

利用动态部位变化的步态识别

张二虎 赵永伟

(西安理工大学信息科学系, 西安 710048)

摘要 为了解决人的衣着变化和携带物品对步态识别的影响, 提出了一种基于动态部位变化的步态识别方法。首先应用背景差分和阴影消除获得人体步态轮廓, 并对获取的轮廓进行位置中心化和大小归一化; 然后通过步态能量图和阈值分割的方法划分出每一帧的动态部位, 并使用扇形区域距离变换的方法对动态部位进行特征提取; 最后使用最大熵马尔可夫模型对各个人的步态进行建模, 完成了基于概率图的识别。该方法在 CASIA 步态数据库上进行了实验, 取得了较高的正确识别率, 实验结果表明该方法对人的衣着变化和携带物品情况下的步态识别具有较强的鲁棒性。

关键词 步态识别 动态部位 扇形区域距离变换 最大熵马尔可夫模型

中图法分类号: TP391.41

文献标识码: A

文章编号: 1006-8961(2009)09-1756-08

Gait Recognition Using Variance of Dynamic Region

ZHANG Erhu ZHAO Yongwei

(Department of Information Science Xi'an University of Technology Xi'an 710048)

Abstract To solve the problem that the clothes variance or taking goods may affect the result of gait recognition, a new gait recognition method based on variance of dynamic region is proposed in this paper. Firstly, through the background subtraction and shadow elimination, human motion silhouettes are obtained, which will be normalized in terms of location and scale. Next, the dynamic regions are obtained using gait energy image and threshold segmentation, and gait feature is extracted from the dynamic region using the sector region distance transform. At last, maximum entropy Markov Model is used to model the gait sequences of each people and implements recognition based on probability graph. The method is evaluated for the CASIA gait database and receives comparatively high correct recognition rate. The experimental results show that our approach is robust in the case of clothes variance and taking goods.

Keywords gait recognition, dynamic region, sector region distance transform, maximum entropy Markov model

1 引言

近年来,随着一些安全敏感场合(如机场、军事基地等)对智能监控系统的迫切需求,非接触式远距离的身份识别技术备受关注。由于进入监控范围的人,其运动步态是可见的,并且具有易采集、非侵犯性、难以伪装等特点,近年来已引起了国内外越来越

越多的智能视觉监控研究者的浓厚兴趣^[1-4]。

步态识别就是根据人走路的姿势进行身份识别。近年来,国内外许多学者对步态识别进行了深入的研究,相继取得了一些成果。根据步态分类方法的不同,目前文献报道的步态识别方法大致可以分为两类:基于模板匹配的方法和基于状态空间的方法^[5]。基于模板匹配的方法就是首先从整个图像序列中提取出一个或一组模式特征向量,然后在

基金项目:陕西省自然科学基金研究计划项目(2006F26)

收稿日期: 2008-10-05; **改回日期:** 2009-06-29

第一作者简介: 张二虎(1965~),男,教授。2003年于西安交通大学获生物医学工程专业博士学位。主要研究方向为数字图像处理、模式识别与智能信息处理。E-mail: erhuzhang@xaut.edu.cn

识别过程中和预先存储的步态样本的模式特征向量相比较。如 Wu 等人^[6]使用核主元分析法 (KPCA) 提取步态特征, 并使用支持向量机 (SVM) 进行步态分类识别; Shutler 等人^[7]提出的基于时间矩的步态识别方法也是属于模板匹配的方法。基于状态空间的方法定义每个静态姿势作为一个状态, 这些状态之间通过某种概率联系起来。目前, 最具有代表性的状态空间模型是隐马尔可夫模型 (HMM)。例如文献 [8]~[11] 都是使用 HMM 对步态序列进行建模, 从而实现了基于步态特征的身份识别。

虽然近年来步态识别已经取得了很大的进展, 但是依然存在着以下几个问题有待解决: (1) 视角变化的问题; (2) 衣着变化的问题; (3) 携带物品走路的问题; (4) 各种步态识别方法存在着一定的缺陷, 例如基于模板匹配的识别方法计算复杂度低、实现简单, 但是其丢失了行走过程中的动态信息, 对于噪声和行走速度的变化比较敏感; 基于状态空间的识别方法虽然充分考虑了行走的动态过程, 然而目前广泛使用的 HMM 存在着较强的独立性假设, 无法对行走过程进行准确的建模。针对第 1 个问题, 很多学者提出了使用多个视角下的步态信息进行融合识别, 或者结合多个视角下的步态信息, 从中提取出与视角无关的步态特征^[12-13]; 对于第 2 个和第 3 个问题, 目前的文献还没有提出有效的解决方法。针对第 2 个和第 3 个问题, 提出了一种简单有效的特征提取方法, 在此基础上针对问题 4 提出使用最大熵马尔可夫模型作为步态分类器, 从而实现基于步态的身份识别。最后在 CASIA 步态数据库上进行了实验, 验证了该方法的有效性和鲁棒性。

