

多分类器信息融合的步态识别算法

叶波 文玉梅 何卫华

(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 400044)

摘要 融合运动人体整体轮廓和局部关节的特征信息,提出了一种新的步态识别算法。对每个序列进行运动轮廓抽取,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,转换为对应的特征向量;对级联的特征向量分别采用离散正交小波变换(DWT)和核主元分析法(KPCA)提取轮廓时空变化所蕴涵的非线性步态信息,构成两个独立的全局特征分类器。对运动人体髋关节和膝关节建模,根据步态运动的准周期性,将关节角度时序信息按傅里叶级数形式展开,采用遗传算法搜索各次谐波的系数并进行尺度变换,生成局部关节时变特征向量,构成局部特征分类器。最后采用贝叶斯多分类器融合决策规则,融合整体和局部特征。在CMU步态数据库中进行实验,结果验证了算法的有效性,识别性能和验证性能都获得有效的提高。

关键词 步态识别 多分类器融合 小波变换 核主元分析 运动关节建模

中图法分类号: TP391.41 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2009)08-1627-11

Gait Recognition Based on the Fusion of Multiple Classifiers

YE Bo, WEN Yu-mei, HE Wei-hua

(Key Laboratory of Optoelectronic Technology and Systems of the Education Ministry of China,
College of Optoelectronic Engineering, Chongqing University, Chongqing 400044)

Abstract A new approach to gait recognition based on fusion of the information of global silhouette and local joint angle is proposed. The vector data scanned from horizon, vertical and diagonal of the outer contour of binarized silhouette of a walking person are chosen as the basic image feature. Two independent global classifiers are established respectively by the decomposed feature based on the discrete wavelet transformation(DWT) and the nonlinear components of basic gait features extracted based on kernel principal component analysis(KPCA). The coax and knee joint of moving body are simply modeled. The acquired joint angle information is expanded in Fourier series form in view of the periodic character of gait activity. The genetic algorithm is applied to search for the expanding coefficients, and the local feature classifier is established by the normalized eigenvector about joint angle. At last, the global and local features are fused based on different Bayesian combination rules on decision level to improve the performance of both identification and verification. This algorithm is applied to CMU database. Extensive experimental results demonstrate that the proposed algorithm performs nicer classification and verification capability.

Keywords gait recognition, multiple classifiers fusion, DWT, KPCA, arthrosis-based modeling

1 引言

人的步态是一种日益受到重视的生物测量特

征,它通过人步行的方式,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,和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

基金项目:重庆市科委自然科学基金计划项目(CSTC 2006BB2155)

收稿日期:2007-01-29;改回日期:2007-08-23

第一作者简介:叶波(1968~),男,重庆大学光电工程学院博士研究生。主要研究方向为模式识别与图像处理。E-mail: Edwardyb@yahoo.com.cn

等特征。早期的医学研究就已经表明步态具备唯一性^[1],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^[2]。

步态识别研究近几年来备受关注,文献[3]~[12]报道了近年来基于步态生物特征识别的典型方法,可以分为基于模型和基于统计特征两类。基于模型的步态识别方法预先建立模型,通过模型和图像序列的匹配获得模型参数,用这些参数作为步态特征进行分类。基于统计特征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类统计值,从步态中提取统计参数,因此,其核心是采取适当的方式描述步态的时空变化模式。

上述方法经过实验验证是成功的,充分说明步态作为一种新兴的生物测量特征具有很大的研究和应用潜力。基于模型的步态识别方法,有利于解决人运动过程中出现的遮挡现象,但模型的建立、特征的处理过程烦琐,计算量大,参数匹配中误差难以避免;基于统计特征的步态识别算法,计算效率高、易于实现,但受到从背景中分割运动对象效果的影响较大,对光照信号的变化敏感,一旦场景中出现遮挡现象识别能力将受到较大影响^[13]。

由于采集数据的不充分、不完备,及实现技术的不完善等多方面的客观条件限制,不论基于模型还是基于统计特征进行步态识别,单一分类器错误率往往难以得到进一步的降低。事实上,在分类过程中,不同的分类器可能会产生不同的错误,不可能有任何条件下都能完美适用的分类器^[14],因此,将多个分类器联合是一个合理的选择。分类器融合的目的是发挥各分类器的长处,获得比单个分类器更高的分类正确率。研究人员已发现模式的不同特征或不同分类方式可互为补充,提高整体识别性能^[15-16]。这种融合的方法对于诸如存在大量噪声、有限的训练样本或高维模式等复杂问题尤为有效。

Wang 提出一种融合动态和静态特征、实现步态分类的方法^[10],是在单一视角(其步态数据库由 3 个视角运动方向构成,只在运动方向和摄像平面垂直(0°)方向进行了算法验证)步态识别中应用多分类器信息融合所做最早的成功尝试,不足之处在于没有考虑步态复杂性(步速变化、视角变化、存在遮挡)对其算法的影响;Cuntoor 尝试结合行走过程中人手和腿摆动的动态特性和身高等静态特征进行人身份辨识^[17],并在多种步态数据库中进行了抽样实

验,但其单分类器只考察了水平正反方向的投影,并没有利用其他方向投影所蕴涵的步态信息,而人运动器官的相互牵引和结构的完整性决定了其他如垂直方向投影在步行过程中也存在时变信息,因此算法的识别率和收敛能力没有充分挖掘;Han 结合真实人体轮廓时空模板和模拟轮廓畸变的合成模板,构成不同分类器,进行融合决策^[18],由于融合的两个组成部分都是基于全局轮廓特征,因此当出现遮挡和阴影等因素造成所提取轮廓出现大幅度残缺时算法的稳健性尚待验证;Wang 提出融合同一目标、多个视角各自分类信息做出最后判断,并获得了良好的验证结果^[19],同样,由于各视角内都采用基于全局轮廓特征的傅里叶描绘子来反映步态特征,因此当出现遮挡和阴影等因素造成所提取轮廓出现大幅度残缺时算法的稳健性也尚待验证;Veres 在现有的两种分别基于模型和基于统计特征分类器基础上,提出一种投票融合规则,对跨时间步态识别率衰减问题做出了新的尝试^[20]。

