 B 数据集,这是一个大规模的多视角步态库,共有 124 个人,每人有 11 个视角 ( $0^\circ, 18^\circ, 36^\circ, \dots, 180^\circ$ ),在 3 种行走条件下(普通条件、穿大衣、携带包裹)采集,每个人相同条件相同视角下有 2 个图像序列,所采集的彩色图像序列以 25 帧/s 的速率拍摄,原始尺寸为  $320 \times 240$  像素点,长度也都在 100 帧左右。

为了验证本文算法提取的步态特征在步态身份识别中的有效性,设计了 3 组实验. 实验中均选取 20 个人(每人 2 个步态序列)普通条件、正面视角下的 40 个步态序列进行训练和测试. 第 1 组实验是将这 40 个步态序列混合在一起,使用“留一交叉验证法”(leave-one-out cross validation)来划分样本并获取识别率的无偏估计,即每次留出一个样本序列作为测试样本,对其余样本序列进行训练. 使用本文 3.1 节中介绍的归一化欧式距离来进行相似性度量,并分别用 NN 和 ENN 分类器进行分类,并记录正确分类的次数. 第 2 组实验是将选取的 20 个人中,每个人的 2 个视频序列中一个归为训练集,另一个归为测试集,将测试集中的每个样本分别与训练集中的每个样本进行相似性分析,也分别用 NN 和 ENN 分类器进行分类,并统计正确分类次数. 第 3 组实验是将第 2 组试验中的训练集与测试集对调,重复其他所有操作,并统计正确分类次数. 所得正确

分类率 CCR(correct classification rate)如表 1 所示.

表 1 3 种实验方法在 2 种分类器下的正确分类率

Table 1 Algorithms comparison of CCRs

实验方法	分类器	CCR/%
留一交叉验证法	NN	67.00
	ENN	78.50
固定测试集 与训练集	NN	64.75
	ENN	75.25
对换测试集 与训练集	NN	65.33
	ENN	75.50

从表 1 可以看出在正面步态识别中该算法获得的结果还是比较令人满意的,最好识别率超过了文献[10]的最好识别率 75%,而且本文进行了采样,计算量更小.

## 5 结束语

目前的步态识别算法大都是基于侧面步态序列的研究,而本文针对步态识别中比较难处理的正面视角步态序列进行研究,提出了一种简单易行的正面步态识别算法.不同于以往的周期检测方法,本文通过计算人体下 1/4 区域左右部分像素点差的变化规律来检测正面步态周期.针对正面步态图像序列中人体由小到大变化的特点,采用双线性插值法对人体大小进行归一化处理.为减少计算量,本文选用包含图像大部分信息的轮廓边缘线来提取特征.为了进一步减少计算量,还提出了一种改进的等角度采样方法用于对边缘线采样,然后用简单高效的傅里叶变换来描述轮廓形状特征.将提出的算法在 CASIA 步态数据库中进行实验,结果表明,正面视角的步态识别中本文的算法获得的结果还是比较令人满意的.但是这样的识别率与现有的侧面步态识别算法得到的识别率相比还有一定差距,还有很多很多地方有待改进.另外人行走的方向大多时候并不是严格固定的,在今后的研究中,如何自适应地克服各种行走方向对步态识别的影响将是一个富有挑战性且极具探考价值的问题.

## 参考文献:

- [1] JOHANNSON G. Visual perception of biological motion and a model for its analysis[J]. *Perception Psychology*, 1973, 14: 201-211.
- [2] NIYOGI S A, ADELSON E H. Analyzing and recognizing walking figures in XYT[J]//MIT Media Lab Vision and Modeling Group, 223.
- [3] CUNADO D, NIXON M, CATER J. Using gait as a biometric, via phase-weighted magnitude spectra[C]//Proc International Conference on Audio-and Video-based Biometric Person Authentication. Crans-Montana, Switzerland, 1997: 95-102.
- [4] LEE L, GRIMSON W. Gait analysis for recognition and classification[C]//Proceedings of Fifth IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition. Washington, DC, USA, 2002: 148-155.
- [5] YOO J H, NIXON M, HARRIS C J. Extracting human gait signatures by body segment properties[C]//IEEE Southwest Symposium on Image Analysis and Interpretation. Sante Fe, USA, 2002: 35-39.
- [6] KALE A, SUNDARESAN A, RAJAGOPALAN A, et al. Identification of humans using gait[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2004, 13(9): 1163-1173.
- [7] LIU Z, SARKAR S. Simplest representation yet for gait recognition: averaged silhouette[C]//Proc 17th International Conference of Pattern Recognition. Tampa, USA, 2004, 4: 211-214.
- [8] YANG X, ZHOU Y, ZHANG T, et al. Gabor phase based gait recognition[J]. *Electronics Letters*, 2008, 44(10): 620-621.
- [9] 张元元, 吴晓娟, 李秀媛, 等. 平行线约束下的视角无关步态识别算法[J]. *智能系统学报*, 2009, 4(3): 264-269.  
ZHANG Yuanyuan, WU Xiaojuan, LI Xiuyuan, et al. Viewpoint-independent gait recognition with parallel line constraints[J]. *CAAI Transactions on Intelligent Systems*, 2009, 4(3): 264-269.
- [10] 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.  
WANG Liang, HU Weiming, TAN Tieniu. Gait-based human identification[J]. *Chinese Journal of Computers*, 2003, 26(3): 353-360.
- [11] 陈实. 基于计算机视觉的人体步态识别研究[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2008: 20-25.  
CHEN Shi. Human gait recognition based computer vision[D]. Xi'an: Xidian University, 2008: 20-25.
- [12] WANG Aihua, LIU Jiwei. A gait recognition method based on positioning human body joints[C]//IEEE International Conference on Wavelet Analysis and Pattern Recognition. Beijing, 2007: 1067-1071.