2 特征提取

对输入的步态图像序列进行背景减除、二值化、阴影消除及数学形态学等操作后, 可以得到步态序列中每帧图像的单连通人体运动区域。然后对每个人体区域进行中心化和尺度归一化, 得到尺度一致的步态图像序列, 图 1 给出了其中一帧的处理效果。

步态识别很大程度上依赖于人体轮廓形状随着时间变化的规律, 但是如果人的衣着发生变化或者携带物品走路, 人体轮廓形状就会发生变化, 从而影响识别性能。通过观察分析可发现, 人的衣着不同

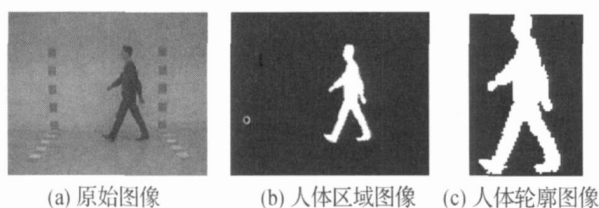


图 1 人体轮廓提取结果

Fig. 1 The result of edge extraction

时, 变化主要表现在身躯的形状上, 而四肢的形状变化几乎可以忽略; 另外, 人如果携带物品走路时 (如提包), 物品相对于人体身躯的位置几乎可以认为是静止的。基于以上的原因, 提取人体在走路过程中的动态部位来进行步态识别, 从而解决衣着和携带物品的影响。

2.1 动态部位的提取

动态部位是指人在走路的过程中, 那些相对于身躯而连续发生位置变化的部位, 如手和脚等。使用步态能量图和阈值分割的方法来检测出步态序列中人体的动态部位^[14]。假设经过尺度归一化后的图像大小为 $M \times N$, 第 i 帧图像 (x, y) 位置处的灰度值为 $f_i(x, y)$, 则一个具有 K 帧图像的步态序列对应的步态能量图为^[15]

$$GEI(x, y) = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K f_i(x, y) \quad (1)$$

步态能量图描述了各个姿势出现的频率, 使用固定的阈值, 可以把一个步态能量图进一步分割成 3 个不同的区域。图 2 列出了一个人在正常走路、穿大衣走路和带包走路 3 种情况下的 3 个步态序列, 以及各个序列对应的步态能量图和阈值分割后的步态能量区域图。最右边的就是阈值分割后的步态能量区域图, 区域 I 是步态能量图里的高强度部分, 也是人在走路过程中相对不动的部位, 如头、身躯等; 区域 III 就是步态能量为 0 的区域, 是指人在走路过程中身体部位没有到达的区域; 而区域 II 就是人在走路过程中, 由于手和脚的摆动所形成的区域。

为了消除衣着和携带物品对于步态识别的影响, 使用一个步态序列的步态能量区域图与该步态序列中的每一帧图像进行逻辑与运算, 从而提取出该步态序列中每一帧的人体动态部位。使用下式来表示步态能量区域图:

$$g(x, y) = \begin{cases} 1 & (x, y) \in R_{II} \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (2)$$

