

一种轮廓变化图像小波矩的步态识别

陈实^{1,2}, 高有行¹

(1. 西安电子科技大学计算机外部设备研究所, 710071, 西安; 2. 浙江万里学院设计学院, 315100, 浙江宁波)

摘要: 针对计算机视觉中的步态图像提取问题, 提出了一种基于行人轮廓变化的人体步态识别方法. 对图像序列进行预处理, 提取并采样行人轮廓, 通过分析基于区域直方图的运动信号来估计 2 个单步长度, 叠加前后帧间的新增轮廓区域和消失轮廓区域, 从而构造出 2 组运动历史图像, 并用其表达行人的步态特征, 最后采用小波矩不变量提取这 2 组图像的特征, 以作分类和识别之用. 经 Soton 数据库实验表明, 所提算法能很好地体现步态的时变信息和空间信息, 大大降低了计算维数, 所用小波矩的特征向量不仅具有平移、缩放和旋转不变性, 而且具有局部性和多分辨率特征, 正确识别率可达 88.20%.

关键词: 步态识别; 运动历史图像; 小波矩

中图分类号: TP391.41 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-987X(2009)01-0090-05

Gait Recognition with Wavelet Moments of Silhouette Change Images

Chen Shi^{1,2}, Gao Youxing¹

(1. Institute of Computer Peripheral, Xidian University, Xi'an 710071, China; 2. Department of Design, Zhejiang Wanli University, Ningbo, Zhejiang 315100, China;)

Abstract: A gait recognition method based on human silhouette changes for gait feature representation and extraction is proposed. The image sequence is preprocessed to extract and sample the binary human silhouette images, and two stride lengths are then estimated by analyzing a motion signal based on region histogram. By accumulating the appearance and disappearance of silhouettes between the neighbor frames, two sets of motion history images are constructed to represent the gait features. The wavelet moment invariants are employed to extract the features of these images for classification and recognition. Experiments on Soton gait database show that these algorithms enable to sufficiently describe temporal and spatial information, and largely reduce computation dimension; the feature vectors with wavelet moments are invariant to translation, scale change and rotation to provide localized and multi-resolution capacity with a correct classification rate of 88.20%.

Keywords: gait recognition; motion history image; wavelet moment

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. 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]和统计特征等. 在统计特征中, 矩不变量的描述方法具有平移、尺度、旋转和灰度不变性以及噪声不敏感等特点, 是目前的主要方法. 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. 这些特征需在图像序列空间中计算, 提取出

的是图像的整体信息,一方面计算量大,另一方面由于不同行人的同类矩特征往往具有相似的分布,因此这种全局特征区分度不强,识别率低.虽然高阶矩能较好地反映相似图像的差异,但计算相当困难. Shen 等^[8]提出了一种小波矩,用来识别字符.小波矩不仅具有矩方法的不变性,而且具有小波分析的局部性、较强的抗噪性和多分辨率特征,能避免高阶几何矩的计算,其矩特征对图像结构的精细特征有很强的描述能力,因此小波矩在相似字符的识别中表现出很好的特性.基于此,本文提出一种基于运动历史图像的小波矩方法来识别步态:首先将行人轮廓的时变信息和空间信息压缩到二维图像中,构造出 2 组单步轮廓的变化历史图像,降低了特征表达维数,然后用小波矩方法分析并提取出这 2 组图像的特征,最终达到分类和识别行人的目的.

1 算法

本文提出的步态识别算法由 5 个模块组成:人体轮廓检测和预处理;步态周期检测;步态特征表达;特征提取;特征匹配.

1.1 人体检测与轮廓提取

如图 1 所示,假定摄像机静止且仅受测对象运动,背景模型已知.采用文献^[9]的方法提取出整个图像序列中行人的轮廓,然后使序列图像水平对中,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 1a 中的原始图像,提取出的行人轮廓图像如图 1b 所示.



