

# 基于小波变换和支持向量机的步态识别算法

叶波 文玉梅

(重庆大学光电工程学院光电技术及系统教育部重点实验室, 重庆 400030)

**摘要** 为了快速准确地进行人体运动步态识别,基于运动人体的轮廓宽度特征,提出了一种新的步态识别算法。该算法首先对每个序列进行运动轮廓抽取,同时从3个方向(水平、垂直、斜向)对时变的2维轮廓进行投影扫描,并分别转换为对应的特征向量;然后通过对级联的特征向量进行离散正交小波变换来提取低维步态特征,并抑制噪声;在此基础上采用支持向量机训练步态分类器组,最后用支持向量机组进行步态识别。在一组30人构成的步态数据库中进行的实验结果表明,该算法具备快速、稳健的特征,识别率达到91%,初步具备了实际应用的价值。

**关键词** 生物测量 步态识别 轮廓投影 离散小波变换 支持向量机

**中图分类号**: TP391.41 **文献标识码**: A **文章编号**: 1006-8961(2007)06-1055-09

## Gait Recognition Based on DWT and SVM

YE Bo, WEN Yu-mei

(Key Laboratory of Optoelectronic Technology and Systems of the Education Ministry of China,  
College of Optoelectronic Engineering, Chongqing University, Chongqing 400030)

**Abstract** The automatic recognition by gait has recently gained more and more interests as the unique performance to recognition people at distance. An appearance-based approach to improve the gait recognition is proposed. The vector data scanned from horizontal, vertical and diagonal direction of the outer contour of binarized silhouette of a walking person are chosen as the image feature. These temporal and spatial feature sequences are decomposed based on the discrete wavelet transformation(DWT) to reduce data dimensionality and filter the noise produced from the procedure of template extracting. Then the multi-class support vector machine(SVM) models are trained by the decomposed feature vectors. The gaits are classified by the trained SVM models. This algorithm is applied to a data-set including thirty individuals. Extensive experimental results demonstrate that the proposed algorithm performs at an encouraging recognition rate with 91% at relatively lower computational cost.

**Keywords** biometrics, gait-based recognition, silhouette projection, discrete wavelet transformation(DWT), support vector machine(SVM)

## 1 引言

人的步态是一种日益受到重视的生物测量特征,它是通过人步行的方式来达到识别人身份的目的。步态可以通过远距离的摄像机捕获。与其他生物测量方法相比,步态是唯一不受距离影响的生物特征。此外,步态具有非接触性、难以伪装、受环境

影响小等特征。早期的医学研究<sup>[1]</sup>就已经表明,步态具备唯一性;心理学的研究也证实了人具备从运动的目标群中根据走路的方式识别出目标身份的能力<sup>[2]</sup>。

步态识别近几年来备受关注,例如2000年美国国防高级项目署(DARPA)制定了HID(human identification at a distance)计划。在HID项目的资助和策动下,国际上许多知名大学和研究机构,如英

基金项目:重庆市科委自然科学基金计划资助项目(CSTC2006BB2155)

收稿日期:2005-09-28; 改回日期:2006-04-06

第一作者简介:叶波(1968~),男,1990年于重庆大学无线电系获学士学位,1993年于重庆大学电子信息工程学院获硕士学位,现为重庆大学光电工程学院博士研究生。主要研究方向是模式识别与图像处理。E-mail: Edwardyb@yahoo.com.cn

国南安普顿大学、美国麻省理工学院、卡耐基梅隆大学等都广泛开展了步态识别研究工作。中国科学院自动化研究所在国内率先进行了相关研究<sup>[3-5]</sup>。

文献[3~15]报道了近年来基于步态生物特征识别的典型方法,其可以分为基于统计特征和基于模型两类。其中,基于统计的方法不需要构建模型,而是先对待研究的对象提出假设,然后用图像序列中目标移动所产生的时空模式的各种统计值,从步态中提取统计参数,可见,其核心是采取适当的方式描述步态的时空变化模式。早期,Huang 等基于光流特征,提出的主元分析法和线性判决方法混合变换<sup>[8]</sup>;近期,Kale 等提出的单一基于步行人轮廓的宽度提取步态特征的识别方法<sup>[10,11]</sup>,以及 Wang 等提出的基于轮廓的解卷绕步态识别方法都是基于统计特征进行步态识别的典型尝试<sup>[3-5]</sup>;基于模型的步态识别方法是预先建立模型,然后通过模型和图像序列的匹配来获得模型参数,以构建样本的特征序列。Lee 等构建的椭圆逼近模型<sup>[6]</sup>、Cunado 等提出的大腿钟摆模型<sup>[7]</sup>以及近期 Zhang 等提出的采用隐马尔可夫模型来训练身躯 5 方向夹角的模型<sup>[14]</sup>都是人体建模的典型方法。

上述方法经过实验验证是成功的,但也分别存在着一些不足:基于模型的步态识别,其模型的建立、特征的处理过程繁琐,计算量大,且参数匹配中误差难以避免;而基于统计特征的步态识别算法,由于主要采用距离分类度量,即用序列间单一距离值来衡量多维特征数据集的类别归属,因此分类效能不足(室外条件下,平均识别率在 80% 左右)。