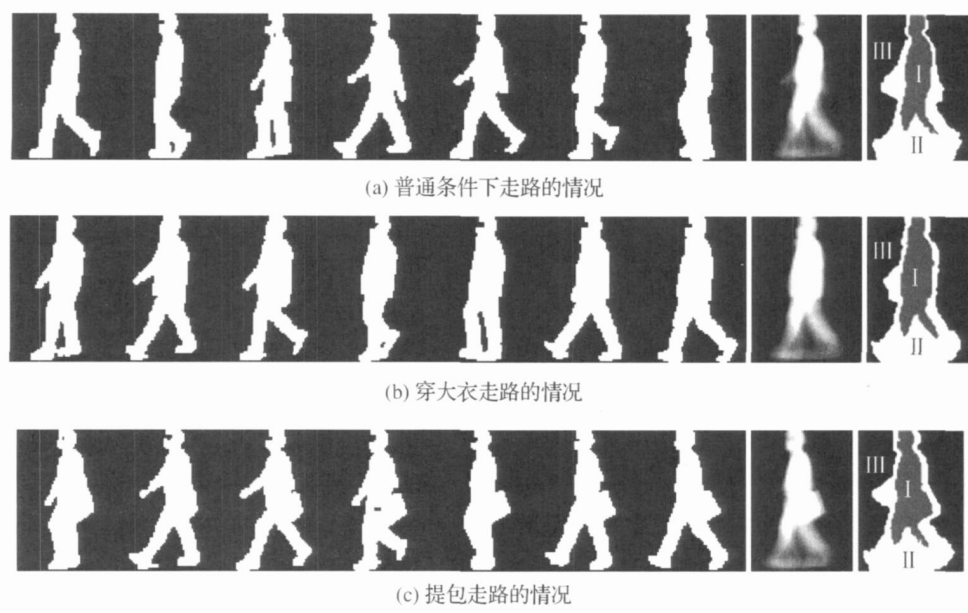


图 2 步态能量图与步态能量区域图
Fig.2 Gait energy images and gait energy region images

其中的 R_{II} 表示步态能量区域里的区域 II, 那么一个步态序列中第 i 帧的动态部位可以使用下式提取出来。

$$\hat{f}_i(x,y)=\begin{cases} 1 & g(x,y)\cap f_i(x,y)=1 \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (3)$$

其中,图 2 的 3 个步态序列对应的动态部位的提取效果如图 3 所示。从图 3 的 3 个步态序列可以看出,在动态部位里,基本上已经消去穿外套和背包的影响,信息主要集中在手和脚的运动上(见图 3 的白色区域)。

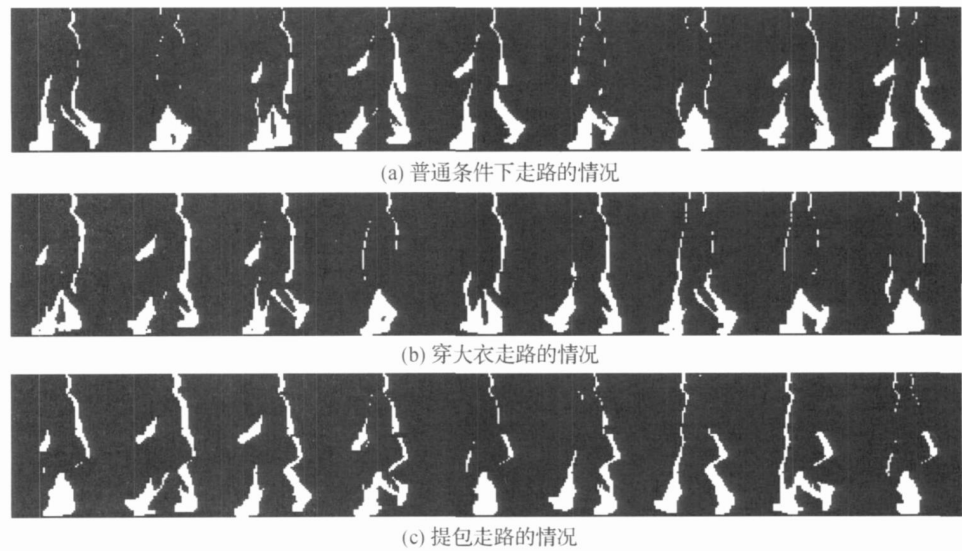


图 3 动态部位提取效果
Fig.3 The result of dynamic regions

2.2 扇形区域距离变换

为了进行特征描述,在每一帧图像上定义一个 $x-y$ 直角坐标系。假设 f_i 和 \hat{f}_i 分别表示尺度归一化

后和提取动态部位后的二值图像,首先计算 f_i 的质心,并以该质心为原点建立一个 $x-y$ 直角坐标系。然后从 x 轴的正半轴开始,以逆时针方向,按照固定

角度步长,把一帧图像划分成若干个扇形区域^[16],如图 4所示。

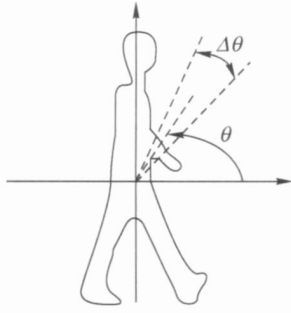


图 4 扇形区域的划分

Fig.4 The division of sector regions

假设角度步长为 $\Delta\theta$ 那么一帧图像就被划分成 $N = \frac{360}{\Delta\theta}$ 个扇形区域。其中一个扇形区域如图 5所示:

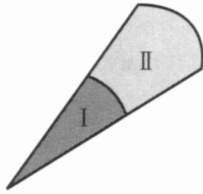


图 5 扇形区域

Fig.5 A sector region

其中的 I 是使用式 (3)进行动态部位提取时被置 0 的白点区域, II 则表示该区域中的动态部位的像素点集合,则使用下式对该区域进行特征描述:

$$\Phi(i) = \frac{1}{N_i} \sum_{(x,y) \in S_i} \hat{f}(x,y) \sqrt{(x - x_{nearest}^I)^2 + (y - y_{nearest}^I)^2} \quad (4)$$

其中, S_i 表示第 i 个区域中的 II 部分, N_i 是 S_i 中 II 部分中的点数, $x_{nearest}^I$, $y_{nearest}^I$ 分别是该扇形区域的 I 部分中离 (x,y) 点最近的点的 x 和 y 轴坐标。由于这一特征描述方法类似于距离变换,所以称其为扇形区域距离变换。如果一帧图像具有 N 个区域,那么一个具有 K 帧图像的步态序列可以表示为

$$V = [\Psi_0, \Psi_1, \dots, \Psi_{K-1}]$$

$$= \begin{bmatrix} \Phi_0(0) & \Phi_1(0) & \dots & \Phi_{K-1}(0) \\ \Phi_0(1) & \Phi_1(1) & \dots & \Phi_{K-1}(1) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \Phi_0(N-1) & \Phi_1(N-1) & \dots & \Phi_{K-1}(N-1) \end{bmatrix}$$

(5)

其中, $\Phi_i(j)$ 表示第 i 帧图像的第 j 个区域的特征。

3 步态识别

使用基于状态空间的方法进行步态识别,也就是把步态过程看作是一些静态姿势的不同状态之间的一次遍历过程,在这个遍历期间计算联合概率,其最大值被选择作为步态识别的标准。目前,在步态识别中应用得最有代表性的状态空间模型是 HMM^[8-11]。HMM 是一个生成模型,从模型的推导过程可以看出,它有着比较强的独立性假设。在 HMM 中,假设了 t 时刻的观察值只依赖于 t 时刻的状态,这确保了每个观察值被作为独立的单元对待,并且独立于序列中所有其他观察值。但绝大多数的数据序列并不能完全地表示为一组独立的单元。当序列中的数据元素存在长距离依赖时,允许这种长距离依赖并且使观察序列可以表示为非独立的交叉特征的模型才是比较合适的。条件模型的提出就克服了生成模型所要求的严格的独立假设^[17]。基于以上的原因,使用一个典型的条件模型——最大熵马尔可夫模型^[17-21] (MEMM) 作为步态分类器。

和 HMM 一样, MEMM 也是基于概率有限状态模型这样一个概念,但又与 HMM 有所不同,它将观察序列看作是条件事件,而不是由状态生成的。在 MEMM 中, HMM 的转移函数 $p(l_t | l_{t-1})$ 和观察函数 $p(o_t | l_t)$ 被单个函数 $p(l_t | l_{t-1}, o_t)$ 所替代,该函数表示在给定当前观察值 o_t 和前一个状态 l_{t-1} 的条件下转移到当前状态 l_t 的概率。这种分布函数针对的是每个给定的状态,也就是说在任何给定的序列中, t 时刻可能的状态的选择依赖于 $t-1$ 时刻的状态以及 t 时刻的观察。HMM 和 MEMM 的结构示意图如图 6 所示,其中黑色的圆圈表示隐状态,白色的圆圈表示观察值。

