

基于瞬时步态能量图的远距离身份识别

马勤勇¹, 王申康¹, 聂栋栋², 邱剑锋¹

(1. 浙江大学计算机科学与技术学院, 浙江杭州 310027; 2. 上海交通大学计算机科学与工程系, 上海 200240)

摘 要: 提出了一种基于瞬时步态能量图的远距离身份识别算法. 首先根据摆动距离计算出步态周期, 并指定步态周期中的关键时刻. 步态序列中一个关键时刻的所有侧面轮廓图的平均值构成一个平均瞬时图. 一个关键时刻的瞬时步态能量图的计算利用了当前关键时刻以及其他关键时刻的平均瞬时图. 提高了每个关键时刻侧面轮廓图的质量, 并比单纯使用步态能量图的方式增加了步态的运动信息. 随后计算出所有关键时刻侧面轮廓图相对于瞬时步态能量图的偏移的累积图像, 与步态能量图共同作为描述一个对象的特征向量. 最后, 使用最近邻算法进行步态特征分类. 在 USF 步态数据库上对该算法进行实验, 并与基线算法以及另外两个新的步态识别算法进行比较, 结果显示该算法达到了更高的总体识别率.

关键词: 生物特征; 步态表示; 步态识别; 特征提取; 步态周期

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2007) 11-2078-05

Moment Gait Energy Image Based Human Recognition at a Distance

MA Qin-yong¹, WANG Shen-kang¹, NIE Dong-dong², QIU Jian-feng¹

(1. Department of Computer Science and Engineering, Zhejiang University, Hangzhou, Zhejiang 310027, China;

2. Department of Computer Science and Engineering, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China)

Abstract: A moment gait energy image (MGEI) based gait recognition algorithm is presented. Gait period is estimated from swing distances, and key moments of a gait cycle are specified. The mean of all the silhouette images at a key moment is called the mean moment image. The MGEI at each key moment is calculated from all the mean moment images in gait period. It improves silhouette's quality by gait probability distribution at each key moment, and provides more motion features than the basic gait energy image (GEI). Then a method of gait feature extraction is proposed based on MGEI. The deviations of silhouette images from MGEI at every key moment are cumulated into an image, which is utilized together with GEI to represent a subject. The nearest neighbor classifier is adopted to recognize subjects. The proposed algorithm is evaluated on USF dataset, and the performance is compared with the baseline algorithm and two other new algorithms. Experimental result shows that this algorithm achieves higher overall recognition rate than the other algorithms.

Key words: biometrics; gait expression; gait recognition; feature extraction; gait period

1 引言

生物识别技术利用人体的特征进行身份验证. 这些特征包括指纹、声音、面部、虹膜、DNA、签名的动作、行走的步态等. 与其他生物识别技术不同, 步态(人行走的姿势)识别可以在远距离进行. 在一定的距离上虽然人脸模糊不清, 但是步态却清晰可见. 步态识别还具有非强迫性, 不需要被识别者特意合作, 令被识别者不易察觉; 并具有不易隐藏、模仿等特点.

步态识别通常由三步组成: 提取侧面轮廓、提取和表达特征、利用分类算法进行识别. 其中第二步是目前

研究的重点. 步态识别的方法可分为基于模型的方法和基于整体的方法. 基于模型的方法利用合适的模型表达人体, 跟踪分析模型的参数, 利用这些参数进行识别. 此类方法通常能够适应视角等变化, 但是需要有高质量的行走序列图像, 并且建立模型的计算量大. 目前多数基于模型的方法都使用基本的平面几何形状构造人体模型. 最近几年逐步有人开始尝试构造 3D 人体模型, 对多个摄像机同时拍摄的行走序列进行跟踪和识别. 这种方法虽然可以更好地适应视角的变化, 但是需要更多的计算量. 基于整体的方法直接从人体轮廓中提取出步态的特征数据用于识别. 此类方法具有计算速度快, 可用

于低质量的行走序列图像等优点.目前大多数研究提出的步态识别算法都属于这个类别.例如 Kale 等^[1]将人体侧面轮廓的宽度信息组成向量,使用宽度向量作为特征.Han 等^[2]提出了一种基于步态能量图(gait energy image,简称 GEI)的方法,对低质量的侧面轮廓具有很好的适应性.

国内目前对步态识别的研究还不多,但是研究数量呈逐渐增加的趋势.其中部分学者对步态识别的研究做出了重要贡献.例如王亮等^[3]创建的步态数据库 CASIA Dataset A 得到了国内外学术界较多的使用.值得注意的是, Yu 等^[4]最近建立了一个新的步态数据库 CASIA Dataset B,对现有的步态数据库形成了很好补充.

