

基于周期序列宽度图的步态识别方法

苏 菡^{1),2)} 黄凤岗¹⁾

¹⁾(哈尔滨工程大学计算机科学与技术学院, 哈尔滨 150001) ²⁾(四川师范大学计算机科学学院, 成都 610066)

摘 要 为了快速地提取步态,提出了一种基于周期序列宽度图的步态识别方法。该方法先按周期将侧影轮廓序列转换为宽度向量序列,然后再将宽度向量序列转换为用灰度值表示的周期序列宽度图。周期序列宽度图中的灰度值及其变化能清晰地反映步态运动,是一种以图的形式直观准确表征步态时空变化的方法。这种周期序列宽度图不仅保留了单帧图像中侧影的外观结构信息,而且很好地体现了步态随时间的变化。另外,还运用 DCT 对提取的步态特征进行降维,并采用 RBF 神经网络进行步态分类。在常用步态数据库上的测试结果表明,该方法简单而有效。

关键词 生物特征识别 步态识别 周期序列宽度图 离散余弦变换 径向基函数神经网络

中图分类号: TP391.41 **文献标识码**: A **文章编号**: 1006-8961(2007)08-1383-06

A Novel Gait Recognition Method Using Periodic Sequence Width Image

SU Han^{1),2)}, HUANG Feng-gang¹⁾

¹⁾(School of Computer Science and Technology, Harbin Engineering University, Harbin 150001)

²⁾(School of Computer Science, Sichuan Normal University, Chengdu 610066)

Abstract A novel gait recognition method based on periodic sequence width images is proposed in order to gain gait quickly and correctly. This method transforms the 2D silhouette contours sequences to width vector sequences according to the gait cycle. The vector sequences are turned into the periodic sequence width images, presented by grey values. These grey values can exactly depict the gait motion. The periodic sequence width images contain both the static and dynamic gait characteristics, which not only keep the shape structure information of each frame, but also represent the variant movement information of gait sequence excellently. Furthermore, the new method greatly reduces the image dimension by discrete cosine transforms and adopts the radial basis function neural networks to identify the gait. Experiments prove this method is simple and effective in theory and application.

Keywords biometrics, gait recognition, periodic sequence width image, discrete cosine transforms (DCT), radial basis function neural network (RBFNN)

1 引 言

生物特征识别技术以其广阔的应用前景和巨大的社会、经济效益,受到国际学术界、政府及国防军事等部门的高度重视。该技术主要根据脸像、指纹等人体固有的生理特性和声音、步态等行为特征来进行身份鉴别。在众多的生物特征识别技术中,步态识别^[1]是一种新近发展起来的生物特征识别技术,它以对系统分辨率要求低、信息采集设备不会使人感到不适、远距离识别、非侵犯性、难以隐藏等特

点成为继人脸、指纹等生物特征识别技术后基于视觉运动的第2代生物特征识别技术。近几年来,步态识别研究倍受关注,国际上,包括英国的南安普敦大学以及美国的麻省理工学院、卡内基梅隆大学、佐治亚理工学院、马里兰大学等20多家高校和公司在HID计划驱动下,于2000年开始步态识别研究,日本、加拿大、瑞士等国家的相关机构也开始了这方面的探索;中国科学院自动化研究所等也开展了大量研究。

近年来的自动步态识别方法大多基于计算机视觉,即从图像序列中提取特征用于识别。目前的步态

收稿日期:2006-01-12;改回日期:2006-05-31

第一作者简介:苏菡(1979~),女,讲师。2006年于哈尔滨工程大学获得工学博士学位。主要研究方向为生物特征识别、图像处理、视频处理及模式识别。E-mail: susuhan@163.com