作为一个有机构成整体,人的步行牵涉到各个运动器官复杂的协调变化。从外部体现上看,可以从人轮廓的整体变化和腿部的运动特性两个角度来审视。前者表现为步态的全局变化特征,后者表现为步态的局部变化特征。综合全局和局部两方面的信息,无疑有助于全面考察步态所蕴涵的人身份信息,增加算法对步速变化、坡度变化和遮挡等因素影响的稳健性。因此,本文从新的角度提出基于步态的全局轮廓时变特征和下肢运动关节局部变化特征,采用多分类器信息融合的方法进行步态识别。

算法首先对每个序列进行运动轮廓抽取,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,转换为对应的基本特征向量;对级联的基本特征向量采用离散正交小波变换(DWT)提取轮廓时空变化所蕴涵的低维且抑制了噪声的步态信息,采用核主元分析法(KPCA)提取投影数据中所蕴涵非线性的轮廓边沿结构信息,分别构成两个全局特征分类器。然后对运动人体下肢髋关节和膝关节建模,根据步态运动的准周期性,将关节角度时序信息按傅里叶级数形式展开,采用遗传算法搜索各次谐波的系数并进行尺度变换,生成局部关节时变特征向量,构成局部特征分类器。最后采用贝叶斯多分类器融合规则,在决策层实现整体和局部特征的融合判决。算法完整框架如图 1 所示。

目前还没有步态图像数据库样本数量大到足以

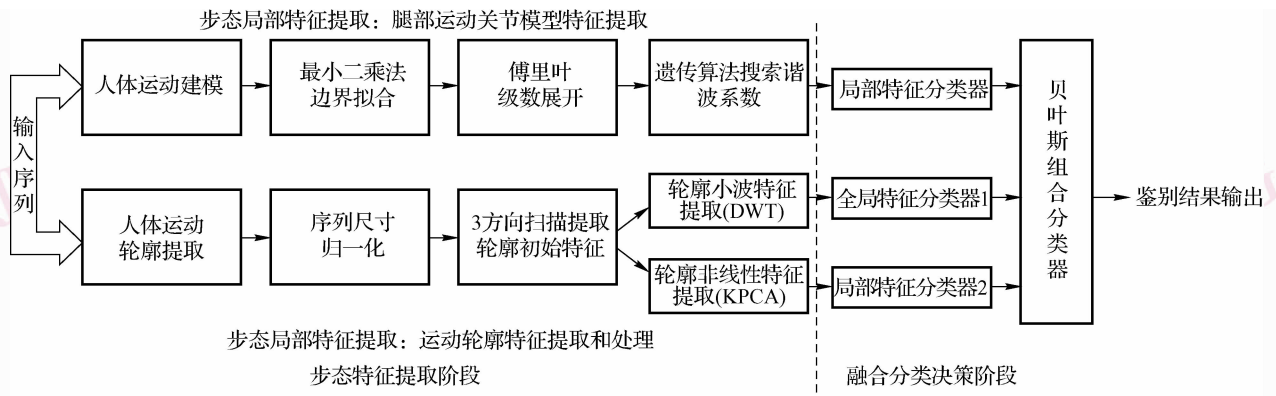


图 1 算法框架

Fig. 1 Overview of the proposed method

反映整个样本空间,充分利用有限的样本信息成为建立更为完整样本空间的关键。而基于不同特征子空间变换所构成分类器的分类结果,呈现较大的互补性,同时也降低设计多特征单分类器的复杂性^[21]。因此,本文考虑采用了两种处理方法(DTW和KPCA)获取时空轮廓信息中所蕴涵不同类型步态全局特征、构成两个全局分类器。

2 基于时空轮廓步态特征描述和提取

以时变的目标轮廓为基础提取全局步态特征,构成步态全局分类器。

2.1 运动人体轮廓提取

采用背景消减法来提取运动目标。先计算出背景图像和当前图像的差值,再对差值图像进行二值化,得到二值图像,如图 2(a)~图 2(c)所示。

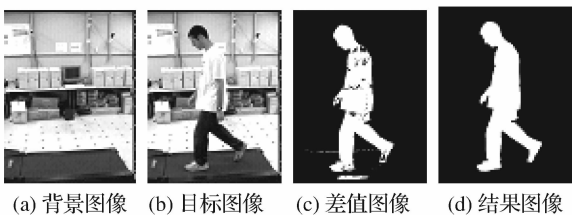


图 2 目标、背景和提取的轮廓示例

Fig. 2 Example of silhouette extraction

由于光照变化以及背景干扰等原因,经过上面的处理之后的图像仍然存在着部分噪声,因此还需对二值图像做进一步的后处理:采用形态学膨胀和腐蚀算子滤除噪声和填充小的空洞,然后执行连通分量分析来提取呈单连通的运动目标。最终提取出

来的人体轮廓如图 2(d)所示。

由于所提取的轮廓图像尺寸是变化的,为便于后期识别需要,以人体高度为基准,将轮廓图像统一映射为 148 × 108 尺寸,水平方向同比例变化。

2.2 步态时空轮廓特征描述

在人体的运动过程中,由于全身肌肉和骨骼的牵引,各个运动器官处于周期性变化状态。轮廓图像是人体运动在摄像焦平面内的投影,其中目标的宽度同步呈现周期性变化。由于身体几何形态、健康状态甚至心理状态存在着差异,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 采用轮廓宽度特征进行步态识别^[6-7],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,提出分别从水平(宽度)、垂直(高度)和对角线(斜向)

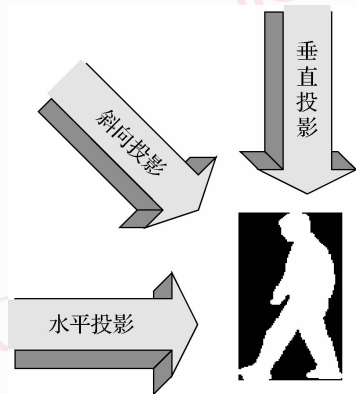


图 3 3 方向投影扫描

Fig. 3 3 directional scanning projection

等 3 个方向进行投影扫描(图 3),计算轮廓内灰度不为零的像素个数,提取步态特征数据。

特征向量集构成如下:

(1)对二值轮廓图进行水平投影扫描,获得规整列向量 I_1 (维数:148 × 1);

(2)对二值轮廓图进行垂直投影扫描,获得规整列向量 I_2 (维数:108 × 1);

(3)对二值轮廓图进行斜向投影扫描,获得规

整列向量 I_3 (维数:184 × 1);

