

用于步态识别的多层窗口图像矩

陈实^① 马天骏^② 黄万红^① 高有行^②

^①(浙江万里学院设计学院 宁波 315100)

^②(西安电子科技大学计算机学院 西安 710071)

摘要: 该文提出了一种以局部性矩统计量作为步态特征描述的步态识别方法。首先提取行人二值轮廓序列, 构造一种基于直方图的轮廓点分布特征检测出步态周期; 然后生成彩色步态运动历史图像 CGHI 描述步态的空间特征和时间信息; 继而设计了多层同心矩形窗口分割 CGHI, 提取出一组矩形环窗口的矩特征量作为步态特征, 在此基础上实现了步态识别。在 Soton 数据库上进行了实验, 提出算法的正确识别率可达 87.2%, 优于现有方法。

关键词: 步态识别; 不变矩; 多层窗口; 历史图像

中图分类号: TP391.41

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2009)01-0116-04

A Multi-layer Windows Method of Moments for Gait Recognition

Chen Shi^① Ma Tian-jun^② Huang Wan-hong^① Gao You-xing^②

^①(School of Design, Zhejiang Wanli University, Ningbo 315100, China)

^②(School of Computer Science and Technology, Xidian University, Xi'an 710071, China)

Abstract: A feature representation method based on multi-layer local moment invariants for gait analysis and recognition applications is developed. The method includes following steps: first, silhouette extraction is performed for each image sequence. Secondly, the gait cycle is detected by a histogram-based approach. Thirdly, a scalarvalued CGHI(Colored Gait History Images) is proposed to describe how human walking is evolved. To improve the recognition rate, the CGHI is decomposed into a sequence of multi-layer rectangle windows. The moment invariants from the window are used as the gait features and finally used to recognize gait. The correct classification rate of 87.2% is achieved on Soton database, which show that the method outperforms the exist methods.

Key words: Gait recognition; Moment invariants; Multi-layer windows; History images

1 引言

步态识别是指从有限的图像序列中寻找和提取行人的特征, 进而通过匹配和分类判定或确认其身份。与指纹、足印和人脸等生物特征识别不同, 步态识别具有对影像分辨率要求低、能够远距离识别、无需和被测对象接触与合作、被测对象难以伪装等特点, 它在远距离视觉监控系统、智能人机交互、医学诊断、动画制作和视频传输等有广泛的应用前景, 近年来成为计算机视觉领域一个热点问题。

步态识别的关键在于提取和表示出可区分性的特征, 即用一个小的数据集获得一种有效的序列图像描述量。现有的步态特征量可以分为轮廓代数特征^[1]、形状视觉特征^[2]、轮廓几何结构特征^[3]、幅频变换特征^[4,5]和统计特征^[6,7]等。统计特征的描述是研究序列图像上像素点的统计分布, 矩不变量的统计特征描述方法, 如: Hu 矩^[8]、Zernike 矩, 具有平

移、尺度、旋转以及灰度不变性, 对噪声不敏感, 计算量小等特点, 成为目前主要的统计特征描述方法。文献[6]直接用 Hu 矩来描述各帧图像的人体轮廓边缘, 文献[7]用 Zernike 速度矩统计整个图像序列的轮廓变化。但是, 矩特征是一种全局特征的描述, 不同目标的同类矩特征往往具有相似分布, 对差异小的对象区分度不强。文献[9]用 7 个椭圆来近似人体外形, 采用 Hu 矩特征描述各局域轮廓边缘, 明显提高了识别率, 但是这种方法依赖于经验性的几何构造, 并且方法针对单帧二值化轮廓图像, 在后期序列匹配时需要进行复杂的序列比对, 计算量大。为此, 本文提出了一种多层图像窗口的矩方法识别步态: 将步态的时变信息和空间信息压缩到二维图像中, 设计出的彩色步态历史图像 CGHI(Colored Gait History Images)可同时表达出步态的时变信息和空间信息, 避免了时变序列比对; 用多层同心矩形分割 CGHI 图像、提取出一组矩特征量, 不依赖于经验, 同时提高了相近对象的区分度; 鉴于行人行走方向基本固定, 不存在旋转不变性要求, 无需重建图像, 没有采用 Zernike 矩而用 Hu 矩方法描述各层图像, 较大地降低了计算量。