识别方法^[2]按是否建模主要分为:基于非模型的方法^[3-9]和基于模型的方法两类。其中基于模型的方法是首先对图像数据进行建模,再分析模型中参数的变化;基于非模型的方法大致分为时空方法和状态空间方法两类^[4]。前者通常是以由连续运动所产生的时空分布为特征来进行步态识别,即以序列图像中运动人体所产生的完整的3维(XYZ)信息集合为特征;后者认为步态运动是由一些静态身体姿势序列组成的,因此可通过考虑静态姿势随时间的变化来实现识别,如 Murase 与 Sakai 提出了一种时空相关的模板匹配方法^[3],用于区别不同的步态等。而当前研究的主要方法都是基于侧影分析^[2]的。

本文提出了一种兼顾行人外观和序列运动特征的步态识别方法,该方法属于基于侧影分析的状态空间法。与传统步态描述方法的区别是,本文是以行人步态侧影轮廓宽度作为基本特征,将步态运动表征为由原始侧影宽度数据形成的周期宽度序列图,并以图的形式表达了步态的时空变化模式。由于周期步态轮廓宽度序列图涵盖了步态的动静特征,因此不仅保留了单帧图像中行人步态侧影的外观结构信息,而且很好地体现了步态序列的变化信息。另外,本文还运用离散余弦变换(discrete cosine transform, DCT)对提取的步态特征进行降维,并采用径向基函数(radial basis function, RBF)神经网络来学习步态周期特征,以进行步态的训练和识别。

2 步态检测

当今步态识别研究现仍处于起步阶段,研究还

不成熟,而且步态的环境具有多样性,因此和大多数方法一样,本文假定步态数据的采集环境为:(1)摄像机静止不动;(2)摄影方向与人体运动方向近似垂直;(3)视野中只有一个人运动。

本文是运用邻帧差法^[10]来对背景建模,以恢复图像序列中的背景图像。对任一图像序列 $\{f(k, x, y)\}$ (其中 $k=1, \dots, N$), 可先按如下公式求得共同背景:

$$B(x, y) = \bigcup_{k=1}^{N-1} b(k, k+1, x, y) \quad (1)$$

其中, $b(k, k+1, x, y)$ 为相邻两帧 $f(k, x, y)$, $f(k+1, x, y)$ 做差分后提取出的共同背景子区域,“ \cup ”为图像拼接算子;然后,将每帧图像 $f(k, x, y)$ 逐个与前 $k-1$ 帧图像得到的背景模型进行背景减除,以便从图像序列中分割出人的侧影,并对其进行二值化处理。由于静态背景中常常包含一些由影子等原因造成的非背景像素,因此背景减除后得到的行人侧影几乎不能提取出闭合的轮廓线,但运用形态学方法中的膨胀和腐蚀算子,可对直接相减所得的前景图像进一步进行修正,以填补空洞和去除噪声形成的小区域。图 1 为一修正实例。

在步态特征提取前,可根据质心的位置及人体外观结构信息对图像序列进行归一化处理,以消除图像尺度及人所在初始位置的影响。

由于行人步态侧影轮廓的宽度和高度是随人行走而起伏变化的,因此可认为步态周期是步态侧影轮廓的宽度和高度随时间变化的一个函数,根据步态周期的相关定义,本文定义步态周期为连续出现两个宽度(高度)峰值的时间。受基于侧影步态分

