

基于步态能量图的隐马尔可夫模型身份识别

徐素莉, 张前进, 刘 伟

(河南科技大学 电子信息工程学院, 河南 洛阳 471003)

摘 要: 提出一种基于步态能量图的隐马尔可夫模型身份识别算法。首先预处理提取出运动人体的侧面轮廓, 根据步态下肢的摆动距离计算出步态周期, 得到平均步态能量图。对能量图用 K-均值聚类的方法生成观察向量, 进行一维离散隐马尔可夫模型训练, 用训练好的模型参数进行身份识别。最后在 CASIA 步态数据库上对所提出的算法进行实验。实验表明该方法具有较好的识别性能。

关键词: 身份识别; 特征提取; 步态能量图; 隐马尔可夫模型

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2010)12-0117-04

Human Recognition Using HMM for Gait Energy Image

XU Su-li, ZHANG Qian-jin, LIU Wei

(School of Electronics and Information Engineering,
Henan University of Science and Technology, Luoyang 471003, China)

Abstract: A hidden Markov model (HMM) human recognition algorithm based on gait energy image (GEI) is presented. First a preprocess technique is used to segment the moving silhouettes from the walking figure. The algorithm obtains the gait quasi-periodicity through analyzing the width information of the lower limbs' gait contour edge, and the mean GEI is calculated from gait periodic. K-means clustering algorithm is extracted observation sequence from GEI. Then the observation sequence is modeled by using 1-D discrete HMM, and the model is used for human recognition. The proposed algorithm is evaluated on USF Gait Database. Experimental results show that the proposed approach is valid and has encouraging recognition performance.

Key words: human identification; feature extraction; gait energy image; hidden Markov model

1 引言

近年来, 步态识别作为一种新兴生物特征识别技术倍受计算机视觉研究者的关注。步态识别主要是指通过对人体走路姿势的分析来区分人。区别于人脸识别、指纹识别、虹膜识别等识别技术, 步态识别作为一种生物特征具有以下几个特点: 易于观察、难于伪装、对系统分辨率要求低、远距离识别等。因此步态识别是一种理想的非侵犯性生物识别技术。

近年来国内外对于步态识别的研究已经取得了不少成果。Sarkar 等^[1]人提出了步态识别的基线算法。Han 等^[2]提出了一种基于步态能量图的方法,

对低质量的侧面轮廓具有较强的适应性。Wang 等^[3]采用了步态形状信息和身体运动信息融合的方法。M. Ekinici^[4]提出通过多投影方法获取步态特征。顾磊等^[5]提出了一种基于多区域侧影面积的步态识别方法。

文中提出一种基于步态能量图的隐马尔可夫模型身份识别算法。先对图像进行预处理提取出人体运动的轮廓, 根据步态下肢的摆动距离分析步态的周期性, 得到平均步态能量图。平均步态能量图融合了人体外观和步态动力学的特性。对能量图用 K-均值聚类的方法生成观察向量, 利用一维离散隐马尔可夫模型训练, 对训练好的模型参数进行人的身

收稿日期: 2009-09-29; 修回日期: 2009-12-11

基金项目: 河南省科技攻关计划项目(082102210064)

份识别。

2 预处理技术

预处理阶段需要对运动目标进行提取,常用的方法有背景减除法、时间差分法、光流法等。文中采用背景减除的方法进行运动区域分割。利用中值法从图像序列中恢复出背景图像,将输入的连续 N 帧图像像素值的中间值作为背景图像的像素值。设 $\{I_t(x, y), t = 1, 2, \dots, N\}$ 代表一个包含 N 帧图像的序列,则背景图像 $b(x, y)$ 可表达为:

$$b(x, y) = \text{median}_t(I_t(x, y)) \quad (1)$$

其中 $I_t(x, y)$ 是 (x, y) 处的灰度值, $b(x, y)$ 为背景图像。

亮度变化常常通过当前图像和背景图像的差分来获得,有时由于亮度变化太低而难以从噪声中将运动目标完全地提取出来,文中使用下面函数来间接执行差分操作^[6]:

$$f(a, b) = 1 - \frac{2 \sqrt{a(x, y) + 1} (b(x, y) + 1)}{(a(x, y) + 1) + (b(x, y) + 1)} \times \frac{2 \sqrt{(256 - a(x, y)) (256 - b(x, y))}}{(256 - a(x, y)) + (256 - b(x, y))} \quad (2)$$

$$0 \leq f(a, b) < 1, 0 \leq a(x, y), b(x, y) \leq 255$$

其中, $a(x, y)$ 与 $b(x, y)$ 分别是当前图像和背景图像在像素 (x, y) 处的亮度值。该函数可以根据背景图像中每个像素点的亮度来检测其敏感性变化,在当前图像和背景图像的亮度相接近时,能更好地检测出人体运动的轮廓。对于每帧图像 $I_t(x, y)$ 而言,通过二值化提取该函数来获取当前图像中的变化像素。提取出来的轮廓还受到光照和外来无关事件的干扰,因此使用图像形态学算子进一步滤除噪声和填充小的空洞,然后通过单连通分量分析可以得到一个单连通的运动目标^[7],如图 1 所示。