(4)将 I_1, I_2 和 I_3 顺序级联,合并构成规整列向量 I (维数:440 × 1)。

图 4 分别展示样本 04006 于“Slowwalk”状态第 10 帧的原图(图 4(a))、二值轮廓图(图 4(b))、水平方向投影扫描所提取的单一特征向量(图 4(c))和步态周期内全部样本特征向量集(图 4(d))。坐标“0”对应于头顶,坐标“150”对应于脚底。

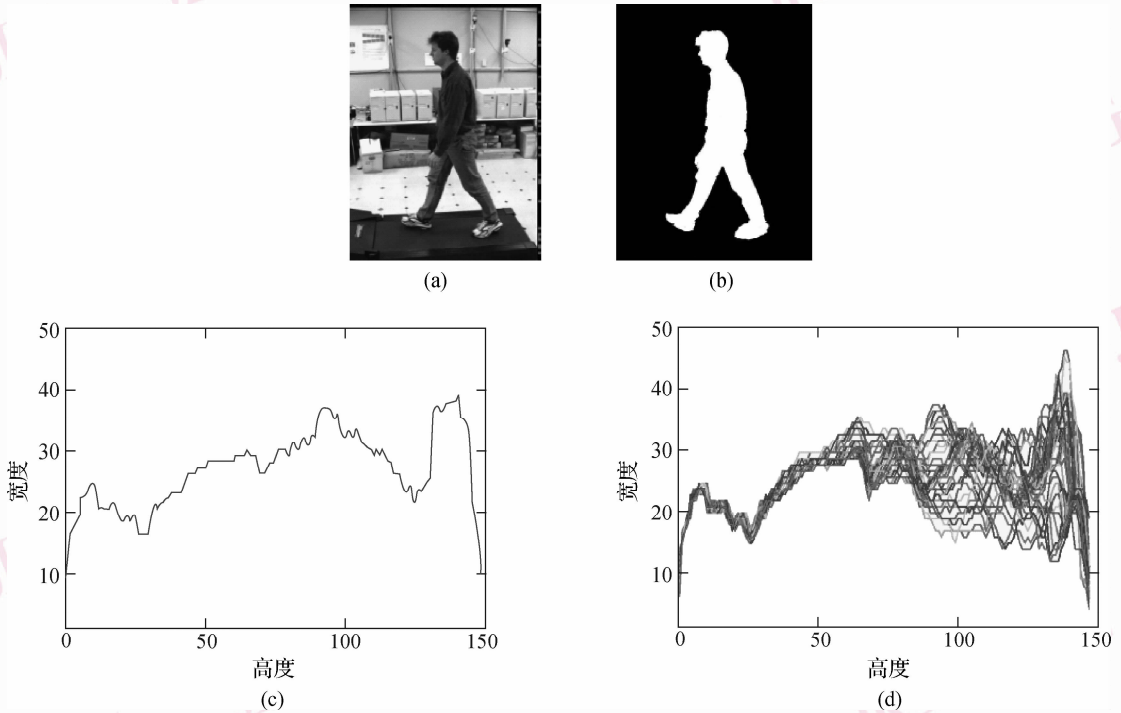


图 4 样本水平扫描(宽度)特征向量和周期内向量集合

Fig. 4 A sample and its feature vectors in horizontal direction

2.3 步态全局特征提取

2.3.1 步态特征的小波提取

步态特征序列是一种典型的时间序列,而时间序列数据是信号处理应用中一类非常重要的数据,它反映了属性值在时间顺序上的特征。时间序列可能是一个很长的序列,在进行模式匹配之前,需要对数据进行降维处理。

离散小波变换将时间序列分为尺度部分和细节部分^[22]。尺度部分通过待分析序列卷积低通滤波器得到,反映了原序列的大致趋势和走向;而细节部分通过待分析序列卷积高通滤波器得到,表示信号在细节上的差异。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 DWT,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^[23]。即

$$Dist(C_1, C_2) > dist(C_1, C_2) \quad (1)$$

式中, $Dist(C_1, C_2)$ 是原始序列之间的欧式距离, $dist(C_1, C_2)$ 是小波域序列的欧式距离。如果 $Dist(C_1, C_2) < \varepsilon$, 则必有 $dist(C_1, C_2) < \varepsilon$ 。

正交小波保距性保证了降维后序列对比的有效性。即在小波域识别研判包含了所有的正确结果,不会出现漏判。但可能存在过判或称为虚警,即存在小波域研判满足条件,而时域却不满足真实条件的序列。因此,在小波域判别结果基础上,需要对原序列进行二次复核。识别集是一个小序列集合,带来的额外计算量不大。

图 5 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。从图 5 中可以看出,DWT 对原始步态水平扫描特征序列进行等序长分解,产生尺度信号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,实现维数约简^[24]。

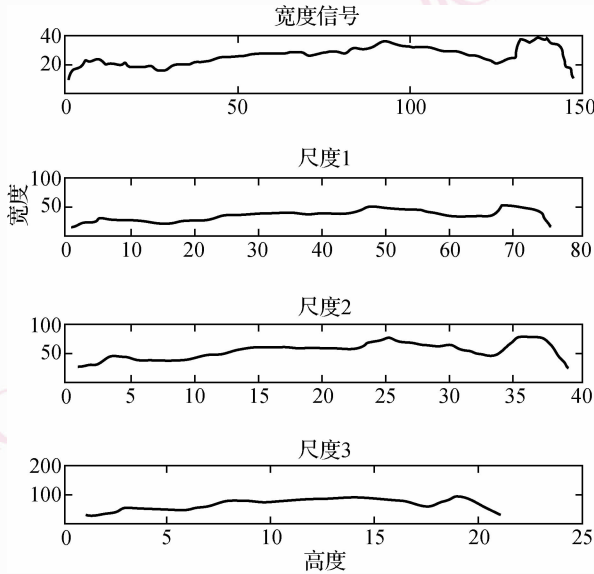


图 5 宽度序列和 1~3 阶分解序列示意图

Fig. 5 A feature vector in horizontal direction and its decomposed sequences at scales 1~3