- [13] WANG Liang, TAN Tieniu, NING Huazhong, et al. Silhouette analysis-based gait recognition for human identification[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2003, 25(12): 1505-2528.
- [14] 李彬. 基于步态特征的身份识别研究[D]. 北京:北京科技大学, 2004: 31-35.
- LI Bin. Study on gait-based human identification[D]. Beijing: University of Science & Technology Beijing, 2004: 31-35.
- [15] 韩鸿哲, 李彬, 王志良, 等. 基于傅立叶描述子的步态识别[J]. 计算机工程, 2005, 31(2): 48-49.
- HAN Hongzhe, LI Bin, WANG Zhiliang, et al. Gait recognition based on Fourier descriptors[J]. Computer Engineering, 2005, 31(2): 48-49.

## 作者简介:



高海燕,女,1985年生,硕士研究生,主要研究方向为图像处理、模式识别、步态识别。



阮秋琦,男,1944年生,教授,博士生导师,主要研究方向为图像处理、计算机视觉、模式识别、虚拟现实。曾多次获得省部级科技进步奖,发表学术论文350余篇,被SCI、EI、ISTP检索150余篇,出版专著4部。

## 2011(第4届)全国网络与信息安全学术会议

## 2011 National Conference on Computer Networks and Information Security

为了适应我国网络与信息安全的发展需要,中国电子学会通信学分会,《通信市场》杂志和北京信息产业协会将于2011年7月份在北京召开“2011全国网络与信息安全学术会议”。

本次会议的学术论文集2011年7月由《通信市场》以正刊的形式出版会议专刊,会议将按评选优秀论文,进行表彰。同时还将遴选出席会议优秀论文分别在国内核心期刊正刊或专刊上发表。本次大会的主题是“可信架构、全球安全”,会议将就现代计算机网络与信息安全的最新研究进展和发展趋势开展深入、广泛的学术交流,并特邀著名专家、学者作专题报告。为保证本次会议的学术质量,吸引更多的高水平学术论文,现向全国广大网络与信息安全工作者公开征稿。欢迎大家积极投稿。

## 征文范围(但不限于这些领域):

- |                |                 |
|----------------|-----------------|
| 1. 三网融合        | 10. 密码学         |
| 2. 计算机通信与 WLAN | 11. 光互联网结构及交换技术 |
| 3. 通信安全        | 12. 光纤通信        |
| 4. 计算机安全       | 13. 雷达、通信、电子对抗  |
| 5. 智能卡技术与应用    | 14. 计算机软件与理论    |
| 6. 信息技术与数据挖掘   | 15. 计算机应用技术     |
| 7. 智能通信与智能计算   | 16. 军事通信        |
| 8. 下一代网络技术     | 17. 通信与信息系统     |
| 9. 网络安全与网络管理   | 18. 信号与信息处理     |

## 重要日期:

1. 论文征文截止日期:2011年6月30日;
2. 论文录用通知日期:收到的稿件在1个工作周内通知录用结果;
3. 会议日期和地点:2011年7月于北京(具体时间另行通知)。

## 投稿及联络方式:

1. 投稿请通过电子信箱 kuang@ctm.com.cn 提交,邮件标题请注明“2011网络与信息安全会议”;
2. 联系人:蒋英勤 老师 联系电话:010-68207726 68207724;
3. 通信地址:100036 北京市海淀区复兴路49号《通信市场》编辑部(收);
4. 网址: <http://www.ctm.com.cn/09ns/w20110418.html>.