近一年来,公开发表的步态识别算法较少。原因可能在于相较于人脸、指纹等近距离生物特征识别率(90%~99%/大范围样本),基于步态特征测量的识别率没有实质性的提高;另外,随着样本规模扩大,识别率难以同步增加。

针对上述问题,结合步态识别算法实用化所提出的低计算量、高可靠性要求,基于步态的轮廓特征,本文提出一种新的算法,首先从水平、垂直和斜向等 3 个方向对二值化轮廓图像进行投影扫描和构建步态特征向量;然后在此基础上,采用离散正交小波变换获取步态低维有效特征向量集;最后利用具有很高推广性能且无需先验知识的支持向量机训练分类器,并结合应用针对性明确的步态数据库,进行了分类识别实验。该算法包含训练和识别两个阶段(图 1)。其中,训练阶段主要是为了建立基于支持

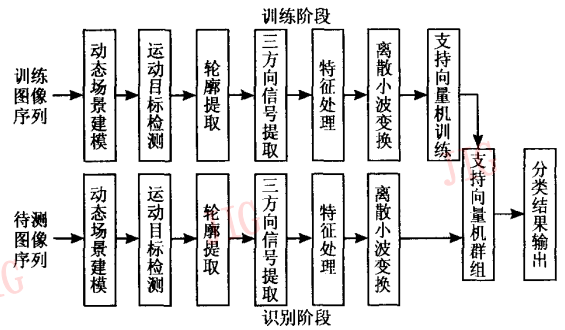


图 1 算法框架

Fig. 1 Overview of the proposed method

向量机的步态特征识别模型;在识别阶段,先针对同样步骤获得的待测低维步态特征向量集,将该向量集作为支持向量机组的输入,然后根据输出结果进行分类。两个阶段的核心是支持向量机。

针对步态生物特征测量,本文在以下 3 个方面进行了新的尝试:

(1) 提出通过对步态轮廓进行 3 个方向的投影扫描来提取步态轮廓特征数据的方法,并通过实验验证了特征提取的有效性;

(2) 使用离散正交小波变换来对时变的步态特征序列进行数据维数约简,以降低计算量,同时抑制步态轮廓二值化和投影数据提取中产生的噪声;

(3) 为获得优于传统步态识别中广泛采用的欧氏距离度量分类法的分类性能,本文运用支持向量机训练和应用步态分类器进行分类。

## 2 步态特征提取

### 2.1 场景建模

由于从视频码流中抽取的帧图像通常存在噪声,因此需采用中值滤波器进行平滑处理。本文采用基于视频帧差(change detection mask)的方法<sup>[16]</sup>来构造背景图像。

假设  $\{I_i(x,y)\}$  为图像序列,其中  $(x,y)$  表示像素位置, $i$  表示帧序数( $i=1,\dots,N$ ), $N$  为序列总帧数,可用式(1)来表示视频帧差,以反映相邻帧间的灰度变化:

$$CDM_i(x,y) = \begin{cases} d, & d \geq T \\ 0, & d < T \end{cases} \quad d = |I_{i+1}(x,y) - I_i(x,y)| \quad (1)$$

其中, $T$  为阈值。由于  $CDM_i(x,y)$  表示位置  $(x,y)$  处像素点沿时间轴方向的变化,因此可以根据  $CDM_i(x,y)$  是否大于零进行分段,并对其中被检测到的

静止部分进行标记,然后选择其中最长的静止段的中值作为该点像素的估计。

### 2.2 轮廓提取

#### 2.2.1 差分及二值化

亮度变化常常通过当前图像和背景图像的差分来获得。由于构造出来的背景图像不可能完全是真实的背景图像,所以差分图像难以避免存在残余的背景点。为了从差分图像中提取人体,同时将背景图像的剩余点和运动体分割开来,则必须选定一个阈值。本文根据图像直方图的特性采用了最大方差比阈值分割法<sup>[17]</sup>来确定分割阈值。

#### 2.2.2 图像后处理和目标轮廓提取

后处理时,首先使用形态学膨胀和腐蚀算子进一步滤除噪声和填充小的空洞,然后通过执行连通分量分析来提取呈单连通的运动目标。图 2 展示了包涵有运动目标的场景、构建的实时动态背景以及提取的二值目标轮廓图像。