2007-08-08 收到, 2008-08-13 改回

宁波市自然科学基金(2008A61011)和陕西省自然科学基金(2006F48)资助课题

2 提出的算法

提出的步态识别算法由4个模块组成: 人体轮廓检测和预处理; 步态周期检测; 特征提取和表示; 匹配与分类。

2.1 人体轮廓检测和预处理

假定摄像机静止且仅受测对象运动、背景图像已知, 采用如下步骤进行序列图像中人体轮廓的检测和预处理: (1) 目标检测与背景分割; (2) 阴影去除; (3) 后处理; (4) 轮廓提取; (5) 序列水平对中, 垂直方向保持原始图像的高度, 以此作为步态研究的原始轮廓序列。对于图1(a)的原始图像提取出的行人轮廓图像如图1(b)。

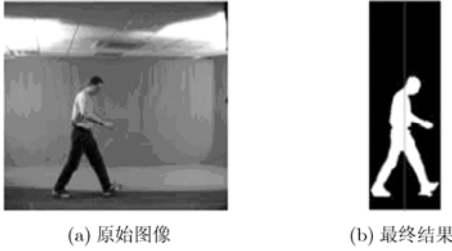


图1 提取行人轮廓

2.2 步态周期检测

正常人体行走呈现的周期性是步态的突出特点。我们通过实验发现: 不同采样时的不同人或者同一人步速存在差异, 一个典型步态周期的图像长度在24-35帧之间(视频采样速率为25帧/秒)。基于此, 本文提出了用运动信号 $\xi(i)$ 来表示步态的周期性运动, 如图2(b)所示: 信号的波峰处对应于双足支撑地面时刻的姿态, 波谷处对应于单足站立、双腿并拢时刻的姿态。具体思想如下:

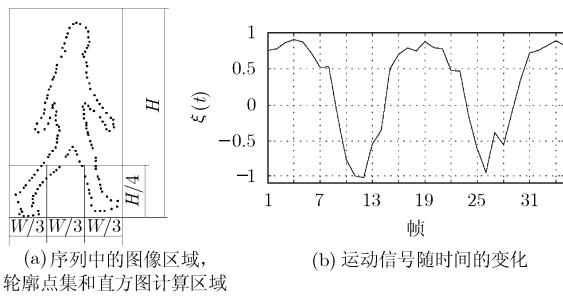


图2 步态周期检测

任取原始轮廓序列的子序列 $\{S_i | i=1,2,\dots,35\}$, 以该子序列中所有行人轮廓区域的外接矩形框作为图像区域, 令其宽度和高度分别为 W 和 H 。在图像区域自底而上的 $1/4$ 高度内, 等量水平分割成三个区。随机采样各图像 S_i 的行人轮廓边缘为点集 $\{Q_m^i | m=1,2,\dots,M\}$, 其中 M 是指定的采样点数。示例如图2(a)。计算各区累计轮廓点数, 得到相应的点分布直方图, 自左向右分别为 $h_l(i)$ 、 $h_c(i)$ 和 $h_r(i)$ 。令信号 $\xi(i)$ 如式(1):

$$\xi(i) = \begin{cases} \frac{h_{l-r}(i) - h_c(i)}{\max(h_{l-r}(i), h_c(i)) + |h_l(i) - h_r(i)|}, & h_{l-r}(i) \neq 0 \\ -\frac{u}{h_c(i)}, & \text{其他} \end{cases},$$

$$h_{l-r}(i) = h_l(i) + h_r(i), \quad u = \max_i h_c(i) \quad (1)$$

由于足部接触地面时受力的影响, 信号在波峰处抖动明显, 波谷处则未受此影响, 因此选取某波谷处作为参考起始帧, 提取出包含两个信号周期的一个完整周期图像序列, 以该序列中所有行人轮廓区域的外接矩形框作为图像区域, 得到一个步态周期的序列图像。

2.3 特征提取和表示

2.3.1 彩色步态运动历史图像 CGHI 对于一个行人轮廓图像序列, 本文不像大多数方法提取单帧图像的轮廓特征, 而是借鉴了行为识别中运动历史图像(Motion History Image, MHI)^[10]的思想, 直接分析整个图像序列, 将步态序列三维信息压缩到二维图像上, 同时也获取了运动位置和运动过程信息。具体如下: 对二值化轮廓图像序列, 令 $I(x, y, n)$ 为第 n 帧图像像素点 (x, y) 处的灰度值。将一个步态周期分解为两个单步, 其帧长度分别为 N_1 和 N_2 。首先计算单步的前向运动变化区域, 然后依照时序逐渐增强变化区域的灰度, 最后累积到一幅图像上, 该图像上像素点 (x, y) 处的灰度由式(2)得到。

$$H(x, y) = \sum_{n=1}^{N-1} H_n(x, y, n)$$

$$H_n(x, y, n) = \begin{cases} n\tau_1, & I(x, y, n+1) - I(x, y, n) = 1 \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (2)$$