本文提出了一种适用于远距离的基于整体的步态识别算法.文中首先提出了一种新的步态周期计算方法.基于准确的步态周期计算出瞬时步态能量图(moment gait energy image,简称 MGEI).然后提出了一种步态特征表示方法,并利用最近邻算法进行分类.在 USF 数据库上对本文提出的步态识别算法进行测试,并与基线算法以及另外两个新的步态识别算法的识别率进行比较.实验结果显示本文算法具有更高的总体识别率.

2 步态特征提取和识别

目前步态识别的研究中通常假定摄像机的位置固定,且拍摄角度与被拍摄对象的行走方向垂直.为了从视频拍摄的行走序列中提取出标准侧面轮廓图像,通常需要以下几个步骤:

第一步:使用如邻帧差法^[5]的运动目标检测算法提取运动对象.

第二步:提取出的运动对象经常包含了一些噪声和小空洞.可使用腐蚀、膨胀等形态学算子去除.

第三步:将提取出的运动对象缩放为标准尺寸.称为侧面轮廓图像.

侧面轮廓图像的提取过程通常采用比较成熟的算法,不是步态识别中研究的重点,所以本文不对这个过程作详细介绍.在下面使用提取好的侧面轮廓图像作为算法的输入.

2.1 计算步态周期

一个步态周期可以定义为从一次右腿向前跨出最远的位置到下次右腿向前跨出最远的位置所需要的时间.在一个行走序列中通常以间隔的图像帧数标记时间.本文通过计算行走序列的摆动距离提取步态周期.对一个行走序列中的每一幅侧面轮廓图计算出摆动距离:

$$sw = \sum_{y=y_b}^{(y_r-t_r)/2} \sum_{x=x_l}^{x_r} \left| (x-x_c) \times \frac{I(x,y)}{255} \right| \quad (1)$$

其中 (x_c, y_c) 是侧面轮廓的质心, y_b 是人体最底端的纵

坐标, y_r 是人体最顶端的纵坐标, x_l 是人体最左侧的横坐标, x_r 是人体最右侧的横坐标, $I(x,y)$ 是当前点的亮度.

图 1(a)显示了用式(1)计算出的一个行走序列的摆动距离.图 1(b)显示了滤波后的摆动距离.图中的摆动距离呈明显的周期性,每个极大值出现的时刻是两腿分开最大的时刻;每个极小值出现的时刻是两腿在垂直位置重叠的时刻.在实验中我们发现使用极大值计算周期通常比使用极小值具有更高的准确性.因而本文使用奇数极大值点出现的位置计算步态周期.

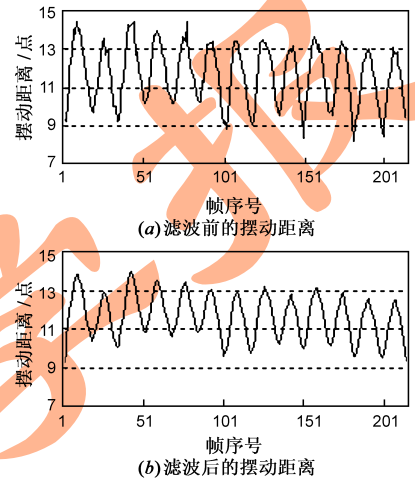


图 1 一个行走序列生成的摆动距离

首先计算出当前摆动距离序列中所有相邻两个奇数极大值点之间的时间差值.将它们按照升序排序,其中排序为第 i 的时间差值记为 p_i .设所有相邻的奇数极大值点共有 C 对.当前对象的步态周期 p 计算如下:

$$p = \frac{2}{C} \times \sum_{p_i=\frac{C}{4}}^{\frac{3C}{4}-1} p_i \quad (2)$$

文献[6]中的方法在计算低质量视频的步态周期时会产生一些误差,这些误差在人工验证的过程中可以被明显地辨别出来.本文提出的上述步态周期计算方法,能够避免以上误差.我们利用该算法计算了 USF 数据库中所有行走序列的步态周期,结果显示全部达到了人工判断的精度.