2.3.2 步态特征的 KPCA 提取

传统的主元分析法进行特征抽取时只考虑了图像数据的二阶统计信息,未能利用数据中的高阶统计信息,忽略了多个像素间的非线性相关性。研究表明,一幅图像的高阶统计往往包含了图像像素间的非线性关系,比如边缘、曲线的结构信息。如果充分采用曲线和边缘等非线性结构特性来描述对象特征,无疑将有利于提高识别目标的能力。核主元分析(KPCA)基于输入数据的高阶统计,描述了多个像素间的相关性,所以 KPCA 能够捕捉这些重要的信息,更好地反映对象的本质属性^[25]。因此,出于更准确地提取步态本质特征的考虑,本文还采用了核主元分析方法对轮廓投影特征向量进行非线性结构特征抽取。

核主元分析的思想是通过引入一个非线性变换 Φ ,把样本向量 X_k 由输入空间 R^N 映射到高维特征空间 F ,然后在特征空间 F 中利用主元分析法(PCA)进行特征提取。 $\Phi: R^N \rightarrow F, X_k \rightarrow \Phi(X_k), k = 1, \dots, M$ 。关于 KPCA 原理详细的阐述参见文献^[25]。

3 基于下肢运动关节的步态特征描述

以目标下肢髋关节和膝关节组成复合关节为基础提取关节角度变化,构成局部步态分类器。

3.1 基于运动关节的步态特征描述

文献^[26]中的 Stick 模型把人体看成是由若干刚体构件组成的机构。考虑到腿部运动是步态的主要组成部分,本文对 Stick 模型进行简化,仅对运动人体的大腿和小腿进行局部建模分析,获得大腿和小腿关节角度的时变序列。

运用边界搜索检测出轮廓图像中的大腿(或小腿)边界。采用线性最小二乘法对人体轮廓图像中的大腿(或小腿)边界进行线段拟合,将拟合结果作为本文模型中大腿(或小腿)的对应线段。设拟合出来的线段所在直线为 $y = a_0 + b_0x$,则大腿(或小腿)对应关节角度 θ 为

$$\theta = \frac{[90^\circ - \text{abs}(\arctan(b_0))]b_0}{\text{abs}(b_0)} \quad (2)$$

对序列轮廓图像所有帧进行上述处理,提取出大腿和小腿关节角度的时序信息。

3.2 遗传算法搜索傅里叶级数系数

Murray 的步态研究表明步态运动具有准周期性的特点^[1]。文献^[27]使用自相似图确定步态周期,本文则将最大轮廓宽度取得极大值时对应的图像帧确定为步态周期的起始点。由于单个周期包含了周期信号的全部信息,本文选取步态序列中任意一个步态周期参与步态识别过程。

根据傅里叶理论,周期性连续信号可以按照傅里叶级数形式进行展开。例如,周期为 T 的连续信号 $x(t)$,可展开成式(3)。

$$x(t) = a_0 + \sum_{k=1}^M \left(b_k \cos \frac{2\pi kt}{T} - c_k \sin \frac{2\pi kt}{T} \right), M \rightarrow \infty \quad (3)$$

式中, a_0 为信号的直流分量, b_k, c_k 对应信号各次谐波的系数, M 是最大谐波次数。对于步态信号而言,Angeloni 的研究表明,正常步态的最大频率成分不超过 5 Hz,而正常步态单个周期的持续时间大约为 1s,即正常步态的基波频率为 1 Hz^[28]。鉴于此,本文对大腿和小腿关节角度的时序信息进行傅里叶级数展开时,均取 $M = 5$ 。由于人体行进过程中的遮挡问题以及其他干扰因素的存在,总会出现某些帧的关节角度信息难以提取的情况,因此无法直接求

解出各次谐波系数。

遗传算法是模仿自然界生物进化机制发展起来的随机全局搜索和优化方法,它能在搜索过程中自动获取和积累有关搜索空间的知识,并自适应地控制搜索过程以求得最优(或近似最优)解。本文采用遗传算法来搜索各次谐波的系数,本质上是根据提取出来的有限帧关节角度,对一个步态周期内关节角度的连续变化规律进行估计。选定的待优化目标函数为

$$F = \sum_{t=1}^N \left(\left(\frac{\hat{x}(t)}{x(t)} - 1 \right)^2 + \left(\frac{x(t)}{\hat{x}(t)} - 1 \right)^2 \right) \quad (4)$$

依据式(4)进行多次搜索,选择当 F 取得最小值时的那组系数值($a_0, b_k, c_k, k=1, 2, \dots, 5$)作为步态周期的各次谐波系数。式中 N 为一个步态周期内的总图像帧数, $x(t)$ 表示由第 t 帧图像得到的大腿(或小腿)关节角度值, $\hat{x}(t_i)$ 是根据遗传算法搜索得到的系数带入式(3)计算得到。图 6 给出了根据遗传算法和已知关节角度信息,估计出来的某步态周期内大腿和小腿关节角度值的连续性时序变化过程。可以看出,在关节角度值已知处,估计值具有较高的估计精度。

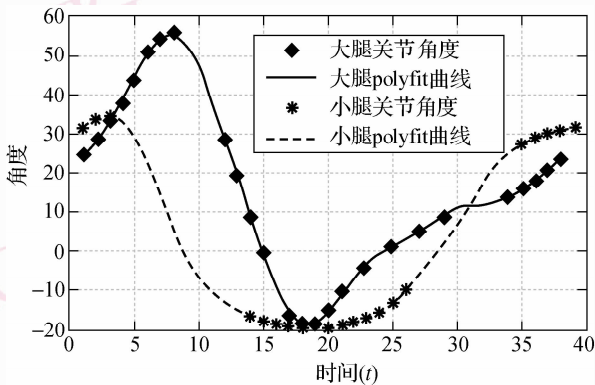


图 6 遗传算法估计出的关节角度时序变化

Fig. 6 Estimation of joint angle versus time by genetic algorithm

实验发现,同一个人不同步态周期中,对应的大腿(和小腿)关节角度时序变化的估计曲线颇为相似,而不同人对应的估计曲线之间则存在一定的差异。图 7 给出了不同人的大腿关节角度时序变化的估计曲线。