式中 N 是一个单步的运动周期长度, τ_1 是灰阶差, 对于8位深度的灰度图像, τ_1 的初始值为 $\tau_1 = 255/(N-1)$ 。

为了进一步提高区分性能, 将一个步态周期内的前向运动变化区域平均叠加到一幅图像上, 该图像上像素点 (x, y) 处的灰度由式(3)得到。

$$E(x, y) = \left. \begin{aligned} & \sum_{n=1}^{(N_1+N_2-1)} H_n(x, y, n) \\ & H_n(x, y, n) = \begin{cases} \tau_2, & I(x, y, n+1) - I(x, y, n) = 1 \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \end{aligned} \right\} \quad (3)$$

对于8位深度的灰度图像, 灰阶差 τ_2 的初始值为 $\tau_2 = 255/(N_1 + N_2 - 1)$ 。

周期图像长度不同会造成累积图像间灰阶差异, 运动累积会造成灰度叠加过度。为了归一化图像间灰阶差异和避免过度叠加, 令 $\max H(x, y) = 255$, $\max E(x, y) = 255$, 采用多次迭代分别求出合适的 τ_1 和 τ_2 。

设定运动起始点 $n=1$ 和终止点 $n=N$ 分别位于相邻两次单足站立、双腿并拢处, 即如图2(b)所示的两个相邻波谷位置, 得到单足站立和对侧足站立为起点的时序累积灰度图像, 如图3(a)、3(b)。分别将它们分配到R(red)通道和G(green)通道; 整个步态周期的平均变化灰度图像如图3(c), 将它分

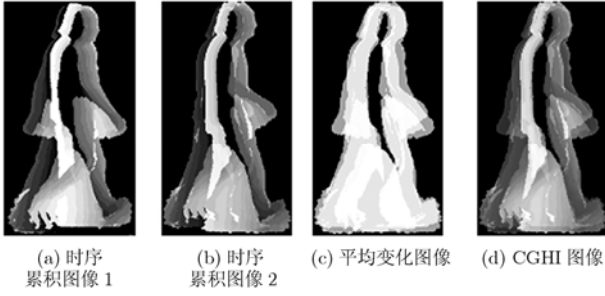


图3 CGHI 图像

配到 B(blue)通道。最终合成彩色步态运动历史图像 CGHI (Colored Gait History Images), 如图 3(d)。

2.3.2 多层同心矩形图像矩特征 我们采用统计特征的方法、选择图像矩来描述 CGHI 图像的特征。定义任一灰度图像区域的 $(p+q)$ 阶矩为

$$m_{pq} = \frac{1}{A} \sum_{i=1}^A (x_i I_i)^p (y_i I_i)^q = \frac{1}{A} \sum_{i=1}^A x_i^p y_i^q I_i^{p+q} \quad (4)$$

式中 A 是图像的像素点总数, (x_i, y_i) 是第 i 个像素点的坐标位置, I_i 是该点的灰度值。

为获得平移无关性, 计算中心矩 μ_{pq} , 定义为下式:

$$\begin{aligned} \mu_{pq} &= \frac{1}{A} \sum_{i=1}^A (x_i I_i - \bar{x})^p (y_i I_i - \bar{y})^q, \quad \bar{x} = \frac{1}{A} \sum_{i=1}^A (x_i I_i), \\ \bar{y} &= \frac{1}{A} \sum_{i=1}^A (y_i I_i) \end{aligned} \quad (5)$$