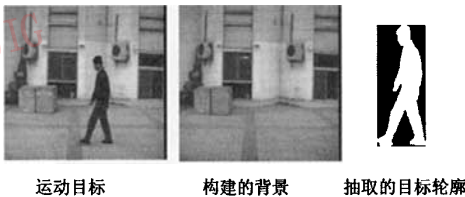


图 2 目标、生成背景和抽取的轮廓示例

Fig.2 Example of silhouette extraction

图 3 描述了基于差分图像,提取二值目标轮廓图像的全过程。

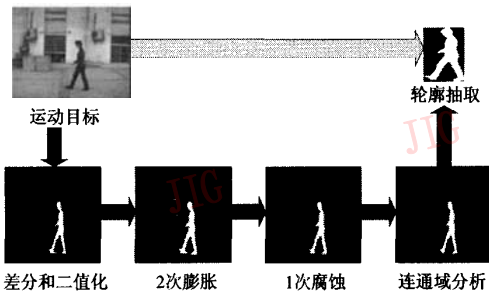


图 3 运动目标轮廓抽取过程示意图

Fig.3 Procedure of gait detection and silhouette extraction

#### 2.2.3 图像尺寸规整

由于提取的轮廓图像尺寸是变化的,因此为便于后期识别需要,本文以人体高度为基准,将轮廓图像统一映射为 148 × 88 像素大小,水平方向同比例变化。

#### 2.2.4 角度归类

通过计算目标头部顶点在不同帧平面移动位置的变化来确定序列的视角归属。相对于摄像平面,本文所有的目标序列隶属于 0°、45°和 90°等 3 个移动视角。

### 2.3 特征信号描述

在人体的运动过程中,由于全身肌肉和骨骼的牵引,致使各个运动器官处于周期性变化状态,而轮廓图像就是人体运动在摄像焦平面内的投影,因此其中目标的宽度同步呈现周期性的变化。由于不同人的身体几何形态、健康状态甚至心理状态存在着差异,因此不同人的宽度步态特征的周期、幅度和分布也存在着差异。Kale 等采用轮廓宽度特征进行步态识别<sup>[10,11]</sup>,验证了这种差异性含有充分的识别信息。

进一步考虑,人的步态是时变的 3 维动态序列,随着运动的展开,受身体结构各部位的相互牵引,目标轮廓不但在宽度方向上存在差异,而且在其他方向也蕴涵步态和人体结构变化的信息。因此,本文提出分别从水平(宽度)、垂直(高度)和对角线(斜向)等 3 个方向进行投影扫描(图 4),并通过计算轮廓内灰度不为零的像素个数来提取步态特征数据。



图 4 三方向投影扫描

Fig.4 3 Directional scanning projection

特征向量集构成如下:

- (1) 对二值轮廓图进行水平投影扫描来获得规整列向量  $I_1$  (维数:  $148 \times 1$ );
- (2) 对二值轮廓图进行垂直投影扫描来获得规整列向量  $I_2$  (维数:  $88 \times 1$ );
- (3) 对二值轮廓图进行斜向投影扫描来获得规整列向量  $I_3$  (维数:  $172 \times 1$ );
- (4) 将向量  $I_1$ 、 $I_2$  和  $I_3$  顺序级联,合并构成规整列向量  $I$  (维数:  $408 \times 1$ )

图 5 分别展示了水平方向投影扫描所提取的单一样本特征向量和相同视角内全部样本特征向量集。坐标“0”对应于头顶,坐标“150”对应于脚底。

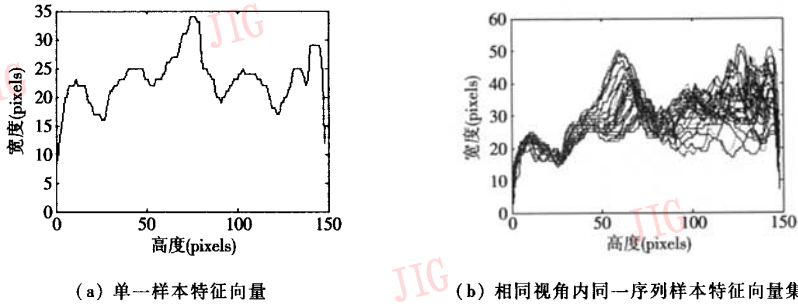


图 5 水平扫描(宽度)特征向量和向量集合

Fig. 5 One subject sample and its feature vectors in horizontal direction

### 2.4 步态特征处理

步态特征序列是一种典型的时间序列,而时间序列数据又是信号处理应用中之一类非常重要的数据,因为它反映了属性值在时间顺序上的特征。由于时间序列可能是一个很长的序列,因此在进行模式匹配之前,需要对数据进行降维处理。

离散小波变换 (discrete wavelet transform, DWT)<sup>[18]</sup> 将时间序列分为尺度部分和细节部分。尺度部分可通过待分析序列来卷积低通滤波器得到,它反映了原序列的大致趋势和走向;而细节部分则通过待分析序列来卷积高通滤波器得到,它表示信号在细节上的差异。因此小波分解为时间序列的维数约简提供了很好的选择。

根据 Parseval 定理,采用正交小波进行离散小波变换时,小波域序列之间的欧氏距离将不超过原始序列之间的欧氏距离<sup>[17]</sup>。设  $C_1, C_2$  分别是任意

两个特征序列,则有

$$D(C_1, C_2) > d(C_1, C_2) \quad (2)$$

其中,  $D(C_1, C_2)$  是原始序列之间的欧氏距离,  $d(C_1, C_2)$  是小波域序列的欧式距离。如果  $D(C_1, C_2) < \varepsilon$ , 则必有  $d(C_1, C_2) < \varepsilon$ 。