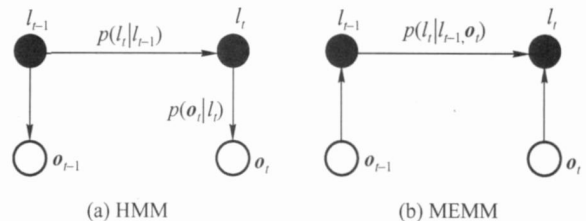


图 6 HMM 与 MEMM 结构示意图

Fig.6 HMM and MEMM Structure

MEMM 从训练集中学习 $p(l_t | l_{t-1}, o_t)$, McCa-

等人^[18]通过使用最大熵框架来使得该模型最

大可能的与训练集中的特征约束保持一致,这使得 $p(l|l_{-1}, o_t)$ 具有如下的指数形式:

$$p(l|l_{-1}, o_t) = \frac{p_{t-1}(l|o_t) \exp\left[\sum_k \lambda_k f_k(l, o_t)\right]}{Z(l_{-1}, o_t)} \quad (6)$$

其中, $Z(l_{-1}, o_t) = \sum_{l_t} \exp\left[\sum_k \lambda_k f_k(l, o_t)\right]$, 是归一化因子; f_k 是以当前观察值 o_t 和当前可能的状态 l 为参数的特征函数; λ_k 是 f_k 的权值, 是需要估计的参数。

由于 MEMM 结合了隐马尔可夫模型和最大熵模型的优点, 它允许状态转移可以基于输入序列中的非独立性特征, 使得 MEMM 的性能能够优于 HMM。

将 MEMM 应用到步态识别中, 首先对第 i 个人的用于训练的 n 个步态序列中的 N 帧图像进行特征提取, 然后使用遗传算法对这 N 个特征向量进行聚类分析, 得到 K 个聚类中心, 以这 K 个聚类中心作为该人的步态状态集 S 并有标记集合 $L = \{1, 2, \dots, K\}$, 而这 N 个特征向量就是该人的步态观察集 o ; 接着用这样的状态和观察集对训练的步态样本进行统计, 得到每个状态所对应的样本集。对每个这样的样本集合采用 GIS^[18, 22] (generalized iterative scaling) 算法进行参数学习, 最终得到各个人的 MEMM。

GIS 学习 λ_k 将使得 MEMM 中的每个转移函数 $p(l|l_{-1}, o_t)$ 达到最大熵。运用 GIS 算法学习状态 l 的转移函数 p 的具体步骤如下^[18]:

(1) 输入观察序列 $[o_0, o_1, \dots, o_{N-1}]$ 及对应的标记序列 $[l_0, l_1, \dots, l_{N-1}]$, 其中 $o_t \in O$, $l_t \in L$;

(2) 初始化 $\lambda_k^{(0)} = 1$;

(3) 对于每一个 k

① 计算每个特征的 $\tilde{E}_k = \sum_{(l, l_{-1}=\hat{l})} f_k(l, o_t)$;

② 计算

$$p_t^{(j)}(l|o_t) = \frac{1}{Z(\hat{l}, o_t)} \exp\left[\sum_k \lambda_k f_k(l, o_t)\right] \quad (7)$$

③ 使用当前 λ_k 值计算:

$$E_k^{(j)} = \sum_{(l, l_{-1}=\hat{l})} \sum_{l \in L} p_t^{(j)}(l|o_t) f_k(l, o_t) \quad (8)$$

④ 更新 $\lambda_k^{(j+1)} = \lambda_k^{(j)} + \frac{1}{C} \log \left\{ \frac{\tilde{E}_k}{E_k^{(j)}} \right\}$, 其中 $C =$

$$\sum_k \sum_t f_k(l, o_t);$$

⑤ 若 λ_k 满足收敛条件, 则结束; 否则 $j = j + 1$, 然后转到②。

这里, 特征函数 $f_k(l, o)$ 定义为以下的布尔函数形式:

$$f_k(l, o) = \begin{cases} 1 & |S_l - o| \leq T_k \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (9)$$

其中, S_l 是状态 l 的特征向量, T_k 是给定的阈值。

4 实验结果与分析

4.1 实验数据库

本文的重点是解决衣着变化和携带物品对步态识别的影响。而中科院自动化所的 CASIA 步态数据库^[23]是目前已经公开的一个同时考虑了衣着和带包行走的大型数据库, 所以在 CASIA 步态数据库上测试本文方法的有效性。

CASIA 步态数据库包含 124 个人的步态序列, 分别使用 11 个摄像机从 11 个不同的视角同时进行拍摄。这 11 个视角分别是 $0^\circ, 18^\circ, 36^\circ, \dots, 180^\circ$, 而每一个视角下有 10 个步态序列, 分别是 2 个带包走路的序列、2 个穿大衣走路的序列以及 6 个正常走路的序列。CASIA 步态数据库中总共有 $124 \times 11 \times 10 = 13\ 640$ 个步态序列, 所有图像的分辨率都是 320×240 像素。无论从人数上, 还是从数据量上, 这个步态数据库都是目前已经公开的步态数据库中比较完备的一个。