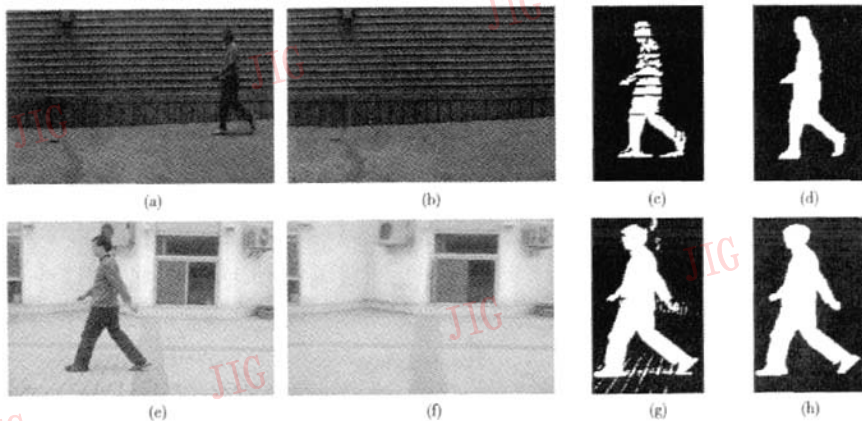


图 1 侧影提取实例

Fig. 1 An example of silhouette extraction

析的限制,致使无法从侧影序列中区分出左右腿,故文中设定一大步包括 3 个姿态阶段和两个摆动阶段。

3 步态表征及特征分析

步态表征是步态自动识别中的一个核心问题,它在一定程度上决定了步态识别的具体方法及性能。不同于人脸、指纹等的图像描述方法,步态特征常是一些存在于图像序列中的形状及运动变化信息,即在描述步态时,要兼顾步态的动静特征。由于步态序列可看作是由一些静态身体姿势序列组成的,因此抓住静态姿势随时间的变化是确定行人内在运动的一个关键线索。受文献[4]和步态识别很大程度上依赖于人体轮廓形状随时间变化的启发,本文提出采用行人步态侧影轮廓宽度特征对单个步态及其整体序列进行表征,并以灰度图的形式描述步态的动静特征。该表征方法是以步态轮廓宽度作为基本特征,人体轮廓宽度特征不仅保留了人体外观结构信息,而且蕴涵了行人的运动信息的特点,从而可描述步态的时空变化模式。Kale 曾提出以二

值侧影图像的宽度为基本图像特征^[4],并从该特征中提取经过采样、平滑以及经过 PCA (principal component analysis) 降维后的宽度向量作为最终步态特征进行识别;文献[11]通过提取关键帧的行人步态侧影轮廓宽度矢量作为步态特征,并采用 PCA 和 LDA (linear discriminant analysis) 对其进行分析。这种步态宽度特征在经过采样、平滑、PCA 或者以单帧形式分析后,虽降低了计算量及噪声,但与此同时也丢失了相应的步态识别信息。

区别于这些方法,本文利用行人步态侧影原始轮廓宽度数据,将由步态序列各个周期步态侧影轮廓宽度向量组成的宽度矢量序列作为步态特征。这种步态表征依靠步态侧影轮廓宽度变化,简单地描述了步态侧影随时间连续变化的运动特征。其中步态侧影轮廓宽度信号通过计算轮廓最左和最右边缘点横坐标值之差可得。图 2 为行人的步态侧影轮廓宽度信号,图 2(a)和图 2(b)分别为不同行人 A、B 在姿态阶段的宽度矢量,图 2(c)为行人 B 在一周期中的宽度矢量。当然,原始步态侧影轮廓宽度数据中也存在着冗余信息及噪声,为此将在后续工作中对其进行相应处理。