2.2 计算瞬时步态能量图

均匀地指定一个步态周期中的 s 个时刻为关键时刻,将每个关键时刻的图像称为瞬时图.与关键帧算法中只在一个步态周期中使用少量有代表性的帧不同,这里利用尽可能多的帧作为瞬时图.本文定义 s 的值为所有对象的步态周期所包含的最小帧数.这样一个步态周期中关键时刻通常会达到数十个.一个对象 h 在第 k 个关键时刻的平均瞬时图的计算如下:

$$avgf_h(x,y,k) = \frac{1}{C_h} \sum_{c=1}^{C_h} f_{hc}(x,y,k) \quad (3)$$

其中 C_h 是当前行走序列中包含的步态周期的个数, $f_{hc}(x, y, k)$ 是对象 h 在第 c 个步态周期中第 k 个关键时刻的原始侧面轮廓图. 根据每个关键时刻的平均瞬时图, 可以计算出对象 h 的第 k 个关键时刻的 MGEI:

$$Ef_h(x, y, k) = \frac{1}{2 \times \sum_{i=1}^{s/2} r^i} \sum_{i=1}^{s/2} \sum_{j=-1,1} r^i \times avgf_h(x, y, (k+s+i \times j) \% s) \quad (4)$$

其中 r 是衰退系数. 该系数的数值过小会造成 MGEI 与原始侧面轮廓图过于近似, 而数值过大则会令每一帧图像失去其本身的独特性. 我们分析比较了多种 r 取值生成的 MGEI, 最终选择其中比较中性的数值 0.8 作为衰退系数. 设一个 MGEI 的亮度范围为 $[0, I_{\max}]$. 其 I_{\max} 通常会比代表纯白色的亮度值 255 小一些. 使用下面的公式将该图像的亮度范围调整为 $[0, 255]$:

$$Ef_h(x, y, k) = \frac{255 \times Ef_h(x, y, k)}{I_{\max}} \quad (5)$$

从与步态能量图 GEI 的计算方法的对比可以看出, 虽然我们将 MGEI 也称为能量图, 但它的计算方式与基本的 GEI 有了很大变化. 为了利用有限的瞬时图为步态周期中的每一个关键时刻都生成一个能量图, 这里利用了帧间的时间相关性.

从复杂背景以及远距离拍摄的行走序列视频中提取的侧面轮廓图的质量通常较差. 图 2(a) 显示了式(3)计算出的一个对象的 s 幅平均瞬时图中的六幅. 可以看出平均瞬时图的质量虽然比原始的侧面轮廓图有了一定改善, 但不能准确地表示出每一个关键时刻的步态. 图 2(b) 显示了式(5)计算出的同一对象的 s 幅瞬时步态能量图中的六幅. 可以看出 MGEI 的图像质量有了很大改善. 图中每一点的亮度表示了轮廓图在该点出现的概率, 亮度越大表示概率越高.

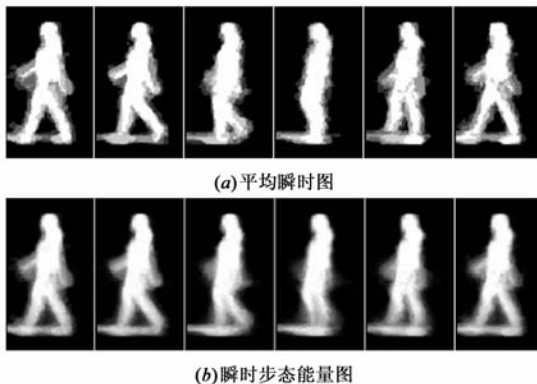


图 2 一个对象的瞬时图示例

与基本 GEI 在整个步态周期只生成一个能量图不同, 本文为每一个关键时刻计算出了一个能量图, 这样提供了更多步态的运动信息. 基于 MGEI 可以有多种不同的方法生成用于表示对象的特征向量, 从而衍生出

多种步态识别算法. 本文下面使用原始侧面轮廓图与 MGEI 的差值生成表示对象的特征向量.

2.3 计算对象的特征向量

首先计算出对象 h 的原始侧面轮廓图与 MGEI 的差值图像:

$$diff_h(x, y, k) = \frac{1}{C_h} \sum_{c=1}^{C_h} |f_{hc}(x, y, k) - Ef_h(x, y, k)| \quad (6)$$

这个差值图像代表了当前关键时刻所有原始侧面轮廓图相对于瞬时概率图像(MGEI)的平均偏移. 设 p_h 为使用式(2)计算出的对象 h 的步态周期. 我们采用如下公式递推出最终的步态偏移图 def_h :

$$def_h(x, y, k) = \begin{cases} \max(def_h(x, y, k-1) - 255/p_h, 0), & \text{if } diff_h(x, y, k) = 0 \\ \max(def_h(x, y, k-1), diff_h(x, y, k)), & \text{else} \end{cases} \quad (7)$$

其中 k 代表当前关键时刻, 初值为 1, 终值为 s . 递推到第 s 步时生成的结果即是最终的步态偏移图. 该公式计算出的步态偏移图表示了所有瞬时概率偏移按照时间进行的累积. 它在文献[7]提出的计算 MSCT 的公式上进行了较大扩展.