4.2 实验结果分析

CASIA 步态数据库把视角、衣着和携带物等各种影响步态识别的因素都考虑了, 而在本文的实验中, 由于只考虑衣着和携带物品对步态识别的影响, 所以在这 11 个视角中选取 3 个视角下的所有步态序列进行测试, 这 3 个视角分别是: 正面视角 (0°)、倾斜视角 (54°) 和侧面视角 (90°)。对于每个人的每一个视角, 都有 10 个序列, 从中取出 4 个正常走路的序列进行训练。得到所有人的训练数据之后, 对每个人剩下的 6 个序列进行如下的 3 组测试: (1) 将每人剩下的 2 个正常走路的序列作为测试序列进行测试; (2) 将每个人的 2 个带包走路的序列作为测试序列进行测试; (3) 将每个人的 2 个穿大衣走路的序列作为测试序列进行测试。在每一组的实验当中, 提取动态部位的扇形区域距离变换

特征时,测试了 $\Delta\theta$ 为 5° , 10° , 15° 3 种情况下的识别结果,而且在每次的测试中都使用了 HMM 和 MEMM 作为步态分类器,3 组实验的测试结果如表 1 所示。

表 1 3 种不同情况下的步态识别结果

Tab.1 Recognition results of three different condition

单位: %

$\Delta\theta$	分类器	正常走路			穿大衣走路			带包走路		
		正面视角	倾斜视角	侧面视角	正面视角	倾斜视角	侧面视角	正面视角	倾斜视角	侧面视角
5°	HMM	79.0	86.7	89.9	79.0	87.5	90.3	77.8	86.3	89.5
	MEMM	80.7	88.3	91.9	80.2	87.9	91.1	79.8	87.9	91.5
10°	HMM	80.7	89.1	91.9	80.2	89.1	92.3	79.8	88.3	91.5
	MEMM	81.5	91.9	94.4	80.7	90.7	94.0	81.5	89.9	94.0
15°	HMM	79.0	86.3	89.1	79.0	86.7	89.9	77.4	87.5	89.9
	MEMM	80.7	87.9	90.3	79.8	87.5	90.7	79.0	87.9	91.1

从表 1 可以看出, $\Delta\theta=10^\circ$ 对应的扇形区域距离变换特征获得最好的识别效果。图 7 给出了 3 种情况下,提取 $\Delta\theta=10^\circ$ 的扇形区域距离变换特征,使用 MEMM 的识别结果。从图中可以看出,各个视角下的正常走路、穿大衣走路和带包走路的识别结果很接近,那是因为本文的特征只关注了人在走路过程中的动态部位(主要是手和腿)的运动,这样穿大衣和带包对提取的特征的影响就很小。

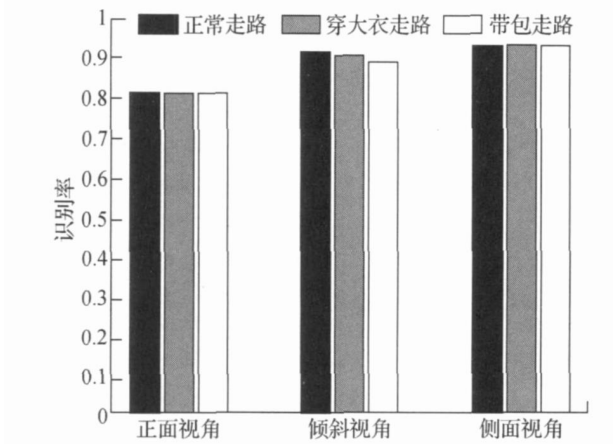


图 7 $\Delta\theta=10^\circ$ 使用 MEMM 的识别结果

Fig.7 Recognition results using MEMM in $\Delta\theta=10^\circ$

而且从表 1 的结果还可以看出, MEMM 的识别率比 HMM 的识别率要高,那是因为 MEMM 消除了 HMM 中的独立性假设,结合了 HMM 和最大熵模型的优点,其建模过程更加符合人类对序列数据的理解。