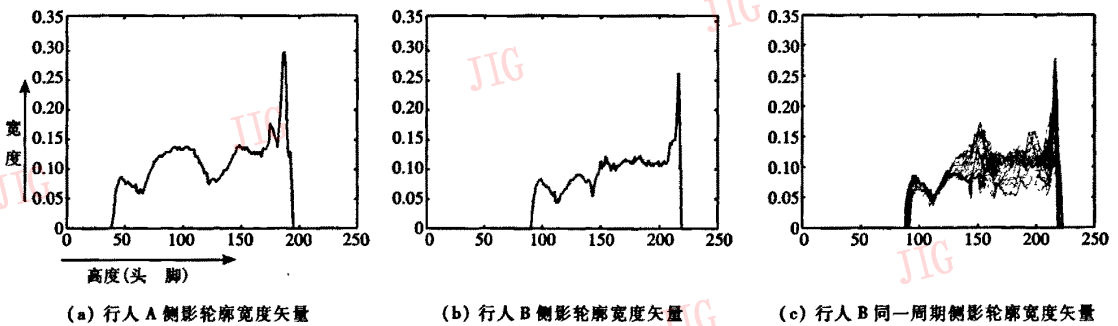


图 2 侧影宽度矢量
Fig. 2 Representation of the width vectors

从图 2 可以明显看出,不同行人在外观特征、运动信息上的差异,如行人 A 高于行人 B, B 的步宽大于 A;以及同一行人的外观信息及步态变化特征,如头部和胸部侧影轮廓的宽度变化不大,而上肢及下半身运动剧烈,宽度变化明显。这样就可将运动信息转化为灰度图中的灰度变化信息,即分别求出每帧图像的行人侧影轮廓宽度矢量,并将不同的宽度值用相应的灰度值表示,如果将序列中每帧图像的行人侧影轮廓宽度矢量的灰度表示各成一列,则一个步态周期的所有灰度值列就形成了用于识别的周

期宽度时域图,本文称其为周期序列宽度图(如图 3 所示)。

图 3 中各图的上半部分为头部及胸部轮廓宽度值,其对应的灰度值比较稳定,符合人在行走时头、胸部运动变化相对较小的特征;中下部分分别对应人的腹部及下肢,图像序列中这两部分的灰度值明显较大,且相邻区域灰度变化显著,这主要是由于人行走时摆臂和跨步引起相应步态侧影轮廓宽度变化较大所致。某点灰度值越大,表明该点宽度值越大。而相邻区域灰度值变化的大小,则反映了运动的快

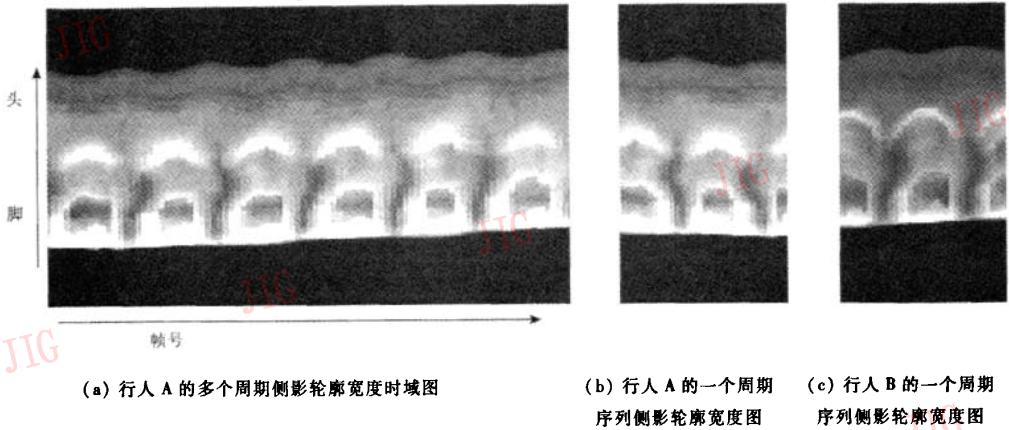


图 3 周期序列侧影轮廓宽度图

Fig. 3 The periodic sequence width image

慢及幅度大小。由灰度值的大小,还可以看出其对应肢体的运动范围。图 3 为周期序列侧影轮廓宽度时域图,图 3(a)为行人 A 多个周期序列侧影轮廓宽度图,图 3(b)为行人 A 一个周期的序列侧影轮廓宽度图,由该两图可看出行人的侧影轮廓宽度变化具有很强的周期性;图 3(c)为行人 B 的周期序列侧影轮廓宽度图。明显地,周期序列侧影轮廓宽度图能很好地表达步态的动静特征、同一人的特征相似性以及和不同人的区别。

不同于传统的步态特征描述和分析方法,本文将周期序列侧影轮廓宽度图作为步态特征,也就是将较难表达及提取的步态序列运动变化特征转化为了清晰而易于分析的周期步态时空变化信息,并以图的形式表达步态变化。该图融合了步态动静特征,由于其既有单帧信息,又简单有效地跟踪了动态变化,因此更利于描述步态的时空变化模式。图中灰度值的大小及变化的快慢直接反映了步态的运动变化特征。从某种程度上说,可将周期序列侧影轮廓宽度图比作一张全局脸像,某人步态序列中包含的多个周期序列侧影轮廓宽度图,相当于某人的多张样本脸像。这样就可采用已发展较成熟的人脸识别方法进行步态的分析和识别。