正交小波保真性保证了降维后序列对比的有效性,即在小波域完成的分类识别包含了所有的正确结果,其虽不会出现漏判,但由于可能存在过判(或称为虚警),即存在在小波域研判满足条件,而在时域却不满足真实条件的序列,因此,在小波域判别结果的基础上,需要对原序列进行二次复核,而识别集则是一个小序列集合,其带来的额外计算量不大。

图 6 是对一个长为 150 个像素点的步态水平扫描时间序列实施 1~3 阶 db2 DWT 后的尺度逼近序列和原序列的比较示例。

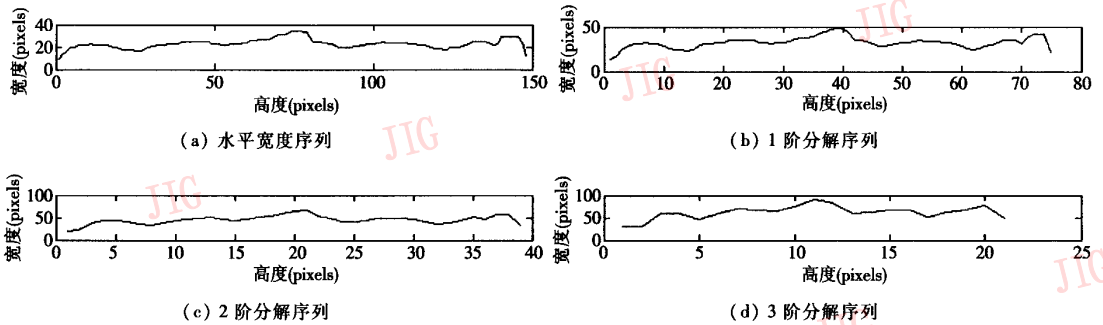


图 6 宽度序列和 1~3 阶分解序列示意图

Fig. 6 A feature vector in horizontal direction and its decomposed sequences at scales 1~3

从图 6 中可以看出,由于采用 DWT 对原始步态水平扫描特征序列进行了等序长分解,其所产生的尺度信号已反映了原序列的趋势走向,因此,进行步态特征序列的相似模式匹配时,可以只考虑其尺度

序列部分,以便实现维数约简。

由于对步态特征序列进行一次离散小波变换,尺度序列的长度就缩减为原信号长度的 1/2,且随着尺度数的增加,分解的尺度序列越短,约简后的步

态特征序列丢失的信息量越多,因此,需要通过对对比性实验选择合适的分解尺度数,以便既能有效降低特征序列的维数,又能保持充分的步态信息,以保证算法识别率不会降低。

### 3 分类识别

#### 3.1 支持向量机

支持向量机(support vector machine, SVM)是最佳线性分类和核函数方法混合应用的产物<sup>[19]</sup>。通过核映射,支持向量机首先将输入样本空间非线性变换到另一个高维数的空间(特征空间),然后在这个新的空间中求取样本的最优线性分类面,而这种非线性变换是通过定义适当的内积函数(即核函数)实现的。

特征空间最优线性分类面函数可用式(3)描述:

$$g(x) = \sum_{j=1}^n \alpha_j y_j K(x, x_j) + b \quad (3)$$

其中,  $(x_i, y_i)$  是样本空间中的两类可分样本集,  $i = 1, 2, \dots, n, x_i = [x_i^1, x_i^2, \dots, x_i^d]^T, x_i \in \mathbf{R}^d, y_j \in \{+1, -1\}$  是特征空间的类标记,  $b$  是分类阈值,  $K(x, x_i)$  是通过满足 Mercer 条件而引入的代替特征空间内积的非线性核函数。本文选择径向基函数进行计算,由此得到的支持向量机是一种径向基函数分类器,即

$$K(x, x_i) = \exp\left(-\frac{\|x - x_i\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (4)$$

通过求取下列函数  $Q(\alpha)$  的最优化解  $\alpha_i (i = 1, 2, \dots, n)$  来确定最优分类面函数。

$$\text{Max}_{\alpha} Q(\alpha) = \sum_{i=1}^n \alpha_i - 0.5 \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \alpha_i \alpha_j y_i y_j K(x_i, x_j) \quad (5)$$

$$\text{Subject to} \begin{cases} \sum_{i=1}^n y_i \alpha_i = 0 \\ 0 \leq \alpha_i \end{cases}, i = 1, 2, \dots, n$$

式(5)是不等式约束下的二次函数极值求解,由核函数  $K(x, x_i)$  的正定性决定了  $Q(\alpha)$  是凸函数,由于其局部最优解也就是全局最优解,因此解是唯一的。最优化的过程实际上就是使分类间隔最大的过程。

支持向量机的最优分类函数为

$$\begin{aligned} f(x) &= \text{sgn}(g(x)) = \text{sgn}\left\{\sum_{j=1}^n \alpha_j y_j K(x, x_j) + b\right\} \\ &= \text{sgn}\left\{\sum_{i=1}^n \alpha_i^{svm} y_i^{svm} K(x, x_i^{svm}) + b\right\} \end{aligned} \quad (6)$$