3.3 生成步态特征向量

不同人正常步下步态周期的持续时间可能有些差异,即便是同一个人,在不同步态模式下(如快步

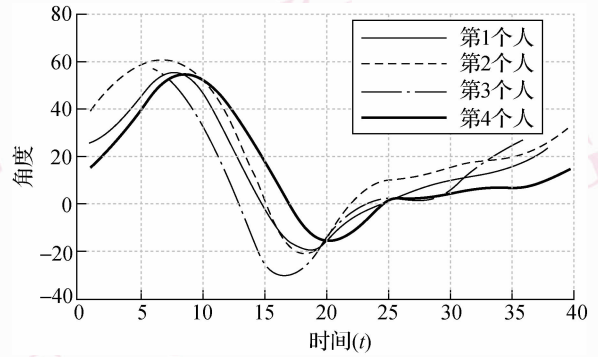


图 7 不同人的大腿关节角度时序变化估计曲线

Fig. 7 The estimation line of joint angle versus time for different people

走与慢步走)对应的步态周期也是不一致的。显然,必须对遗传算法搜索出的各次谐波系数进行尺度变换,方能实现准确的步态识别。利用傅里叶变换的尺度缩放性质,将不同对象的幅度谱统一到相同的频率点,并将变换后各次谐波系数的幅度值,即 d_k ($d_0 = a_0, d_k = \sqrt{a_k^{-2} + b_k^{-2}}, k=1, 2, \dots, 5$) 所组成的矢量,作为步态特征向量,用来进行步态的分类识别。

4 分类器和分类信息融合策略

4.1 近邻分类器

采用了基于距离度量的最近邻分类器(NN),对样本序列进行识别研判。对于样本序列,我们采用样本质心序列和归一化欧氏距离,来描述样本序列和序列之间的相似性^[8]。

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

$$C = \frac{1}{N} \sum_{m=1}^N S_m \quad (5)$$

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,可以用作所属类的均衡表示。归一化欧氏距离定义为

$$Dist(C_1, C_2)^2 = \left\| \frac{C_1}{\|C_1\|} - \frac{C_2}{\|C_2\|} \right\|^2 \quad (6)$$

式中, C_1 与 C_2 为两个不同序列的投影质心。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 $Dist(C_1, C_2)^2$ 的最小值(NN分类器)。

4.2 融合规则

步态分类器产生的分类量值通常是基于近邻分

类器,用测试样本与最接近的参考样本之间的距离度量来确定,并不是直接估算分类器的后验概率。

设有 N 类步态模式 $X_n (n=1,2,\dots,N)$, 有 M 个不同分类器,对于每一个待测样本 X , 每个分类器输出为 $R_m (m=1,2,\dots,M)$ 。文献[29]所使用的后验概率估算公式,将距离度量一一映射、转换为分类器后验概率估计值。

$$P(X_i | R_m) = \frac{1}{N-1} \left\{ 1 - \frac{Dist_i}{\sum_{j=1}^N Dist_j} \right\} \quad (7)$$

式中, i 为待测样本序数, j 为待测样本和 N 类模式之间距离度量序数。

Kittler 在基于最小错误率的贝叶斯理论基础上提出了分类器组合理论框架^[30],即理论分析常见的积、和、中值等多分类器融合方法进行多分类器信息融合。

- 乘积规则

$$n = \arg \left(\max_{i=1,2,\dots,N} \prod_{m=1}^M P(X_i | R_m) \right) \quad (8)$$

- 均值和规则

$$n = \arg \left(\max_{i=1,2,\dots,N} \sum_{m=1}^M P(X_i | R_m) \right) \quad (9)$$

$$\text{或 } n = \arg \left(\max_{i=1,2,\dots,N} \left(\underset{m=1,2,\dots,M}{\text{med}} P(X_i | R_m) \right) \right) \quad (10)$$

- 最大值规则

$$n = \arg \left(\max_{i=1,2,\dots,N} \left(\max_{m=1,2,\dots,M} P(X_i | R_m) \right) \right) \quad (11)$$

- 最小值规则

$$n = \arg \left(\max_{i=1,2,\dots,N} \left(\min_{m=1,2,\dots,M} P(X_i | R_m) \right) \right) \quad (12)$$

由于本文各分类器的错误率接近,因此融合中没有考虑加权问题。

5 实验

5.1 步态数据库

采用 Carnegie Mellon 大学 CMU 步态数据库,验证算法的实际分类性能。CMU 步态数据库(图8)包含 25 人,每人 6 个视角、4 种走路姿态,600 个视频序列,于室内均匀光线下拍摄。每一个视频序列约 11s 长,帧频率 30fps,图像分辨率为 640×480 。4 种步态包括快步走(fast-walk)、慢步走(slow-walk)、倾斜走(incline-walk)及抱球走(ball-walk)。这 4 种姿态基本上涵盖了正常步行中可能出现的各种情况,能够比较完整地检测算法的适应性和稳健性,这

也是选择 CMU 库进行算法测试的原因所在。

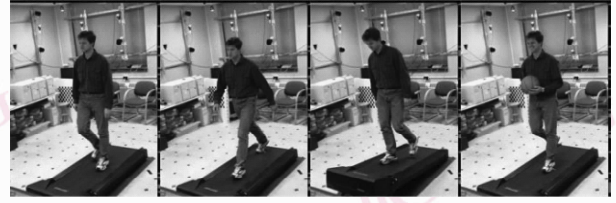


图8 CMU 步态数据库

Fig. 8 Samples in CMU gait database

在 CMU 步态数据库中选择步行方向和摄像平面重合的视角中每个序列的一半周期作为训练样本,再选择另一半周期作为测试样本,分别进行算法适应性实验,测试算法对步行速度变化(fast vs fast, slow vs slow)、存在步行倾角(incline vs incline)和局部障碍物(ball vs ball)等因素的稳健性。

5.2 实验与分析

实验选择了最近邻标本模式分类方法,从分类性能、验证性能两个方面对算法进行验证。本文算法是采用 Matlab V7.0 编写,运行于 Intel Pentium 4 (1.8 G),系统内存 512 MB(Rambus)。

5.2.1 参数选择

分别采用了 Daubechies, Coiflets 和 Symlets 等正交小波函数进行试验,结果表明,正交小波函数的选择对识别率没有本质的影响。选择 db2 小波函数进行离散正交小波变换。对步态特征信号进行离散正交小波变换,分解的尺度数和整体识别率存在密切关系。尺度数过大,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,对整体的识别率产生影响。尺度数 2 兼顾了识别率和运行速度^[24],因此,选择尺度数为 2 的 db2 小波,对步态序列进行离散正交小波变换。