当然,周期序列侧影轮廓宽度图中也存在着由于外界影响及不准确的步态检测等原因而遗留的噪声及冗余信息。为了降低这些噪声、冗余信息,以减少计算量和提取更有效的步态特征,本文采用离散余弦变换对周期序列侧影轮廓宽度图进行进一步的特征分析。离散余弦变换是一种常用的数据压缩方

法,其压缩质量接近于信息压缩的最优变换——KL 变换,且其基函数不依赖数据库,还具有快速变换的特点。在进行 DCT 前,本文还对所有的周期序列侧影轮廓宽度图进行了大小归一化处理。

对任一周期序列宽度图 $S(x, y)$,先将其归一化为 $M \times N$ 大小,经 DCT 变换后,其离散余弦变换系数为

$$C(u, v) = \alpha(u)\alpha(v) \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} S(x, y) \cos \frac{\pi(2x+1)u}{2M} \times \cos \frac{\pi(2y+1)v}{2N} \quad (2)$$

$$0 \leq u \leq M-1, 0 \leq v \leq N-1$$

其中

$$\alpha(u) = \begin{cases} 1/\sqrt{M} & u=0 \\ \sqrt{2/M} & 1 \leq u \leq M-1 \end{cases}$$

$$\alpha(v) = \begin{cases} 1/\sqrt{N} & v=0 \\ \sqrt{2/N} & 1 \leq v \leq N-1 \end{cases}$$

其反变换为

$$S(x, y) = \sum_{u=0}^{M-1} \sum_{v=0}^{N-1} \alpha(u)\alpha(v) C(u, v) \cos \frac{\pi(2x+1)u}{2M} \times \cos \frac{\pi(2y+1)v}{2N} \quad (3)$$

$$0 \leq x \leq M-1, 0 \leq y \leq N-1$$

图 4 为某一 $S(x, y)$ 经 DCT 后的变换系数。经过变换后,数值较大的 DCT 系数 $C(u, v)$ 主要分布在 u, v 值较小的一角,即大量对分类有用的信息分布在离散余弦变换系数的低频部分,而 u, v 值较大的 DCT 系数值较小,其中对 $S(x, y)$ 及后续识别实际有意义的信息大多集中于极少数的 DCT 描述子

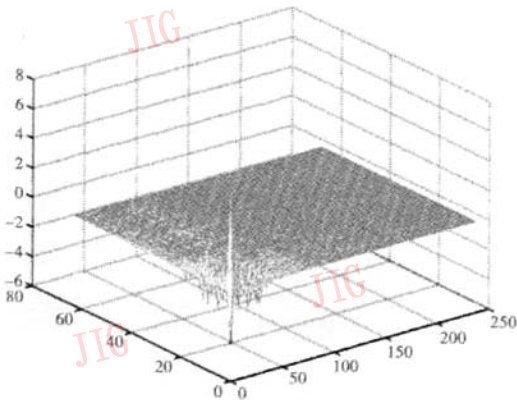


图 4 $S(x, y)$ 的 DCT 变换系数
Fig. 4 The DCT coefficients of $S(x, y)$

上,即具有高类间距的特征是在低频部分。本文舍弃了高频信息,选取低频部分的 DCT 系数作为对应于 $S(x, y)$ 的最终步态特征。显然,选择的 DCT 系数越多, $S(x, y)$ 的重建效果越好,但本文是以识别为目标来选择 DCT 系数,过多的 DCT 系数不一定对识别有利,且增大了计算量。本文按照均方重建误差原则确定用于识别的 DCT 系数的个数。

4 识 别

本文采用径向基函数神经网络进行步态分类。该神经网络不仅克服了 BP 网络收敛速度慢、易陷入局部最小值问题,而且具有结构简单、学习速度快等特点,在人脸识别^[12]等领域被广泛应用。本文采用的 RBF 神经网络结构如图 5 所示。