在实际应用中,由于噪声的存在,使训练样本集

不可能完全没有训练误差,其中还可能存在着线性不可分的情况,因此还需要在上述分类器中引入间隔优化因子,即松弛变量  $C$ ,这样才能在算法复杂度和错分样本的比例之间寻求折衷,以实现有效分类。

本文采用图 7 所示的两分类支持向量机级联模型来实现多类模式的分类,其优势不仅在于所需支持向量数较少,而且一旦需要增加一个新类的时候,只需在最前端添加一个经训练的两分类支持向量机即可,而不必更改或重新训练原有的支持向量机群组,因此有效减少了计算量。

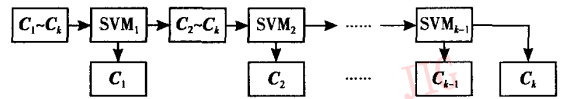


图 7 多分类支持向量机组合框架  
Fig. 7 SVM framework for multiple sequences

#### 3.2 近邻分类器

由于正交小波变换具有保距性,出于衡量支持向量机分类能力的考虑,本文采用了基于距离度量的最近邻分类器(nearest neighbor classifier, NN)和 k-近邻分类器(k-nearest neighbor classifier, KNN)来对离散正交小波变换降维后的样本序列进行识别研判。

本文还采用样本质心序列(exemplar projection centroid)和归一化欧氏距离(normalized euclidean distance)来描述样本序列和序列之间的相似性<sup>[11]</sup>。

设同类步态序列的特征轨迹为  $S_m$ , 序列长度为  $N, m = 1, 2, \dots, N$ , 其投影质心为

$$C = \frac{1}{N} \sum_{m=1}^N S_m \quad (7)$$

由于每个投影质心间接表达了该类的一个主轮廓形状,它反映了步态模式的结构化模型,因此可以用作所属类的均衡表示。归一化欧氏距离定义为

$$D(C_1, C_2)^2 = \left\| \frac{C_1}{\|C_1\|} - \frac{C_2}{\|C_2\|} \right\|^2 \quad (8)$$

其中,  $C_1$  与  $C_2$  为两个不同序列的投影质心。

选择何种近邻分类的方式取决于距离度量的不同取舍策略。可以选择  $D(C_1, C_2)^2$  的最小值(NN 分类器)作为分类结果,或者将邻近最多样本归属类(KNN 分类器)作为分类的结果。

### 4 实验

#### 4.1 步态数据库构建

为了验证算法的实际分类性能,本文首先采用

中国科学院自动化研究所生物测试中心提供的 NLPR 步态数据库,再结合自建的多视角步态数据库,构建了一个 30 人规模的步态数据库。

NLPR 库中包含 20 个人,于室外相对于摄像平面分别以  $0^\circ$ 、 $45^\circ$  和  $90^\circ$  等 3 个夹角方向运动,每个方向 4 个运动序列,合计 240 个运动序列。为进一步扩大样本规模,笔者又自建了一个步态数据库,包含 10 个人,采取和 NLPR 库同样的标准,包括 120

个运动序列。构建的数据库共计 30 人(360 个视频序列,其中  $0^\circ$  序列 120 个),目的在于评估算法对中小型应用环境的适应程度。

混合的多视角步态数据库完全取材于室外环境(图 8),光线(阴影)和自然风(衣服抖动)变化、车辆运动都可能对目标轮廓图像产生的影响。由此可见,步态数据库具有相当的挑战性。

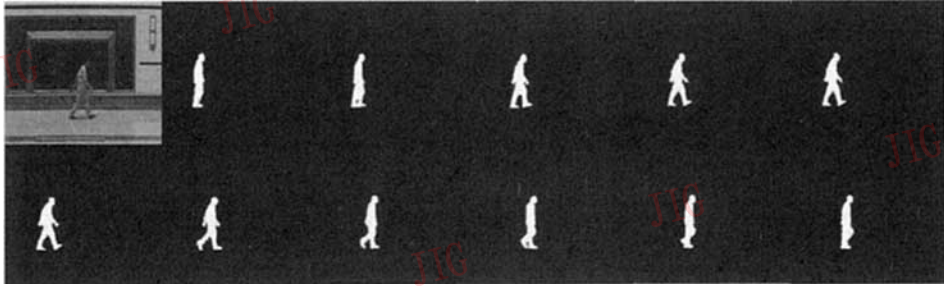


图 8 步态数据库样本

Fig. 8 A few samples in the mixed gait database

## 4.2 实验与分析

本文实验选择了最近邻分类器、k-近邻分类器和支持向量机等 3 种模式分类方法,分别从特征有效性、分类性能和算法总体识别率等 3 个方面对算法进行验证。对 k-近邻分类器,采用  $k=3$  进行分类计算。此外,径向基函数参数  $\sigma^2$  取 0.3。

### 4.2.1 小波函数选择对识别性能的影响

通过采用 Daubechies、Coiflets 和 Symlets 等正交小波函数进行的实验结果表明,正交小波函数的选择对识别率没有本质的影响,为此,本文选择 dB2 小波函数进行离散正交小波变换。