(a)原始图像

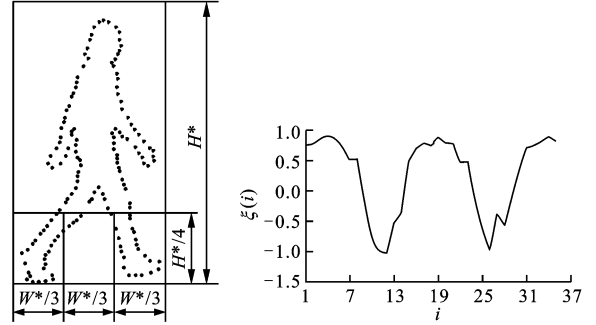
(b)轮廓图像

图 1 提取行人轮廓

1.2 步态周期检测

步态的周期性是有别于其他运动方式的最突出的特点,故对步态周期的检测和估计是步态分析的主要问题.由于行走时足部受力的变化,行人运动是非平稳的,因而采用线性方法^[4]来分析步态存在局限性.为此,笔者在文献^[10]中提出了一种轮廓采样点区域直方图的非线性分析方法.如图 2 所示,通过构造出的运动信号 $\xi(i)$ 来表示步态的周期性运动:

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.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 2 个信号周期的图像序列,每个信号周期对应 1 个单跨步过程,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,就得到了一个步态周期的图像 $\{S_n | n=1, 2, \dots, N_\lambda\}$, 其中 N_λ 是各单步内图像的帧数, $\lambda=1, 2$.



(a)图像轮廓点集和直方图计算区域

(b)运动信号

图 2 步态周期检测

1.3 步态特征的表达

对于一个行人轮廓图像序列,本文不像其他方法^[1-3]那样提取单帧图像的轮廓特征,而是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,并同时获取轮廓的位置和运动过程信息.具体操作如下.

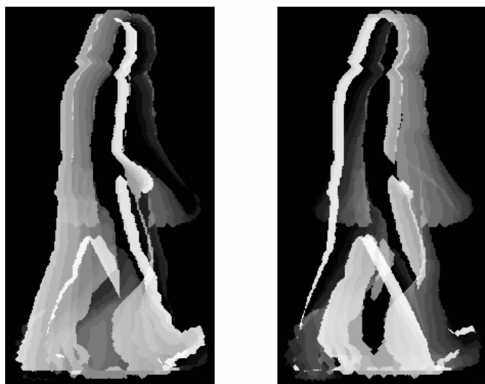
对一个单步内的二值化轮廓图像序列 $\{S_n\}$, 令 $S(x, y, n)$ 为第 n 帧图像像素点 (x, y) 处的值,计算帧间轮廓变化区域 $\Delta S(x, y, n) = S(x, y, n+1) - S(x, y, n)$. 若 $\Delta S(x, y, n) = 1$, 表示新出现的轮廓区域;若 $\Delta S(x, y, n) = -1$, 则表示消失的轮廓区域. 在一个单步长度上,依照时序逐渐增强这 2 种变化区域的灰度,再分别叠加到 2 幅图像上.我们把这种随着时间变化的图像称为单步运动历史图像 (SHI), 对于由 $\Delta S(x, y, n) = 1$ 得到的 SHI 图像,称为前向单步运动历史图像 (fSHI). fSHI 图像上像素点 (x, y) 处的灰度可由式(1)得到

$$\left. \begin{aligned} H(x, y) &= \sum_{n=1}^{N_\lambda-1} H_n(x, y, n) \\ H_n(x, y, n) &= \begin{cases} nt & \text{if } \Delta S(x, y, n) = 1 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \end{aligned} \right\} \quad (1)$$

式中: t 是灰阶差,对于 8 位深度的灰度图像, t 的初始值为 $255/(N-1)$. 相似地, $\Delta S(x, y, n) = -1$ 对

应后向运动历史图像(bSHI),其像素点 (x, y) 的灰度可由式(1)中 $\Delta S(x, y, n) = -1$ 时的值累加得到.