为获得缩放无关性, 进一步求取规范化中心矩 η_{pq} , 定义为

$$\eta_{pq} = \mu_{pq} / \mu_{00}^\gamma \quad (6)$$

其中 $\gamma = (p+q+2)/2$, $p+q = 2, 3, \dots$ 。

Hu 利用二阶和三阶规范化中心矩, 提出了 7 个不变几何矩组^[8]。研究表明^[11]: 对于成像误差、微小变形、摄像机的非线性和摄像机位置的不理想等因素, 较高阶的矩非常敏感, 基本不能用于有效的物体识别, 灰度分布信息主要集中在低阶矩中, 并且只有基于二阶矩的不变矩对图像的描述才真正与平移和尺度无关。在 Hu 不变矩组中, 基于二阶矩的不变矩分别为 ϕ_1 , ϕ_2 。其表达式如下:

$$\phi_1 = \eta_{20} + \eta_{02}, \quad \phi_2 = (\eta_{20} - \eta_{02})^2 + 4\eta_{11}^2 \quad (7)$$

其中 η_{pq} 如式(6)中所定义。

实验中发现, 由于噪声影响以及识别目标相近, 全局性的特征描述方法识别效果不理想。为此, 设计了一种多层同心矩形环窗口求 CGHI 图像的矩特征。算法如下:

(1)根据 CGHI 图像 Ω 的大小, 用图像矩形区域作为原始分割形态, 以图像的坐标中心点等间隔分割出一组同心的矩形图像区域 $\{\Omega_k | k = 0, 1, \dots, K\}$, $\Omega_K = \Omega$, 如图 4 所示。

(2)鉴于 CGHI 图像间的明显差异在于图像边缘而不是中心, 需寻找分割矩形以外部分作可区分特征, 即求取 $\{\Omega'_i = (\Omega_K - \Omega_{i-1}) | i = 1, \dots, K\}$ 区域, 将图像延伸为多层的



图4 多层矩形环窗口

同心矩形环窗口图像系列。

(3)分别计算 $\{\Omega'_i\}$ 中 R, G, B 通道的二阶不变矩 ϕ_1^i 和 ϕ_2^i , 用向量集合 $\Phi = \{\mathbf{T}(r), \mathbf{T}(g), \mathbf{T}(b)\}$ 描述 CGHI 图像的特征。其中单通道的 $\mathbf{T} = [\phi_1^i, \phi_2^i | i = 1, \dots, K]$ 。

2.4 匹配与分类

设步态测试序列为 U , 其 CGHI 为 Ω_u , 对应特征向量集为 Φ_u , $\Phi_u = \{\mathbf{T}_u(r), \mathbf{T}_u(g), \mathbf{T}_u(b)\}$; 数据库参考序列为 V , 其 CGHI 为 Ω_v , 对应特征向量集为 Φ_v , $\Phi_v = \{\mathbf{T}_v(r), \mathbf{T}_v(g), \mathbf{T}_v(b)\}$ 。用式(8)计算测试序列与参考序列的匹配相似度 d_{UV} 。

$$\begin{aligned} d_{UV} = d(\Phi_u, \Phi_v) = \min & \left[\sum_{q=p} d(\mathbf{T}_u(p), \mathbf{T}_v(q)), \sum_{q \neq p} d(\mathbf{T}_u(p), \mathbf{T}_v(q)) \right] \\ & + d(\mathbf{T}_u(b), \mathbf{T}_v(b)) \end{aligned} \quad (8)$$

式中 $p, q \in \{r, g\}$, $d(\mathbf{T}_u, \mathbf{T}_v)$ 是两个特征向量之间的距离, 用欧氏距离度量:

$$d(\mathbf{T}_u, \mathbf{T}_v) = \sum_{i=1}^K (|\phi_{1u}^i - \phi_{1v}^i| + |\phi_{2u}^i - \phi_{2v}^i|) \quad (9)$$

由于本文的目的是评估步态特征的区分能力, 本文采用最近邻分类器(Nearest Neighbor Classifier), 将每个测试序列分类到匹配相似度最佳的参考序列所属的类中。自然, 更成熟的分类器会进一步提高识别性能。

3 实验结果与分析

在 Soton 步态数据库^[12]上进行了试验测试。Soton 库由英国南安普敦大学(University of Southampton)建立, 是现有样本较大的步态库。视频采样在室内环境下完成, 公开的数据库有 115 人共 2128 个序列。行人行走方向与摄像机垂直, 分别有自左向右和自右向左两类。简化起见, 将自右向左运动的图像镜像为自左向右, 使得所有序列方向保持一致。测试采用留一校验(leave-one-out cross validation) 规则, 在步态库中每次留出一个参考序列作为测试序列, 依据与余下参考序列的相似性来分类该测试序列。性能评估指标采用正确分类率 CCR(Correct Classification Rate)。分别用本文提出的全局的矩特征和多层矩形窗口的矩特征算法进行了实验, 实验结果与相关文献中给出其它算法的 CCR 如表 1。从表 1 可以看出:

表 1 Soton 库的实验结果比较

算法	数据序列总数	CCR(%)
Mowbray ^[4]	1062	84.53
Wagg ^[13]	2163	84
Boyd ^[5]	不详	85.8
全局的矩特征法	2128	69.97
多层矩形窗矩特征法	2128	87.2

(1)在大数据集情况下,直接用全局矩特征的算法实验的识别率低。这是因为随着数据量加大,全局特征的差异度减小,类间距离、类内距离的分类界限模糊;

(2)提出多层矩形窗口矩特征算法的 CCR 为 87.2%。与其它文献相比,识别率有了提高。

4 结束语

本文首先构造一种基于直方图的轮廓点分布特征,检测步态周期;然后将步态的时变信息和空间信息压缩到二维图像中,设计出彩色步态历史图像 CGHI(Colored Gait History Images),同时也表达了步态的时变信息和空间信息;随后提出了用多层同心矩形窗口算法分割 CGHI 图像、求取一组具有局部性能的 Hu 矩特征,克服了传统不变矩方法对噪声和微小误差敏感、难以分辨相近图像的局限,提高了 CGHI 图像间的区分度;最后在此基础上进行特征分类完成了步态识别。在 Soton 步态库上的实验表明算法是有效的。

参 考 文 献

- [1] Sarkar S, Phillips P J, and Liu Z, *et al.*. The humanID gait challenge problem: Data sets, performance, and analysis. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2005, 27(2): 162-177.
- [2] Kale A, Sundaresan A, and Rajagopalan A N, *et al.*. Identification of humans using gait. *IEEE Trans. on Image Processing*, 2004, 13(9): 1163-1173.
- [3] Wang L, Tan T, and Ning H, *et al.*. Silhouette analysis-based gait recognition for human identification. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2003, 25(12): 1505-1518.
- [4] Mowbray S D and Nixon M S. Automatic gait recognition via fourier descriptors of deformable objects. Proc. 4th Int'l Conf. on Audio- and Video-Based Biometric Person Authentication, Guildford, UK, 2003: 566-573.
- [5] Boyd J. Synchronization of oscillations for machine perception of gaits. *Computer Vision and Image Understanding*, 2004, 96(1): 35-59.
- [6] He Q and Debrunner C. Individual recognition from periodic activity using hidden markov models. Proc. IEEE Workshop on Human Motion, Austin, Tex, USA, 2000: 47-52.
- [7] Shutler J D and Nixon M S. Zernike velocity moments for sequence-based description of moving features. *Image and Vision Computing*, 2006, 24(4): 343-356.
- [8] Hu M-K. Visual pattern recognition by moment invariants. *IRE Trans. on Information Theory*, 1962, 8(2): 179-187.
- [9] Lee L and Grimson W E L. Gait analysis for recognition and classification. Proc. 5th IEEE Int'l Conf. on Automatic Face and Gesture Recognition, Washington, DC, 2002: 148-155.
- [10] Bobick A F and Davis J W. The recognition of human movement using temporal templates. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2001, 23(3): 257-267.
- [11] Sluzek A. Identification and inspection of 2-d objects using new moment-based shape descriptors. *Pattern Recognition Letters*, 1995, 16(7): 687-697.
- [12] Shutler J D, Grant M G, and Nixon M S, *et al.*. On a large sequence-based human gait database. Proc. 4th Int'l Conf. on Recent Advances in Soft Computing, Nottingham (UK), 2002: 66-71.
- [13] Wagg D K and Nixon M S. On automated model-based extraction and analysis of gait. Proc. 6th IEEE Int'l Conf. on Automatic Face and Gesture Recognition, Seoul, Korea, 2004: 11-16.

陈 实: 男, 1972 年生, 博士生, 研究方向为计算机视觉、生物特征识别。

马天骏: 男, 1977 年生, 博士生, 研究方向为运动追踪、模式识别。

黄万红: 女, 1976 年生, 馆员, 研究方向为图像检索。

高有行: 男, 1938 年生, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为计算机图形图像处理、模式识别等。