### 4.2.2 离散正交小波变换尺度数的选择

对步态特征信号进行离散正交小波变换时,分解的尺度数和整体识别率存在密切关系,即尺度数过大,由于对应尺度空间的特征序列长度过短,特征

所含有的信息量势必减少,因而会对整体的识别率产生影响。

表 1 统计了未分解序列、尺度数分别为 1~5 阶时对应的分解特征序列的识别结果及程序运行时间。因采用的是级联的 SVM 分类器,故程序运行所耗时间随样本所对应的分类器在群组中的位置不同而存在差异。为了解不同阶次的小波分解对算法运行时间的影响,以选择合适的变换尺度,从样本库中随机抽取 20 个样本组成测试序列,对比其在不同尺度分解下算法运行时间变化的幅度,以衡量不同阶次的小波分解对算法运行时间的影响。相对于分类识别样本程序运行所消耗的绝对时间,样本在不同尺度下运行时间的变化幅度更为重要的。本文算法是采用 Matlab V7.0 编写,运行于 Intel Pentium 4 (1.8G),系统内存 512MB(Rambus)。

表 1 小波分解阶数、识别率和运行时间关系

Tab. 1 The relationship among the wavelet decomposed scales, recognition rates and program runtimes

小波尺度数	整体识别率(%) (正确识别样本数/样本总数)	识别率变化(%) (和尺度 0 相比)	20 个随机样本测试平均 分类运行时间(s)	运行时间平均减幅(%) (和尺度 0 相比)
0(输入序列)	91.4(329/360)		0.4038	
1	92.3(332/360)	↑0.9	0.2761	↓32
2	91.2(328/360)	↓0.2	0.2155	↓47
3	80.8(291/360)	↓10.6	0.1547	↓62
4	41.9(151/360)	↓49.5	0.1406	↓65

由表 1 可以看出,未分解序列与进行尺度数 1~2 分解的特征序列对应的整体识别率相当接近,未见明显降低,从尺度数 3 开始,整体识别率急剧下降。由于尺度数 2 兼顾了识别率和运行速度,因此,本文选择尺度数为 2 的 db2 小波来对步态序列进行离散正交小波变换。

#### 4.2.3 算法识别率

使用留一法则 (leave-one-out cross validation) 进行分类结果检测。由于不能假设样本服从正态分布,因此必须进行  $N$  次重复计算,计算量相对较大。相对于人脸识别而言,步态特征的样本数据量相对较小,因此采用留一法检验算法的分类性能是适合的。

表 2 统计了采用 NN、3NN 和支持向量机等 3 种分类器的正确识别率。

表 2 算法的识别率统计

Tab.2 Recognition rates of the method based on mixed gait database

数据库规模	分类器准则	整体正确识别率 (%) (正确识别样本数/样本总数)
数据库 (30 人)	NN	80 (289/360)
	3NN	84 (306/360)
	SVM	91 (329/360)

从表 2 可以看出,对于遵循同样的特征提取和处理方法形成的样本特征序列,采用 SVM 分类器的分类性能比 NN 和 3NN 近邻分类器有了大幅度的提高。

#### 4.2.4 算法性能评估

##### (1) ROS 累计匹配度量

ROS (rank order statistic) 分类性能度量首先在 FERET 人脸识别算法的评估协议中被提出。它是取实际类别最前  $k$  个匹配值的累积概率  $P(k)$  来定义 ROS 度量<sup>[20]</sup> (图 9)。图中横轴表示阶次  $k$ , 垂直轴是正确匹配的累计百分比。实际的正确分类率等价于  $P(1)$ , 即  $k=1$ 。

ROS 可以用于衡量算法的识别收敛性能,而识别特征的有效选择则起决定性的作用。如果识别特征越能够反映对象真实属性,则算法的收敛性能越好,越能够在较少的匹配次数中获得对象的真实类别。本文计算得到的基于 3 个分类器算法的 ROS 特征如图 9 所示。

从图 9 可以看出,前 3 阶对应的累积匹配百分

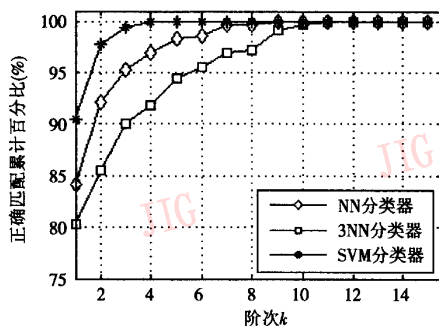


图 9 算法的 ROS 性能度量

Fig.9 Performance evaluation based on ROS measure

值跃升幅度较大,其中,基于 SVM 分类器的累积匹配百分值达到了 99%; 3 种分类器都能在 10 阶累积匹配内迅速收敛,并获得了有效的识别结果,这也验证了步态三方向投影扫描特征选择的有效性。