周期图像长度不同会造成 SHI 图像间的灰阶差异,而且运动累积会造成灰度叠加过度.为了解决这些问题,可令 $\max H(x, y) = 255$,采用多次迭代最终求出合适的 t .一个单步的 fSHI 和 bSHI 图像如图3所示.采用上述步骤,分别对2个单步进行处理,得到2组单步 SHI 图像,构成完整的步态序列表达.



(a)前向 SHI 图像

(b)后向 SHI 图像

图3 单步运动历史图像

1.4 图像矩特征提取

设连续情况下二维图像函数为 $f(x, y)$,则它的 $(p+q)$ 阶几何矩定义如下

$$M_{pq} = \iint x^p y^q f(x, y) dx dy \quad (2)$$

为得到旋转不变矩,将式(2)进行极坐标变换,得

$$F_{pq} = \int_0^1 \int_0^{2\pi} f(r, \theta) \exp(jq\theta) g_p(r) r dr d\theta \quad (3)$$

式中: q 表示谐波的阶次; $g_p(r)$ 为变换核的径向分量; $\exp(jq\theta)$ 是变换核的角度分量;对于给定的 r , $\int f(r, \theta) \exp(jq\theta) d\theta$ 表示图像 $f(r, \theta)$ 在相位域内的第 q 阶频率的频谱; $\int f(r, \theta) \exp(jq\theta) r d\theta$ 表示 $f(r, \theta)$ 在径向区域内的特征分布.如果 $g_p(r)$ 定义在变量 r 的全局范围内,提取的 F_{pq} 为全局特征;如果 $g_p(r)$ 定义在 r 的局部范围内,则相应的 F_{pq} 就是局部特征.

由于不同行人对应的 SHI 图像相似,为了获得可区分性的局部特征,我们采用小波函数来获得 $g_p(r)$.常用的小波基函数有 Haar 函数、Shannon 函数、三次 B 样条函数等.三次 B 样条小波在空域-频域中具有最优的局部特性,而且因为具有正交性,特征间的高相关性可自动去除,因此采用三次 B 样条函数作为小波基.三次 B 样条小波基函数 $\Psi(r)$ 的

高斯近似形式为^[11]

$$\Psi(r) = \frac{4a^{n+1}}{(2\pi(n+1))^{1/2} \sigma_\omega \cos(2\pi f_0(2r-1))} \cdot \exp\left(-\frac{(2r-1)^2}{2\sigma_\omega^2(n+1)}\right) \quad (4)$$

式中: $a = 0.697\ 066$; $f_0 = 0.409\ 177$; $n = 3$; $\sigma_\omega^2 = 0.561\ 145$.波形如图4所示.

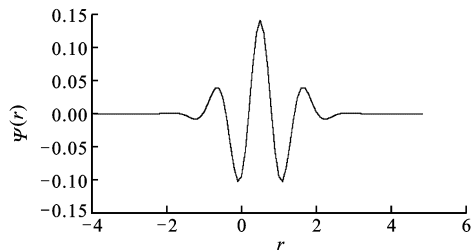


图4 三次 B 样条小波基函数

在任意方向上沿半径轴伸缩和平移基函数 $\Psi(r)$,得到式(5)所示的小波基函数族 $\Psi_{a,b}(r)$ 作为 $g_p(r)$

$$\Psi_{a,b}(r) = a^{-1/2} \Psi\left(\frac{r-b}{a}\right) \quad (5)$$

式中: $a(a \in \mathbf{R}_+)$ 和 $b(b \in \mathbf{R})$ 分别为缩放参数和位移参数.计算中,采用二进小波形式,参数 a 和 b 可用下式选取

$$\left. \begin{aligned} a &= 0.5^m & m &= 0, 1, \dots, M \\ b &= n \times 0.5 \times 0.5^m & n &= 0, 1, \dots, 2^{m+1} \end{aligned} \right\} \quad (6)$$

式中: m 和 n 为相应的缩放和位移因子.