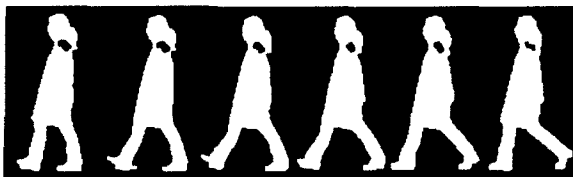


图 1 预处理后的图像

对经过上面步骤处理后的图像进行边缘跟踪,求得步态图像的轮廓^[8]。用复数形式表示 z_i 为:

$$z_i = x_i + jy_i, i = 1, 2, \dots, N \quad (3)$$

其中 x_i 和 y_i 为该像素点的坐标值。

确定行人内在运动的一个重要线索是人体轮廓形状随时间的变化。为了减小计算的复杂度,将二维

轮廓形状变化转换为一维距离信号来表达步态运动的时空变化模式。侧重腰部以下人体下肢的运动变化,选择最低边缘点作为参考点,从下向上将轮廓边界展开为相同纵坐标的最左和最右两点 (x_l, y_k) 和 (x_r, y_k) 的距离 r_k 。

$$r_k = |x_r - x_l|, k = 1, 2, \dots, m \quad (4)$$

步态数据是准周期性的时变数据,从人体侧面轮廓图像序列可以看出,人体侧面的下肢轮廓宽度会经过一个周期性的变化,即有一个从最大到最小又到最大的变化过程,此处利用两条腿的轮廓宽度变化来进行周期性分析。另外采用轮廓分析步态时,从轮廓中无法区分左右腿。两腿的宽度随着帧序号的变化如图 2 所示,对应的 $k = 1$ 。步态的周期定义为连续出现两个波峰或者波谷的时间段。文中取不同 k 值的时候,轮廓对应的宽度是有变化的,但这个变化并不影响步态的准周期性,即取不同 k 值的时候,只是轮廓宽度的幅值有变化,具体它的准周期性是不变的。

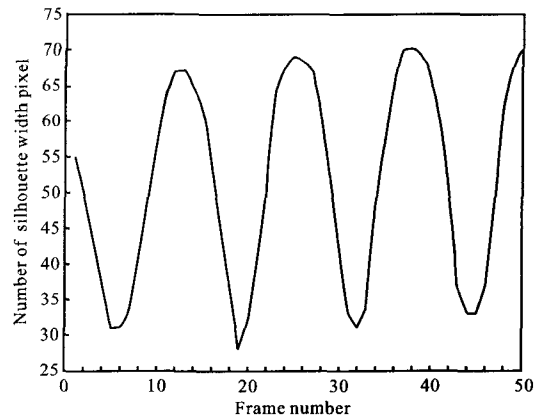


图 2 步态周期性分析

3 特征提取

3.1 步态能量图

经过上面的步骤,轮廓已经从原始的人体步态序列中被提取出来。步态能量图是一种用轮廓构造的时空步态表征方法^[2]。按照文献[2]的方法构造出序列中每一个步态周期的能量图,再计算序列中完整周期步态能量图的平均图像。

假设对象 m 的步态序列中有 n 个完整的步态周期,第 k 个步态周期的步态能量图表示为 $G_k(x, y)$, $k = 1, \dots, n$,则该步态序列的平均步态能量图为:

$$G(x, y) = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n G_k(x, y) \quad (5)$$

x 和 y 对应的是 2-D 图像中的坐标值。平均步

态能量图反映了对象的平均步态信息:一方面反映了人体的形状信息,即某一时刻人体行走在空间上的归一化能量图像.完整周期序列的步态能量图如图3所示.