##### (2) ROC 度量

本文还采用了 ROC (receiver operating characteristic) 曲线来验证分类器的分类性能。ROC 曲线是错误拒绝率 (false rejection rate, FRR) 关于错误接受率 (false acceptance rate, FAR) 的曲线 (如图 10 所示)。FRR 和 FAR 的等错误率点 (equal error rate, ERR) 代表了平均错误率最小的点,其对算法评估具有较高的价值,图 10 中 ERR 直线和 ROC 曲线的交叉点即为等错误率点。对于理想的系统来说,这两个错误率都应该是零,但实际上,这两类错误之间存在相互制约的关系,好的算法应当能够保证二者错误率都比较低。

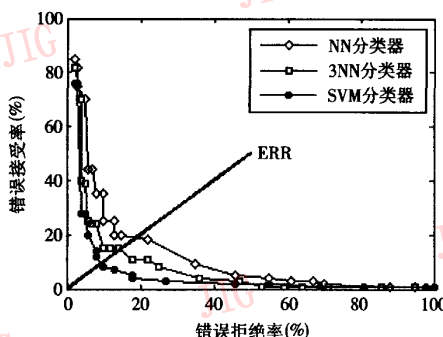


图 10 算法的 ROC 曲线

Fig.10 Performance evaluation based on ROC measure

实验获得如下结果:基于 NN 分类器的 ROC 曲线等概率点 ERR 值为 19%, 基于 KNN 分类器的 ROC 曲线 ERR 值为 15%。而基于 SVM 分类器的

ROC 曲线 ERR 值为 9%。可见 SVM 分类器分类效果强于近邻分类器,这也体现出 SVM 分类器所具有的良好推广性能。

### 4.3 算法比较

缺乏广泛公认的通用步态数据库以及步态数据库构建标准不一致,是目前步态生物特征辨识的两个重要局限,也不利于算法的充分测试和比较(不同的算法对不同的数据库会有不同的识别率)。为此,在分析文献[3]~[15]所涉及的步态数据库特征的基础上,本文按照数据库构建的规模和数据库特征,分别进行了针对性比较。

#### 4.3.1 数据库规模相近条件下的算法对比

表 3 列出和本文采用类似规模数据库的一些文献中相关算法的识别结果,具有一定的可比性,从表 3 统计结果可以看出,本文算法具有较高的识别率。

表 3 几种典型算法的结果比较

Tab. 3 Comparison of several recent algorithms on the homologous database

算法	实验样本规模	最高识别率(%)
文献[15]方法	6人,每人4个序列	83
文献[10]方法	13人,每人4个序列	70
文献[3]方法	20人,每人4个序列	平均83
文献[21]方法	44人,每人4个序列	75
本文方法	30人,每人4个序列	平均91

#### 4.3.2 算法的适应性比较

由于条件限制,本文构建的步态数据库仅仅考虑了步态方向变化和室外自然光因素,没有考虑速度、倾角和局部障碍物的影响,而 Carnegie Mellon 大学的 CMU 步态数据库(图 11)包含 25 人,每人 6 个视角、4 种走路姿态(快速、慢速、倾斜和手持篮球),600 个视频序列于室内均匀光线下摄制,因此,本文在 CMU 步态数据库中进行算法适应性实验,以测试算法对步行速度变化、存在倾角和局部障碍物等因素的稳健性。



图 11 CMU 步态数据库

Fig. 11 Some samples in CMU gait database

表 4 是本文针对 CMU 数据库进行各项实验获得的识别结果,并分别与文献[10]算法和文献[14]算法的结果进行了对比。

表 4 基于 CMU 步态数据库的结果和对比

Tab. 4 Comparison based on CMU database

训练 vs 测试	文献[10]算法	文献[14]算法	本文算法
Slow vs Slow	72	100	100
Fast vs Fast	68	96	100
Incline vs Incline	×	96	97
Ball vs Ball	91	100	98
Slow vs Ball	×	52	57
Slow vs Fast	32	×	64
Fast vs Slow	58	×	64

从表 4 可以看出,本文算法和文献[14]算法的识别结果相近,优于文献[10]的算法,显示出本文算法对于速度变化、存在局部遮挡和一定倾斜度等因素具备很强的适应性。

需要说明的是,由于 CMU 步态数据库是在室内均匀光照条件下摄制和提取步态数据的,没有室外阳光条件下出现阴影的现象,而且提供了标准的背景图像,无需进行背景建模估算,因此,较之于室外提取的步态特征数据,CMU 库于室内提取的数据无疑是非常准确的。在同类型序列比对情况下(如快速 vs 快速),本文算法针对 CMU 数据库获得的识别结果(100%)优于针对自建室外步态数据库所获得的识别结果(91%)。

## 5 结论

本文提出的步态识别算法,在模拟中小型应用环境的 30 人规模步态数据库中进行了仿真实验,不仅结果验证了算法的有效性,而且识别率也获得有效的提高,初步具备应用条件。

对轮廓图像进行 3 方向扫描,以获取充分的步态信息量,以及利用小波分解来提取步态特征,具有维数约简和对轮廓图像随光照变化不敏感的优点,这是本文提出的步态识别算法在实验中取得较高识别率的主要原因之一;支持向量机作为分类器具有很高的推广性能,且无需先验知识,这是本文提出的步态识别算法在实验中取得较高识别率的另一重要原因。