除了将上式算出的步态偏移图作为描述对象的特征向量, 我们还利用 GEI 来辅助表示对象. 图 3(a) 显示了式(7)计算出的六个对象的步态偏移图. 图 3(b) 显示了同样六个对象的步态能量图. 这个图表示了整个步态周期中每点出现的概率, 对概率偏差累积而成的步态偏移图有较好的补充作用. 我们为每个对象计算出其步态偏移图和步态能量图, 以此作为描述这个对象的两个特征向量.

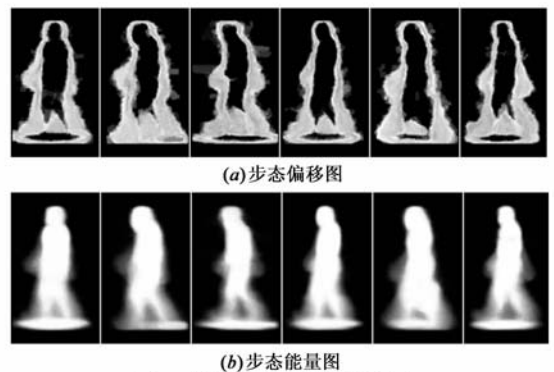


图 3 描述六个对象的特征图

2.4 分类识别

目前已经有很多分类算法被应用到步态识别中, 例如最近邻分类^[7]、主分量分析(principal components analysis, PCA)与多重判别分析(multiple discriminant analysis, 简称 MDA)结合^[2]、支持向量机(support vector machine, 简称 SVM)^[8]、隐马尔科夫模型(hidden markov

models, 简称 HMMs)^[9]等. 其中复杂的分类算法会消耗大量的计算时间, 但同时也会带来识别率的大幅提高, 例如文献[2]中利用 PCA 与 MDA 结合的方法实现了较高的识别率. 而最近邻分类算法避免了在训练阶段的复杂计算, 因而通常只需要较短的总体计算时间.

因为特征的提取和表达是步态识别研究的重点, 所以大多数论文在分类识别中只使用了简单的最近邻分类. 为了便于同其他步态识别算法作比较, 我们在分类识别对象时也采用了该分类算法. 我们利用与文献[7]类似的方法计算两个对象之间的欧拉距离. 当前未知对象被分类为与之有最短距离的已知对象.

3 实验结果及分析

为了便于与其他算法进行比较, 我们使用目前最通用的 USF 步态数据库^[6]进行测试. 相对其他数据库, USF 数据库的拍摄距离较远, 背景复杂, 适合于远距离低质量图像的步态识别算法的研究. 文献[6]将 USF 数据库中的数据划分为多个不同的组. 其中用于训练的已知对象被划分为一组, 包括 122 个对象行走序列的视频数据. 用于测试的对象共有十二组(A-L). 除了视频数据, Sarkar^[6]等还提出了一种基线算法. 目前大多数论文提出的步态识别算法都使用 USF 数据库进行实验, 并与基线算法的识别率进行比较.

表 1 本文算法与另外三个算法在 USF 数据库上的识别率

类别	组	与训练对象的差别	基线算法		MSCT&SST		GEI		本文算法	
			Rank1	Rank5	Rank1	Rank5	Rank1	Rank5	Rank1	Rank5
I	A	视角	73	88	80	94	83	93	86	93
	B	鞋	78	93	89	94	87	94	91	94
	C	鞋, 视角	48	78	72	87	74	91	67	93
	平均		66	86	80	92	81	93	81	93
II	D	路面	32	66	14	41	21	46	26	53
	E	路面, 鞋	22	55	10	35	22	55	24	64
	F	路面, 视角	17	42	10	26	10	32	14	33
	G	路面, 鞋, 视角	17	38	13	28	17	40	16	38
	平均		22	50	12	33	17	43	20	47
III	H	包	61	85	49	78	53	78	61	87
	I	包, 鞋	57	78	43	75	53	78	67	86
	J	包, 视角	36	62	30	61	38	69	41	78
	K	时间, 鞋, 衣着	3	12	39	55	9	12	12	12
III	L	路面, 时间, 鞋, 衣着	3	15	9	36	6	12	9	27
	平均		32	50	34	61	32	50	38	58