在核主元分析提取全局非线性特征中,采用 $d=3$ 的多项式核函数 $K(X_i \cdot X_j) = (X_i \cdot X_j)^d$ ^[31]。

5.2.2 算法识别率

使用留一法则进行分类结果检测。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 1 分别统计了目标步行方向和摄像平面重合视角(0°)中单一全局特征和局部特征所构成分类器和 4 种融合策略下所构成组合分类器的正确识别率(CCR)和等错误率

(EER)值。

从表 1 可以看出:

(1) 在正常的平稳步行状态下,单一基于轮廓全局特征和基于局部运动特征的分类器,都可以获得较好的识别率;

(2) 当运动状态发生改变,出现倾斜运动(incline vs incline)和局部障碍物遮挡(ball vs ball)现象时,单一分类器的识别率出现程度不同的下跌。其原因在于 CMU 步态数据库采用在跑步机上步行摄像方式建库,这就为分割带来了很大干扰,导致轮

廓分割效果不理想。这一点在倾斜模式情况更加严重;

(3) 采用 Bayes 融合准则进行多分类器融合,获得了令人满意的效果,识别率都超过单一分类器。显示出多分类器组合提供了不同特征模式间信息相互补充的特性。其中,采用和(或均值)统计规则融合效果最为理想,显示其抑制估计误差、提供信息补充的能力最强,这一点在文献[10]、文献[30]中也得到类似的验证。

表 1 算法的识别率和等错误率统计

Tab. 1 Summary of CCR and EER

单位:%

特征和分类器	fast vs fast		slow vs slow		ball vs ball		incline vs incline		平均		
	CCR	EER	CCR	EER	CCR	EER	CCR	EER	CCR	EER	
单一分类器	全局特征(DWT)	92	13	92	14	90	14	90	14	91	13.75
	全局特征(KPCA)	93	11	94	11	87	10	90	12	91	11
	局部特征(关节级联)	94	8	94	8	92	10	86	14	91.5	10
多分类器融合	乘积规则	98	4	97	3	96	5	95	5	96.5	4.25
	和值规则	100	4	100	4	98	5	98	5	99	4.5
	最大值规则	100	3	98	4	96	5	96	6	97.5	4.5
	最小值规则	96	5	96	5	94	7	92	6	94.5	5.75

5.3 算法性能评估

5.3.1 识别性能评估

CMS(cumulative match score)性能评估首先在 FERET 人脸识别的算法评估中提出^[32]。取实际类别前 k 个匹配值的累积概率 $P(k)$ 来定义 CMS 度量。横轴表示阶次 k , 垂直轴是正确匹配的累计百分比。

CMS 度量可以衡量算法的识别收敛性能,而识别特征的有效选择起决定性作用。识别特征越能够反映对象真实属性,算法的收敛性能越好,能够在较少的匹配次数中获得对象的真实类别。图 9 显示了目标步行方向和摄像平面重合视角(0°)中 4 种步行状态下 3 种单分类器以及基于和规则、最小值规则的组合分类器算法 CMS 特征。只列出和规则和最小值规则的原因在于实验显示两者是 Bayes 统计融合中效果最理想和效果最差者,而乘积规则和最大值规则融合效果介于两者之间。

从图 9 可以看出:

(1) 正常步行状态下,单分类器都能在 $Rank = 8$ 以内迅速收敛, $Rank \geq 3$ 以上的累计匹配概率都

大于 96%, 显示本文提出的基于时空轮廓 3 方向投影、分别采用小波和核主元分析提取全局步态特征,以及采用下肢复合运动关节提取局部步态特征所构建的分类器,都具有良好的识别性能;

(2) 基于下肢复合运动关节的局部分类器在倾斜步行状态效果相对不理想,其原因可能在于相对于其他 3 个步行模式,下肢髋关节和膝关节在倾斜模式中没有充分展开,同时存在局部非刚性形变,导致识别性能下降;

(3) 在 ball_walk 状态,基于核主元分析的全局分类器效果不理想,其原因可能在于运动目标手持的保龄球轮廓改变了较大区域内的图像结构,导致投影数据所蕴涵的非线性特性出现较大混淆变化所致。而基于运动关节的分类器在该状态表现最好,其原因首先在于保龄球在摆动过程中没有影响膝关节变化的特征提取,对髋关节的影响也有限,其次,采用遗传算法进行运动关节参数变化所进行的随机全局搜索和优化,它能在搜索过程中自动获取和积累有关搜索空间的知识,并自适应地控制搜索过程以求得最优(或近似最优)解,因此可以在一定程度