另外,还将本文提出的特征和文献 [13] 中的 3 种特征进行了比较,其中本文的特征使用 $\Delta\theta=10^\circ$ 的情况,本文的特征、伪 Zemike 矩特征以及小波描

述子特征都是使用 MEMM 进行步态建模和识别,而 Procnustes 特征是统计特征,所以使用最近邻分类器进行识别。表 2 列出了各种特征在正常走路、穿大衣走路以及带包走路下的识别结果。

表 2 几种不同特征的比较

Tab.2 Comparison of different features

单位: %

		本文的特征	伪 Zemike 矩	小波描述子	Procnustes 形状
正面视角	正常	81.5	91.1	74.6	92.3
	穿大衣	80.7	76.2	66.5	76.6
	带包	81.5	84.7	71.0	85.9
倾斜视角	正常	91.9	87.9	69.8	81.1
	穿大衣	90.7	75.0	56.5	65.7
	带包	89.9	81.5	64.5	71.8
侧面视角	正常	94.4	91.1	73.0	87.5
	穿大衣	94.0	81.5	61.3	76.6
	带包	94.0	87.5	67.7	81.9

由表 2 的结果可以看出,文献 [13] 的 3 种特征在穿大衣和带包情况下的正确识别率比正常行走的低了很多,说明穿大衣和带包对这 3 种特征的影响是比较大的。因为这 3 种特征都是使用外轮廓进行特征描述,而穿大衣和带包都会使外轮廓的形状发生变化,从而影响识别结果。与此不同,本文的特征只考虑行人的动态部位,而穿大衣和带包对动态部位的影响很小,从而有效地解决了步态识别中的衣着变化和携带物品的影响。

根据以上的实验结果,可以得出以下几点结论:

(1) 在 3 种情况下,正面视角的正确识别率都是最低,那是因为是在正面视角下的步态序列的动态

部位包含的步态信息是最少的。图 8 给出了其中一个人的在正面视角下的一个步态序列对应的动态部位图像序列,从下面的图像序列可以看出,正面视角下的步态序列中的每一帧图像对应的动态部位(即图中的白色区域),在各帧之间的变化并不明显,它们提供的关于手和脚的摆动角度等步态信息比较少,所以正面视角下的识别率也相对较低:



图 8 正面视角下的动态部位

Fig.8 The dynamic regions in frontal view

(2)MEMM 消除了建模时的独立性假设,其建模过程更加符合人类对序列数据的理解,获得了很好的识别效果;

(3)本文提出的基于动态部位变化的步态识别方法是有效地解决人在走路过程中的衣着和携带物对步态识别的影响。

5 结 论

本文提出了一种基于动态部位变化的步态识别方法。首先根据阈值化后的步态能量图划分出步态序列中每一帧图像的动态部位,然后对每帧图像的动态部位进行扇形区域距离变换,提取出步态序列的特征。最后使用 MEMM 作为步态分类器,实现了在正常、穿大衣和带包情况下的步态识别。实验结果表明该方法具有较高的识别性能,对于衣着变化和携带物品具有较好的鲁棒性,是一种有效的步态识别方法。未来的工作重点将集中于建立更加准确反映人体运动的模型,以及解决视角变化对于步态识别的影响。

致 谢 本文使用了中科院自动化所的 CASIA 步态数据库进行实验,于此表示感谢。

参考文献 (References)