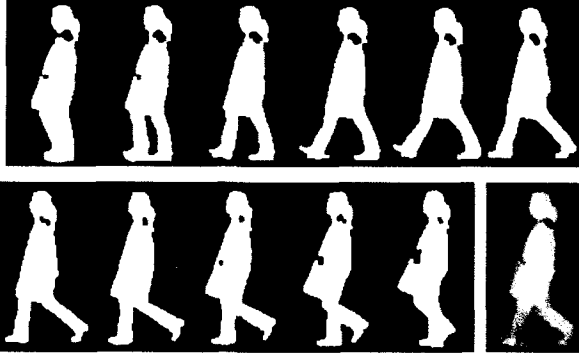


图3 完整周期序列的步态能量图

另一方面体现了运动中人体各个部分出现的概率.能量图中最亮的像素点,对应的是行走过程中身体移动较少的部分;像素的亮度值在最高和最低之间的点,对应移动频繁的身体部分;能量图中的黑色区域无任何信息.

3.2 提取步态特征

平均步态能量图经过处理后获得大小为 84×156 的归一化图像.接着要生成 HMM 模型中的观察值序列,需对归一化的图像进行聚类,这里选用的是 K-均值聚类算法.实验中,用于训练的已知对象划分为一组. K-均值聚类的目的是迭代计算出类的中心,算法的基本问题是初始聚类中心的选择.对于训练图像,把第一幅图像提取的特征向量均分作为初始聚类中心,方法是将大小为 84×156 图像连续的两行作为一个一维向量,每个向量的长度为 168,把形成的 78 个一维向量作为初始聚类的中心,迭代计算出类的中心就是能量图的特征向量.该特征向量就是平均步态能量图相对应的观察值序列 $O_i, 1 \leq i \leq T$. 收敛准则函数使用 K-均值算法中的误差平方和准则.该准则使得聚类后各类类内方差最小,保证了各类样本内部尽量密集.

假设样本集 $\{x_i, i = 1, 2, \dots, N\}$, 将它聚为 K 类 $\{C_j, j = 1, 2, \dots, K\}$ 的基本步骤为:

Step1: 初始化聚类中心 $w_j(k), j = 1, 2, \dots, K$, 迭代次数 $k \leftarrow 1$;

Step2: 按最近邻思想对各样本 x_i 进行分类,若 $\|x_i - w_n(k)\|^2 = \min_j \|x_i - w_j(k)\|^2$, 则 $x_i \in C_n$, 从而表示样本与类别隶属关系的值 d_{ij} 为:

$$d_{ij} = \begin{cases} 1 & \text{若 } \|x_i - w_n(k)\|^2 = \\ & \min_j \|x_i - w_j(k)\|^2 \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (6)$$

Step3: 修正聚类中心:

$$w_j(k+1) = \sum_{i=1}^N d_{ij} x_i / \sum_{i=1}^N d_{ij} \quad (7)$$

Step4: 计算准则函数的值,若满足收敛准则,则终止;否则, $k \leftarrow k+1$, 返回 Step2.

4 HMM 的身份识别

对于一幅平均步态能量图像,首先要确定它与 HMM 的关系,是为能量图像建立数学模型的依据.状态转移概率 a_{ij} 是能量图特征与特征之间转移的概率.假设把人体轮廓图从上向下均分成 6 个部分,每个部分代表一个状态.在人体从上向下的转移中,假定状态只能转移到其本身或下一个状态.为每一类设计一个 HMM,每个 HMM 是一个带返回的从左到右的模型,这样的 HMM 构成一个人平均步态能量图分类器.

人体平均步态能量图系统中的状态 S_i , 观察序列 $O = O_1, O_2, \dots, O_T$ 是由能量图特征向量聚类得到,用于训练出能量图的模型.步态能量图的训练步骤如下:

Step1: 将要训练的能量图像提取出与平均步态能量图特征相对应的观察值序列 $O_i, 1 \leq i \leq T$.

Step2: HMM 的初始化. 状态之间的转移概率矩阵 A 的初始化,设定状态 i 只能返回到其本身或转移到 $j = i+1$ 状态,即

$$a_{ij} = 0, j < i \text{ or } j > i+1 \quad (8)$$

对于初始状态概率分布,设定

$$\begin{cases} \pi_1 = 1 \\ \pi_i = 0, i \neq 1 \end{cases} \quad (9)$$

假设 HMM 是从第一个状态开始的. 观察概率矩阵 B 的初始化:

$$b_{*k} = \frac{1}{M}, 1 \leq i \leq N, 1 \leq k \leq M \quad (10)$$

这样就初始化出一个 HMM, $\lambda = (\pi, A, B)$, 采用前向-后向算法计算出观察向量 O 在这个模型下的 $P(O | \lambda)$.