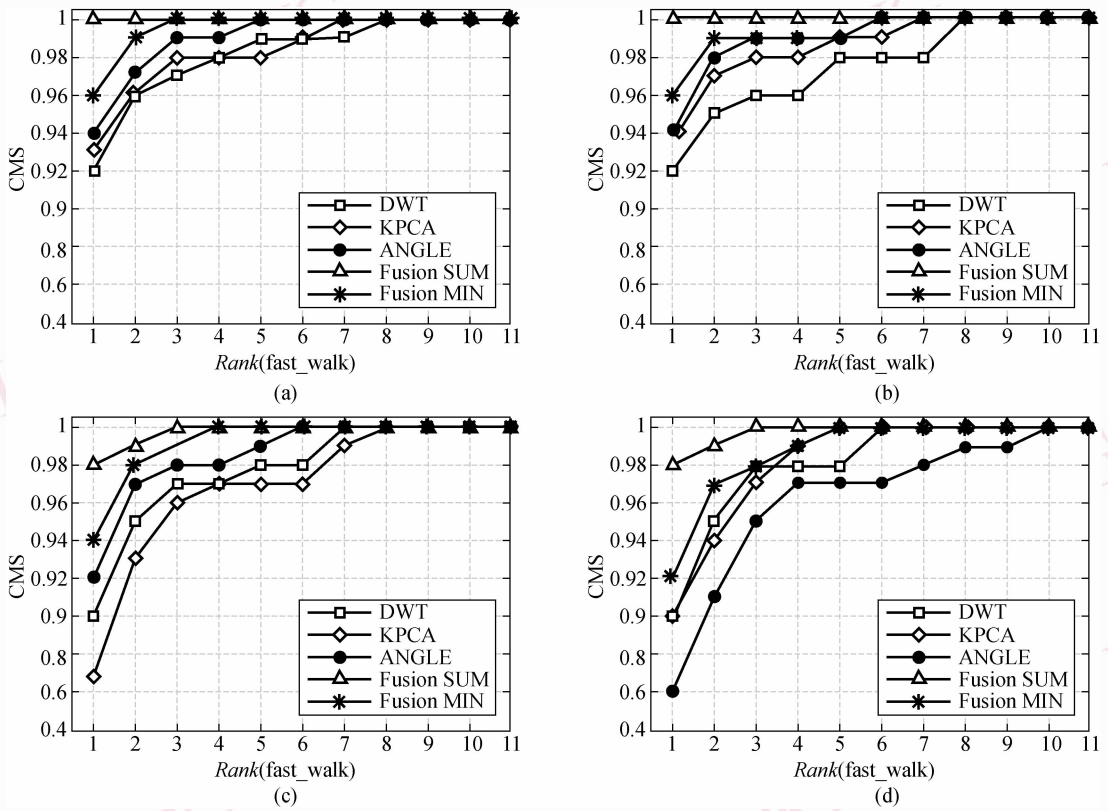


图 9 算法的 ROS 性能度量

Fig. 9 Performance evaluation based on ROS measure

上抵消遮挡所带来的干扰影响;

(4) 多分类器基于 Bayes 融合准则进行信息融合,导致整体识别性能大幅度提高,尤其是基于概率和准则,3 阶以内达到 100% 的匹配,显示出良好的分类性能。

5.3.2 验证性能评估

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 FRR(false rejection rate)关于错误接受率 FAR(false acceptance rate)的曲线,如图 10 所示。FRR 和 FAR 的等错误率点 EER(equal error rate)代表了平均错误率最小的点,是衡量算法验证性能的重要指标。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 2 个的错误率都应该是零,但实际中,这 2 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都较低。

图 10 是关于 fast_walk 模式 3 个单分类器和基于 Bayes 和规则,MIN 规则的 ROC 曲线。slow_walk,ball_walk 和 incline_walk 3 个模式的 ROC 曲线分布具有类似特点。表 1 也分别统计了 4 种模式下

单一全局特征和局部特征所构成分类器和 4 种融合策略下所构成组合分类器 ROC 曲线的等差错概率值(EER)。

结合图 10 和表 1,可以看出:

- (1) 基于下肢运动关节的局部分类器的验证性能要好于基于时空轮廓的全局分类器;
- (2) 基于 Bayes 准则构成的组合多分类器,其

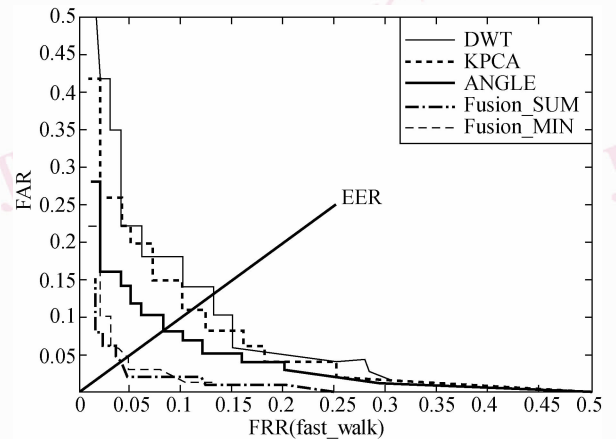


图 10 算法的 ROC 曲线

Fig. 10 Performance evaluation based on ROC measure

验证性能大幅度领先于单一分类器, EER 值获得 50% 以上的提高。

5.3.3 视角变化因素影响

单目系统中视角变化对基于模型的步态识别方法带来极大考验, 尤其当运动方向和摄像平面成 90° 时, 是没有办法提取下肢运动关节变化的角度的。所以本文继续考察了 CMU 库中 45° 方向情况下各分类器的表现。表 2 是 fast_walk 模式中 45° 视角下获得的识别和验证性能统计。

表 2 45° 视角下算法的识别率统计

Tab. 2 Summary of CCR (fast_walk, 45°)

特征和分类器	CCR (%)	
单一分类器	全局特征 (DWT)	91
	全局特征 (KPCA)	90
	局部特征 (关节级联)	82
多分类器融合	乘积规则	93
	和值规则	96
	最大值规则	95
	最小值规则	91

从表 2 可以看出, 45° 视角下基于运动关节的局部特征分类器识别率出现大幅度下降。其原因在于随着视角的增大 (相对于运动方向和摄像平面重合的 0° 视角), 所能够获得的关节变化范围越来越小, 直至接近 90° 视角时完全不能提取关节角度变化序列。而采用多分类器融合全局特征和局部特征后的 CCR 值显示, 算法整体识别率仍然保持在较高的水准 (和值规则下 CCR 值仍然大于 96%)。

当视角偏移接近 90° 时, 已经完全不能提取下肢关节变化信息构成局部特征分类器, 此时可能的选择是:

(1) 单独基于时变轮廓信息构建全局分类器, 这样的代价是难以解决遮挡问题, 而且目标轮廓提取质量降低时算法整体识别率不可避免将受到影响;

(2) 采用在同一平面内分别呈 120° 分布的 3 目摄像系统, 获取视角尽可能偏移幅度小 (相对于 0° 视角) 的目标运动影像。后者无疑是相对更合理的选择。

6 结 论

提出了一种新的全局特征提取方法——“轮廓 3 方向投影扫描”, 在此基础上提出了采用小波分解

和核主元分析分别构建 2 种步态全局特征分类器; 提出了一种快速下肢运动关节建模、提取动态特征并构建步态局部特征分类器的方法; 最后采用 Bayes 准则实现多分类器的信息融合。所提出的步态识别算法在 CMU 步态数据库中进行仿真实验, 结果验证了算法的有效性, 识别性能和验证性能都获得了有效地提高。

小样本问题是步态识别中难以回避的问题。当样本数较少时, 无论是基于统计的方法还是基于模型的方法都难以建立有效的决策面。此时充分利用样本各个方面的信息显得尤其重要。融合基于全局时空轮廓特征和局部运动关节时变特征对提高步态生物特征识别和验证是一个有效的选择, 它利用了样本不同方面的信息, 克服了小 (训练) 样本效应, 实现了信息互补, 比单一分类器更完整地反映了步态的本质特征, 这是本文算法在实验中取得较高识别率的主要原因。其次, 本文设计的各单一分类器性能良好, 从多个角度提取步态特征, 为多分类器融合奠定了良好的基础, 这是实验取得较高识别率的另一重要原因。