- 1 Zhou Xiao-li, Bir Bhanu. Feature fusion of side face and gait for video-based human identification [J]. *Pattern Recognition*, 2008, **41**(3): 778-795.
- 2 Lu Jiwen, Zhang Erhu, Xue Yan-xue. Gait recognition based on independent component analysis and information fusion [J]. *Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 2007, **20**(3): 365-370. [鲁继文, 张二虎, 薛延学. 基于独立成分分析和信息融合的步态识别 [J]. *模式识别与人工智能*, 2007, **20**(3): 365-370.]
- 3 Thayaparan T, Stankovic L, Djurovic I. Micro-doppler target detection and feature extraction in indoor and outdoor environments [J]. *Journal of The Franklin Institute*, 2008, **345**(6): 700-722.
- 4 Liu Zong-yi, Sarkar S. Outdoor recognition at a distance by fusing gait and face [J]. *Image and Vision Computing*, 2007, **25**(6): 817-832.
- 5 Wang Liang, Hu Weiming, Tan Tieniu. A survey of visual analysis of human motion [J]. *Chinese Journal of Computers*, 2002, **25**(3): 225-237. [王亮, 胡卫明, 谭铁牛. 人运动的视觉分析综述 [J]. *计算机学报*, 2002, **25**(3): 225-237.]
- 6 Wu Jian-ning, Wang Jue, Liu Li. Feature extraction via KPCA for classification of gait patterns [J]. *Human Movement Science*, 2007, **26**(3): 393-411.
- 7 Shutler J D, Nixon M S. Zemike velocity moments for sequence-based description of moving features [J]. *Image and Vision Computing*, 2006, **24**(4): 343-356.
- 8 Cheng Ming-Hsu, Ho Meng-fen, Huang Chung-lin. Gait analysis for human identification through manifold learning and HMM [J]. *Pattern Recognition*, 2008, **41**(8): 2541-2553.
- 9 Zhang Rong, Vogler C, Metaxas D. Human gait recognition at sagittal plane [J]. *Image and Vision Computing*, 2007, **25**(3): 321-330.
- 10 Tian Guang-jian, Zhao Rong-chun. Gait recognition based on HMM [J]. *Journal of Image and Graphics*, 2006, **11**(6): 867-871. [田光见, 赵荣椿. 基于连续隐马尔可夫模型的步态识别 [J]. *中国图象图形学报*, 2006, **11**(6): 867-871.]
- 11 Li Jingwen, Guo Li, Liu Jun, et al. Human identification based on gait sequences [J]. *Journal of Image and Graphics*, 2006, **11**(7): 943-948. [李敬文, 郭立, 刘俊等. 基于步态序列图像的身份确认 [J]. *中国图象图形学报*, 2006, **11**(7): 943-948.]
- 12 Lu Jiwen, Zhang Erhu. Gait recognition for human identification based on ICA and fuzzy SVM through multiple views fusion [J]. *Pattern Recognition Letters*, 2007, **28**(16): 2401-2411.
- 13 Zhao Yongwei, Zhang Erhu, Lu Jiwen, et al. Gait recognition via multiple features and views information fusion [J]. *Journal of Image and Graphics*, 2009, **14**(3): 388-393. [赵永伟, 张二虎, 鲁继文等. 多特征和多视角信息融合的步态识别 [J]. *中国图象图形学报*, 2009, **14**(3): 388-393.]
- 14 Yang Xiao-chao, Zhou Yue, Zhang Tian-hao, et al. Gait recognition based on dynamic region analysis [J]. *Signal Processing*, 2008, **88**(9): 2350-2356.
- 15 Han Ju, Bhanu B. Individual recognition using gait energy image [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2006, **28**(2): 316-322.
- 16 Boulgouris N V, Plataniotis K N, Hatzinakos D. Gait recognition using linear time normalization [J]. *Pattern Recognition*, 2006, **39**(5): 969-979.
- 17 Sinichescu C, Kanatjia A, Metaxas D. Conditional models for

- contextual human motion recognition [J]. Computer Vision and Image Understanding 2006, **104**(2-3): 210-220.
- 18 McCallum A. Freitag D. Pereira F. Maximum entropy Markov models for information extraction and segmentation [A]. In: Proceedings of 17th International Conference on Machine Learning [C]. San Francisco, USA, 2000: 591-598.
- 19 Jiang Wei Wang Xiao-long Guan Yi. Improving sequence tagging using machine-learning techniques [A]. In: Proceedings of the 5th International Conference on Machine Learning and Cybernetics [C]. Dalian, China 2006: 2636-2641.
- 20 Kuo H K J Gao Yu-qing. Maximum entropy direct models for speech recognition [J]. IEEE Transactions on Audio, Speech, and Language Processing 2006, **14**(3): 873-881.
- 21 Sun Guang-hu Guan Yi Wang Xiao-long et al. A maximum entropy Markov model for chunking [A]. In: Proceedings of the 5th International Conference on Machine Learning and Cybernetics [C]. Guangzhou, China 2005: 3761-3765.
- 22 Goodman J. Sequential conditional generalized iterative scaling [A]. In: Proceedings of the 40th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics [C]. Philadelphia, USA, 2002: 9-16.
- 23 Yu Shi-qi Tan Dao-liang Tan Tien-niu. A framework for evaluating the effect of view angle, clothing and carrying condition on gait recognition [A]. In: Proceedings of the 18th International Conference on Pattern Recognition [C]. HongKong, China 2006: 441-444.