将式(6)代入式(5)中,得

$$\Psi_{m,n}(r) = 2^{m/2} \Psi(2^m r - 0.5n) \quad (7)$$

由式(3)和式(7),得到小波矩不变量的最终表达式^[8]

$$W_{m,n,q} = \iint f(r, \theta) \Psi_{m,n}(r) \exp(jq\theta) r dr d\theta \quad (8)$$

对于给定的 SHI 图像 $H(x, y)$,其小波矩不变量的形式为

$$W_{m,n,q} = \sum_x \sum_y H(x, y) \Psi_{m,n}(r) \exp(-jq\theta) \Delta x \Delta y$$

$$r = (x^2 + y^2)^{1/2} \leq 1; \quad \theta = \arctan(y/x) \quad (9)$$

分别调整缩放因子 m 和位移因子 n ,保证小波函数 $\{\Psi_{m,n}(r)\}$ 覆盖整个 SHI 图像的径向区域,并利用不同的 m 实现了由粗到精的特征提取,从而获得了图像在不同尺度和位置的局部信息,提取出能够区分 SHI 图像间差别的特征.

1.5 特征匹配

设步态测试序列为 U ,对应的特征向量集为 $W_{\lambda}, \lambda \in \{1, 2\}$,数据库参考序列为 V ,对应的特征向

量集为 $W_{\lambda v}$. 用式(10)计算测试序列与参考序列的匹配相似度

$$d_{UV} = \min(\sum_{\alpha=\beta} d(W_{\alpha u}, W_{\beta v}), \sum_{\alpha \neq \beta} d(W_{\alpha u}, W_{\beta v})) \tag{10}$$

式中: $\alpha, \beta \rightarrow \lambda$; $d(W_u, W_v)$ 是两个特征向量之间的距离, 用欧氏距离度量

$$d(W_u, W_v) = \frac{\sum_{k=1}^K (W_u(k) - W_v(k))^2}{K} \tag{11}$$

其中 K 表示三次 B 样条小波矩的特征数.

2 实验与结果分析

为了评估算法的性能, 笔者利用 Soton 步态数据库^[12]进行了实验. Soton 库由英国南安普敦大学建立, 是现有样本较大的室内步态库, 行人行走方向与摄像机垂直, 通过镜像将行走方向统一为自左向右方向. 测试采用最近邻分类器和留一校验规则. 性能评估指标采用正确分类率 $R_{CC}/\%$ 和累积匹配度 S_{CM} . S_{CM} 定义为一个测试度量的实际类别在它的最前 k 个匹配值之间的累积概率, R_{CC} 等价于 $k=1$ 时的 S_{CM} . 采用本文算法计算的 S_{CM} 见图 5. 本文计算的 R_{CC} 与相关文献值的比较见表 1, 可以看出本文算法计算的 R_{CC} 为 88.20%, 表明识别率有了较大幅度的提高.

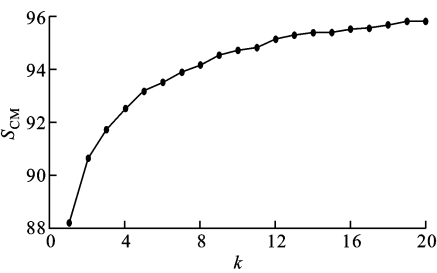


图 5 利用 Soton 数据库的 S_{CM} 实验结果

表 1 利用 Soton 数据库的实验结果比较

算法	实验数据规模		$R_{CC}/\%$
	人数	序列总数	
Foster ^[13]	114	912	75.40
Mowbray ^[4]	115	1 062	84.53
Wagg ^[14]	115	2 163	84.00
Boyd ^[6]	115		85.80
本文	115	2 128	88.20