我们在 Microsoft Visual C++ 开发平台上联合使用 OpenCV 与 Matlab 的库函数实现了本文提出的算法, 基于已知对象组计算出了该算法对 USF 步态数据库中的十二个测试对象组的识别率. 表 1 中列出了本文算法在 USF 步态数据库上的识别率. 同时列出的还有基线算法^[6]、MSCT&SST^[7]、GEI^[2]的识别率. 其中基线算法和

MSCT&SST 使用的是其文献中提供的数据; 而文献[2]中由于使用了 PCA 和 MDA 不同的分类算法, 其原文中提供的识别率与本文数据不具有比较性. 因而我们实现了 GEI 算法, 使用最近邻算法进行分类, 在表 1 中列出了其识别率. 其中的 Rank n 是一个在人脸识别以及步态识别中常用的识别率参数, 表示算法计算出来的与待识别对象最相似的前 n 个对象中包含真实对象的比率. 表中的数值全部按照从真实数值四舍五入到整数的方式显示.

从表 1 可以看出: 本文算法对于第 I 类和第 III 类对象的识别率明显高于基线算法, 对第 II 类对象的识别率略低于基线算法; 与 MSCT&SST 算法相比, 本文算法在第 I 类和第 III 类对象的识别率上基本相同, 而在第 II 类对象的识别率上有较大提高; 与 GEI 算法相比, 本文算法在第 I 类对象的识别率上相同, 在第 II 类对象的识别率上略有提高, 在第 III 类对象的识别率上提高较大. 从总体上看, 本文算法在 USF 步态数据库上的识别率明显优于其他三种算法.

4 结论

对于较远距离拍摄的具有复杂背景的行走序列视频, 从中提取的侧面轮廓图像的质量较差. 因而对步态识别算法的稳定性要求非常高. 现有算法对这种步态数据的识别率都不是很高, 因而具有广阔的研究空间.

为了适应低质量的侧面轮廓图像, 本文首先提出了一种计算步态周期的算法. 在此基础上利用帧间时间相关性计算出 MGEI. 使 MGEI 不仅表示了步态的概率分布, 而且包含了步态的运动信息. 随后提出了一种基于 MGEI 的步态特征表示方法, 并采用最近邻算法对不同对象的特征向量进行分类识别.

本文计算出了该算法对 USF 数据库中对象的识别率. 通过与基线算法以及另外两个新的步态识别算法的比较可以看出, 本文提出的算法具有更高的总体识别率. 由于 MGEI 蕴含了丰富的便于提取的步态信息, 我们今后将尝试基于 MGEI 提出更多步态识别算法.

参考文献:

- [1] Kale A, et al. Identification of Humans Using Gait[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2004, 13(9): 1163 - 1173.
 - [2] Han J, et al. Individual Recognition Using Gait Energy Image [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2006, 28(2): 316 - 322.
 - [3] 王亮, 等. 基于步态的身份识别[J]. 计算机学报, 2003, 26(3): 353 - 360.
- WANG Liang, et al. Identification based on gait[J]. Chinese Journal of Computers, 2003, 26(3): 353 - 360. (in Chinese)

- [4] Yu S, et al. A framework for evaluating the effect of view angle, clothing and carrying condition on gait recognition[A]. International Conference on Pattern Recognition[C]. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2006. 441 - 444.
- [5] 张大序, 等. 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 - 53.
- ZHANG Da-Xu, et al. An adaptive approach to object extraction and tracking in complex image sequences[J]. Acta Electronica Sinica, 1994, 22(10): 46 - 53. (in Chinese)
- [6] Sarkar S, et al. The HumanID gait challenge problem: data sets, performance, and analysis[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2005, 27(2): 162 - 177.
- [7] Lam THW, et al. Human Identification by using the motion and static characteristic[A]. International Conference on Pattern Recognition[C]. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2006. 996 - 999.
- [8] Begg RK, et al. Support vector machines for automated gait classification[J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2005, 52(5): 828 - 838.

- [9] Kale A, et al. Gait-based recognition of humans using continuous HMMs[A]. International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition[C]. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2002. 321 - 326.

作者简介:



马勤勇 男, 1977 年出生, 现为浙江大学计算机科学与技术学院博士研究生, 在 Pattern Recognition Letters 等期刊和国际会议上发表和录用学术论文 10 多篇. 主要研究领域包括模式识别、图像处理等. E-mail: mqyray@gmail.com

王申康 男, 1945 年出生, 浙江大学教授, 博士生导师, 发表学术论文 100 多篇, 出版著作 6 部, 主持国家自然科学基金和 863 计划等多项重大项目, 获得国家和省部级科技进步奖, 被誉为国家有突出贡献科技人员津贴获得者. 主要研究领域包括人工智能、生物特征识别等.