进一步的研究将集中以下几方面:①在提取对于视角与人的走路速度不敏感的步态特征;②建设更大规模的数据库进行算法性能测试;③寻求更有效的多变量时变数据的分类器;④基于模型的角度进行步态特征提取和分析识别。此外,寻求真实场景中经常发生的干扰、遮挡等意外因素影响下算法的应对策略也具有重要的实用意义。

**致谢** 本文实验涉及的部分步态数据资料来源于中国科学院自动化研究所生物测试中心步态数据库(NLPR)、Carnegie Mellon大学CMU步态数据库,于此表示感谢。

### 参考文献(References)

- Murray M P, Drought A B, Kory R C. Walking patterns of normal men[J]. *Bone and Joint Surgery*, 1964, 6-A(2): 335 ~ 360.
- Johansson G. Visual perception of biological motion and a model for its analysis [ J ]. *Perception and Psychophysics*, 1973, 14: 201 ~ 211.
- Wang Liang, Hu Wei-ming, Tan Tie-niu. Gait-based human identification [ J ]. *Chinese Journal of Computer*, 2003, 26 ( 3 ): 353 ~ 360. [ 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 L, Hu W M, Tan T N. Silhouette analysis based gait recognition for human identification [ J ]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2003, 25 ( 12 ): 1505 ~ 1518.
- Wang L, Hu W M, Tan T N. Fusion of static and dynamic body biometrics for gait recognition [ J ]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology Special Issue on Image and Video-Based Biometrics*, 2004, 14 ( 2 ): 149 ~ 158.
- Lee L, Grimson W E L. Gait analysis for recognition and classification [ A ]. In: *Proceedings of IEEE Conference Face and Gesture Recognition '02* [ C ], Washington, D C, USA, 2002: 55 ~ 62.
- Cunado D, Nixon M, Carter J. Using gait as a biometric, via phase-weighted magnitude spectra [ A ]. In: *Proceedings of International Conference on Audio and Video-based Biometric Person Authentication* [ C ], Crans-Montana, Switzerland, 1997: 95 ~ 102.
- Huang P, Harris C, Nixon M S. Human gait recognition in canonical space using temporal templates [ J ]. *Vision Image and Signal Processing*, 1999, 146 ( 2 ): 93 ~ 100.
- Shutler J, Nixon M, Harris C. Statistical gait recognition via temporal moments [ A ]. In: *Proceedings of IEEE Southwest Symposium on Image Analysis and Interpretation* [ C ], Austin, Texas, USA, 2000: 291 ~ 295.
- Kale A, Cuntoor N, Yegnanarayana B, et al. Gait analysis for human identification [ A ]. In: *Proceedings of 4th International Conference on Audio and Video-Based Biometric Person Authentication* [ C ], Guildford, U. K., 2003: 706 ~ 714.
- Kale A, Rajagopalan A N, Cuntoor N, et al. Identification of humans using gait [ J ]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2004, 13 ( 9 ): 1163 ~ 1173.
- Phillips P J, Sarkar S, Robledo I, et al. Baseline results for the challenge problem of human ID using gait analysis [ A ]. In: *Proceedings of the Fifth IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition* [ C ], Washington, DC, USA, 2002: 137 ~ 143.
- Collins R, Gross R, Shi J. Silhouette-based human identification from body shape and gait [ A ]. In: *Proceedings of the Fifth IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition* [ C ], Washington, DC, USA, 2002: 351 ~ 356.
- Zhang R, Christian V, Dimitris M. Human gait recognition [ A ]. In: *Proceedings of the 2004 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops* [ C ], Washington, DC, USA, 2004: 18 ~ 28.
- Foster J, Nixon M, Prugel-Bennett A. New area based metrics for gait recognition [ A ]. In: *Proceedings of International Conference on Audio and Video-based Biometric Person Authentication* [ C ], Halmstad, Sweden, 2003: 312 ~ 317.
- Duan J G, Liao Q M. Moving object extraction in diving video sequence [ A ]. In: *Proceedings of the 5th world Multi-conference on Systemics, Cybernetics and Informatics* [ C ], Orlando, USA, 2001: 67 ~ 71.
- Oppenheim A V, Schaffer R W. *Digital Signal Processing* [ M ]. Englewood Cliffs, New Jersey, USA: Prentice Hall, 1975.
- Burrus C S, Gopinath R A, Guo H. *Introduction to wavelets and wavelet transform: A Primer* [ M ]. Englewood Cliffs, New Jersey, USA: Prentice Hall, 1998.
- Cortes C, Vapnik V. Support vector networks [ J ]. *Machine Learning*, 1995, 20 ( 3 ): 273 ~ 297.
- Phillips J, Moon H, Rizvi S, et al. The FERET evaluation methodology for face recognition algorithms [ J ]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2000, 22 ( 10 ): 1090 ~ 1104.
- BenAbdelkader C, Cutler R, Davis L. Motion-based recognition of people in eigengait space [ A ]. In: *Proceedings of the fifth IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition* [ C ], Washington, DC, USA, 2002: 267 ~ 272.