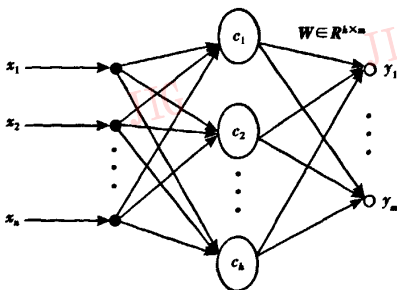


图 5 RBF 网络模型
Fig. 5 The structure of RBFNN

RBF 神经网络由输入层、隐含层及输出层 3 层组成。本文将选取的 DCT 系数矩阵按行逐一取值

重新排列组成 1 维向量,作为 RBF 神经网络的输入。隐含层的激活函数采用常用的高斯核函数,隐含层节点的输出为

$$\mu_j = \Phi(\|c_j - X\|) = \exp\left(-\frac{\|c_j - X\|^2}{\sigma_j^2}\right) \quad (4)$$

$$j = 1, 2, \dots, h$$

其中, $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T$ 是输入样本, μ_j 是第 j 个隐层节点的输出, c_j 是高斯函数的中心值, σ_j 为宽度, h 是隐层节点数。本文采用简单的线性函数作为输出层节点,节点个数为步态的类别数。RBF 神经网络的输出为隐层节点输出的线性组合:

$$y_i = \sum_{j=1}^h w_j \mu_j - \theta, i = 1, 2, \dots, m \quad (5)$$

$W = (w_1, w_2, \dots, w_h)$ 为输出层的权值向量。RBF 神经网络中待定参数包括基函数中心值 c_j 、宽度及输出层的权值。本文选用 k-means 聚类方法进行神经网络学习,其思路为先用 k-means 聚类算法通过对所有的输入样本进行聚类来确定 RBF 网络中 h 个隐节点的数据中心,并根据数据数据中心之间的距离确定宽度;然后利用最小二乘原则来求出输出层的权值。网络训练完毕,即可将待识别样本输入 RBF 神经网络的输入层节点进行识别。

5 实验及分析

步态识别是一个新近发展起来的识别技术,目前还没有一个如同人脸识别一样的通用步态数据库。为验证本算法的性能,本文采用留一校验方法在两个常见步态数据库上开展了实验分析。第 1 个实验是在中国科学院数据库 NLPR 的侧面视角数据库上进行的。NLPR 侧面视角数据库包含 20 个人,每人 4 个序列,共 80 个序列。该库是彩色图像序列,采集速度为 25fps,分辨率为 352×240 。实验包括训练和识别两阶段。训练阶段,首先逐帧提取训练集中所有步态序列的步态侧影,并计算步态侧影轮廓宽度;同时将步态侧影轮廓宽度值转换为对应的灰度值,并将每个周期的所有步态侧影轮廓宽度矢量形成周期序列侧影轮廓宽度图;然后,将周期序列侧影轮廓宽度图归一化为 30×240 后,再进行 DCT 变换,并按均方重建误差原则确定最终用于识别的 DCT 系数矩阵,即低频部分 10×40 系数矩阵块;最后将 DCT 系数矩阵转化为 1 维向量送至 RBF 神经网络学习,以确定待定参数。RBF 神经网络的输入层个数为

DCT 系数个数,输出层个数为步态类别数 20。识别阶段,先计算待识别样本的 DCT 系数;然后,将计算得到的特征向量输入神经网络进行识别。

表 1 给出了本方法与其他算法在 NLPR 侧面视角数据库上的分类结果比较。文献[11]将 20 人的 NLPR 数据库扩展为 30 人的混合数据库,其识别率为 86%。

表 1 各算法在 NLPR(0°)数据库上的正确分类率

Tab.1 Recognition result on NLPR(0°) database

算法	正确分类率(%)
文献[7]算法	82.5
文献[8]算法	78.75
本文方法	90.1

第 2 个实验,按照同样的方法,对 Little 和 Boyd 数据库的 40 个步态序列进行分类和识别。该数据库由 6 个人的各自 7 个步态序列组成,采集速度为 30fps,得到分辨率为 320 × 160 的 BMP 格式的灰度图像文件。这个数据集已经得到了很多步态识别研究者的应用。实验结果如表 2 所示。笔者的前期工作^[9]虽然识别率也较高,但计算量远大于本文工作。