3 结束语

本文首先构造出一种基于直方图的轮廓点分布特征, 用于检测步态周期, 然后设计出 bSHI 图像和 fSHI 图像, 随后用三次 B 样条小波矩提取 SHI 图像的特征, 计算测试序列与参考序列的特征距离, 最终实现步态识别. 所设计的 SHI 图像很好地体现了步态的时变信息和空间信息, 同时大大降低了维数. 小波矩的特征向量不仅具有平移、缩放和旋转不变性, 而且具有局部性和多分辨率特征, 对相似的 SHI 图像体现出良好的区分度. 实验结果与相关文献结果的比较表明, 本文方法的识别率高于现有方法. 未来的工作将集中于确定所提取的特征对于视角和行人穿着变化等的敏感度, 以及寻求更有效的步态特征和分类器等.

参考文献:

[1] SARKAR S, PHILLIPS P J, LIU Z, et al. The humanID gait challenge problem: data sets, performance, and analysis [J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2005, 27(2): 162-177.

[2] KALE A, SUNDARESAN A, RAJAGOPALAN A N, et al. Identification of humans using gait [J]. IEEE Trans on Image Processing, 2004, 13(9): 1163-1173.

[3] WANG Liang, TAN Tieniu, NING Huazhong, et al. Silhouette analysis-based gait recognition for human identification [J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2003, 25(12): 1505-1518.

[4] MOWBRAY S D, NIXON M S. Automatic gait recognition via Fourier descriptors of deformable objects [C] // 4th International Conference on Audio- and Video-Based Biometric Person Authentication. Berlin, Germany: Springer-Verlag, 2003: 566-573.

[5] BOYD J. Synchronization of oscillations for machine perception of gaits [J]. Computer Vision and Image Understanding, 2004, 96(1): 35-59.

[6] HE Qiang, DEBRUNNER C. Individual recognition from periodic activity using hidden Markov models [C] // Proceedings of IEEE Workshop on Human Motion. Washington, DC, USA: IEEE Computer Society, 2000: 47-52.

[7] SHUTLER J D, NIXON M S. Zernike velocity moments for sequence-based description of moving features [J]. Image and Vision Computing, 2006, 24(4): 343-356.

[8] SHEN Dinggang, IP HORACE H S. Discriminative

- wavelet shape descriptors for recognition of 2-D patterns [J]. *Pattern Recognition*, 1999, 32(2): 151-165.
- [9] 陈实, 马天骏, 黄万红, 等. 基于形状上下文描述子的步态识别[J]. *模式识别与人工智能*, 2007, 20(6): 794-799.
- CHEN Shi, MA Tianjun, HUANG Wanhong, et al. Gait recognition based on shape context descriptor [J]. *Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 2007, 20(6): 794-799.
- [10] CHEN Shi, GAO Youxing. An invariant appearance model for gait recognition [C] // *IEEE International Conference on Multimedia and Expo*. Los Alamitos, CA, USA: IEEE Computer Society, 2007: 1375-1378.
- [11] UNSER M, ALDROUBI A, EDEN M. On the asymptotic convergence of B-spline wavelets to Gabor functions [J]. *IEEE Trans on Information Theory*, 1992, 38(2): 864-872.
- [12] SHUTLER J D, GRANT M G, NIXON M S, et al. On a large sequence-based human gait database [C] // *4th Int Conf on Recent Advances in Soft Computing*. Berlin, Germany: Springer-Verlag, 2003: 66-71.
- [13] FOSTER JEFF P, NIXON M S, PRUGEL-BENNETT A. Automatic gait recognition using area-based metrics [J]. *Pattern Recognition Letters*, 2003, 24(14): 2489-2497.
- [14] WAGG D K, NIXON M S. On automated model-based extraction and analysis of gait [C] // *Sixth IEEE Int Conf on Automatic Face and Gesture Recognition*. Los Alamitos, CA, USA: IEEE Computer Society, 2004: 11-16.

(编辑 葛赵青 苗凌)