采用下肢运动关节建模存在视角限制。因此, 进一步的研究将集中在采用多目系统实现全向步态识别, 采用 3 维建模方式进行步态识别方向也是一个合理的延伸。此外, 受限于没有获得相关步态数据库, Veres 所进行很有意义的跨时间段检测步态识别算法^[20]的工作本文也没有进行。因此, 在基于不同标准建立步态数据库中进行测试, 以及在更大样本规模数据库内进行测试, 也是后续需要进一步完善的工作。

致 谢 本文实验涉及的步态数据资料来源于 Carnegie Mellon 大学 CMU 步态数据库, 在此表示感谢。

参考文献 (References)

- Murray M P, Drought A B, Kory R C. Walking patterns of normal men [J]. Journal of Bone and Joint Surgery, 1964, 46 (2): 335-360.
- Johansson G. Visual perception of biological motion and a model for its analysis [J]. Perception and Psychophysics, 1973, 14 (2): 201-211.
- Lee L, Grimson WEL. Gait analysis for recognition and classification [A]. In: Proceedings of IEEE Conference on Automatic Face and Gesture Recognition [C], Washington, DC, USA, 2002:155-161.

- 4 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.
- 5 Huang P, Harris C, Nixon M. Human gait recognition in canonical space using temporal templates [J]. Vision Image and Signal Processing, 1999, **146**(2): 93-100.
- 6 Kale A, Cuntoor N, Yegnanarayana B, *et al.* Gait analysis for human identification [A]. In: Proceedings of the 4th International Conference on Audio-and Video-Based Biometric Person Authentication [C], Guildford, UK, 2003, 706-714.
- 7 Kale A, Sundaresan A, Rajagopalan A N, *et al.* Identification of humans using gait [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2004, **13**(9): 1163-1173.
- 8 Wang L, Hu W M, Tan T N. Automatic gait recognition based on statistical shape analysis [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2003, **12**(9): 1120-1131.
- 9 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.
- 10 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**(20): 149-158.
- 11 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.
- 12 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.
- 13 Liu Z, Sarkar S. Effect of silhouette quality on hard problems in gait recognition [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics—Part B: Cybernetics, 2005, **35**(2): 170-183.
- 14 Ruta D, Gabrys B. An overview of classifier fusion methods [J]. Computing and Information Systems, 2000, **7**(1): 1-10.
- 15 Grabisch M. The representation of importance and interaction of features by fuzzy measures [J]. Pattern Recognition Letters, 1996, **17**(6): 567-575.
- 16 Yeung D, Wang X, Tsang Eric. Handling interaction in fuzzy production rule reasoning [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 2004, **34**(5): 1-9.
- 17 Cuntoor N, Kale A, Chellappa R. Combining multiple evidences for gait recognition [A]. In: Proceedings of IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing [C], Hong Kong, China, 2003, **3**: 33-36.
- 18 Han J, Bhanu B. Statistical feature fusion for gait-based human recognition [A]. In: Proceedings of the 2004 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition [C], Washington, DC, USA, 2004, **2**: 842-847.
- 19 Wang Y, Yu S Q, Wang Y H, *et al.* Gait recognition based on fusion of multi-view gait sequences [A]. In: Proceedings of International Conference on Biometrics (ICB 2006) [C], Hong Kong, China, 2006: 605-611.
- 20 Veres G, Nixon M, Middleton L, Carter J. Fusion of dynamic and static features for gait recognition over time [A]. In: Proceedings of the 8th International Conference of Information Fusion [C], Philadelphia, PA, USA, 2005, **2**: 1204-1210.
- 21 Xie Hua, Xia Shun-ren, Zhang Zan-chao. Advances in fusion of multiple classifiers for medical image recognition [J]. International Journal of Biomedical Engineering, 2006, **29**(3): 152-157. [谢华,夏顺仁,张赞超. 医学图像识别中多分类器融合方法的研究进展 [J]. 国际生物医学工程杂志, 2006, **29**(3): 152-157.]
- 22 Burrus C S, Gopinath R A, Guo H. Introduction to Wavelets and Wavelet Transform; A Primer [M]. Cliffs Englewood, New Jersey, USA: Prentice Hall, 1998.
- 23 Oppenheim A V, Schafer R W. Digital Signal Processing [M]. Cliffs Englewood New Jersey, USA: Prentice Hall, 1975.
- 24 Ye Bo, Wen Yu-mei. Gait recognition based on DWT and SVM [J]. Journal of Image and Graphics, 2007, **12**(3): 1055-1063. [叶波, 文玉梅. 基于小波变换和支持向量机的步态识别算法 [J]. 中国图象图形学报, 2007, **12**(3): 1055-1063.]
- 25 Schölkopf B, Smola A J, Müller K R. Nonlinear component analysis as a Kernel eigenvalue problem [J]. Neural Computation, 1998, **10**(5): 1299-1319.
- 26 Yoo J H, Nixon M S, Harris C J. Extracting gait signatures based on anatomical knowledge [A]. In: Proceedings of BMVA Symposium on Advancing Biometric Technologies [C], London, UK, 2002.
- 27 BenAbdelkader C, Cutler R, Davis L. Motion-based recognition of people in eigengait space [A]. In: Proceedings of the 5th International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition [C], Washington, DC, USA, 2002, 254-259.
- 28 Angeloni C, Riley P, Krebs D. Frequency content of whole body gait kinematic data [J]. IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering, 1994, **2**(1): 40-46.
- 29 King I, Jin Z. Integrated probability function and its application to content-based image retrieval by relevance feedback [J]. Pattern Recognition, 2003, **36**(9): 2177-2186.
- 30 Kittler J, Hatef M, Duin R, *et al.* On combining classifiers [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1998, **20**(3): 226-239.
- 31 Ye Bo, Wen Yu-mei. Gait recognition based on KPCA and SAM [A]. In: Proceedings of the 13th National Conference on Image and Graphics [C], Nanjing, 2006: 406-410. [叶波, 文玉梅. 基于核主元分析和支持向量机的步态识别算法 [A]. 见: 第13届全国图象图形学学术会议论文集 [C], 南京, 2006: 406-410.]
- 32 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.