表 2 各算法在 Little & Boyd 数据库上的正确分类率

Tab.2 Recognition result on Little & Boyd database

算法	正确分类率(%)
文献[6]算法	93.00
文献[5]算法	92.90
本文方法	100

从以上实验结果可以看出,本文提出的步态识别方法具有较高的识别率。

6 结 论

本文从状态空间角度对步态的表征及识别展开了研究,提出了一种基于周期步态侧影轮廓宽度序列图的步态识别方法。该方法是将行人外观信息及运动信息转化到用灰度值表示的周期时间序列图中。这是一种简单有效的步态表征方法,而且周期侧影宽度序列图中的灰度值及其变化能简单明了地反映步态运动。另外,本文采用的离散余弦变换,在保留分类信息的同时,还明显降低了特征矢量的维

数,而 RBF 神经网络也较好地完成了步态分类任务。下一步的研究将放在多视角的步态表征、特征分析及在更大规模数据库上进行算法的测试方面。

参考文献 (References)

- 1 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.]
- 2 Nixon M S, Carter J N. Advances in automatic gait recognition [A]. In: Proceedings of IEEE Face and Gesture Analysis [C]. Seoul, Korea, 2004; 11 ~ 16.
- 3 Murase H, Sakai R. Moving object recognition in eigenspace representation: gait analysis and lip reading [J]. Pattern Recognition Letters, 1996, 17(2): 155 ~ 162.
- 4 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.
- 5 Hayfron-Acquah J B, Nixon M S, Carter J N. Automatic gait recognition by symmetry analysis [J]. Pattern Recognition Letters, 2003, 24(13): 2175 ~ 2183.
- 6 BenAbdelkader C, Cutler R, Nanda H, et al. Eigengait: motion-based recognition using image self-similarity [A]. In: Lecture Notes in Computer Science 2091 [C], Berlin, German: Springer-Verlag, 2001; 289 ~ 294.
- 7 BenAbdelkader C, Culter R, Davis L. Motion-based recognition of people in eigengait space [A]. In: Proceedings of International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition [C], Washington, DC, USA, 2002; 254 ~ 259.
- 8 Phillips P J, Sarkar S I, Robledo P, et al. The gait identification challenge problem: data sets and baseline algorithm [A]. In: Proceedings of International Conference on Pattern Recognition [C], Québec, Canada, 2002; 385 ~ 388.
- 9 Su H, Huang F G. A new method for human gait recognition using temporal analysis [A]. In: Lecture Notes in Artificial Intelligence 3801 [C], Berlin, German: Springer-Verlag, 2005; 1039 ~ 1044.
- 10 Zhang Da-xu, Dai Ke-rong, Peng Jia-xiong. An self adaptive object extraction and track method for complex image sequence [J]. ACTA Electronical Sinica, 1994, 22(10): 46 ~ 51. [张大序,戴可荣,彭嘉雄. 复杂图像序列的自适应目标提取和跟踪方法[J]. 电子学报, 1994, 22(10): 46 ~ 51.]
- 11 Ye Bo, Wen Yu-mei. Gait recognition based on the width of the body contour [J]. Computer Application, 2005, 25(8): 1792 ~ 1794. [叶波,王玉梅. 基于人体轮廓宽度特征的步态识别[J]. 计算机应用, 2005, 25(8): 1792 ~ 1794.]
- 12 Han Ke, Wang Hui-yuan. Face recognition based on principal component analysis and neural networks [J]. Journal of Shandong University, 2004, 34(2): 55 ~ 58. [韩柯,王汇源. 基于主元分析和神经网络的人脸识别方法[J]. 山东大学学报, 2004, 34(2): 55 ~ 58.]