Step3: 利用重估算法对初始 HMM 进行重新计算. HMM 的各个参数在这个步骤中进行重新估计,得到一个新的 $\lambda' = (\pi', A', B')$. 然后利用前向-后向算法计算出观察值序列 O 在这个模型下的 $P(O | \lambda')$. 为了估计出最接近于观察值序列 O 的模

型,设定门限值 c ,当 $|P(O|\lambda') - P(O|\lambda)| < c$ 时,得到训练出的 HMM;否则令 $\lambda = \lambda'$,重复此步骤,直至 $P(O|\lambda)$ 收敛得到最接近于观察值序列的 HMM.

在训练好平均步态能量图的 HMM 后便可以进行身份识别,确定要识别的人在步态数据库中的身份.识别步骤为:首先提取出待识别平均步态能量图的观察值序列;然后计算该能量图的观察值序列与步态数据库中 HMM 的相似率 $P(O|\lambda_m)$.相似率反映了待识别人的能量图观察值序列与步态数据库中训练模型的相似程度.由模式识别中最近邻算法原理,如果未知人是 i ,则 $P(O|\lambda_k), k = 1, 2, \dots, M$ 中 $P(O|\lambda_i)$ 的值最大.

5 实验结果与分析

用 CASIA 步态数据库来评估所提出的身份识别算法.该数据库有 124 个人组成,每个人的序列是从 0° 到 180° 之间,以 18° 递增的 11 个不同视角.数据库中的每个人有 10 个行走序列,其中有 6 个正常的行走序列(Set A),2 个挎包的序列(Set B),2 个穿大衣的序列(Set C).把每一个人 Set A 中的前 3 个序列作为训练子集(Set A1),剩下的作为测试子集(Set A2).Set B 和 Set C 的前一个序列作为训练子集((Set B1),(Set C1)),剩下一个序列作为测试子集((Set B2),(Set C2)).

文中选用库中的 20 个人进行实验,序列的视角均为 90° .实验中选用最近邻法进行身份识别;并采用留一校验法测试,实验结果如图 4 所示.从实验结果可以看出,实验 A 的识别效果好于实验 B 和 C.这是由于 Set A 集中人行走时相对图像的实际信息维数较小,特征向量维数也较小.

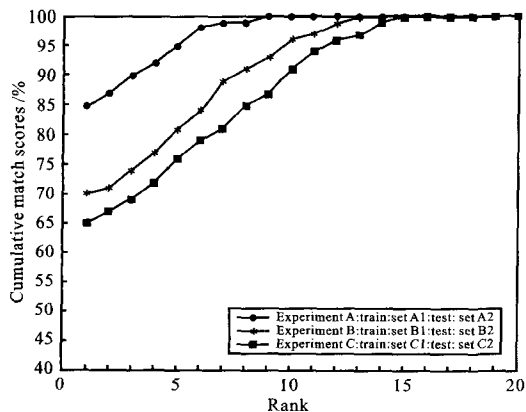


图 4 90° 视角实验

6 结束语

文中提出了一种基于步态能量图的 HMM 身份识别算法.对平均步态能量图用 K-均值聚类的方法生成观察向量,使用一维离散 HMM 进行训练,用训练后的模型参数进行人的身份识别.最后在 CASIA 步态数据库上对所提出的算法进行实验.实验结果表明,文中算法具有较高的总体识别率.下一步的工作是尝试更多的步态识别算法.

参考文献:

- [1] Sarkar S, Phillips P, Jonathon, Liu Z, et al. The human D gait challenge problem: data sets, performance, and analysis [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2005, 27(2):162-177.
- [2] Han J, Bhanu B. Individual recognition using gait energy image[J]. IEEE Trans. PAMI, 2006, 28(2):316-322.
- [3] Wang Liang, Ning Huazhong, Tan Tieniu, et al. Fusion of static and dynamic body biometrics for gait recognition [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2004, 14(2): 149-158.
- [4] Ekinici M. A new attempt to silhouette-based gait recognition for human identification[C]// Proc of the 19th Conference of the Canadian Society for Computational Studies of Intelligence. Canada, Quebec City, 2006:443-445.
- [5] 顾磊,吴慧中,肖亮.一种基于多区域侧影面积的步态识别算法[J].模式识别与人工智能,2008(5):658-663.
- [6] 陈昌由,张军平.基于迭代切距离原型学习算法的步态识别[J].计算机研究与发展,2008,45(7):1177-1182.
- [7] 张前进,孙炎增,徐素莉.基于连续 HMM 与静态外观信息模型融合的步态识别[J].微电子学与计算机,2009,26(10):45-48.
- [8] 邓玉春,姜昱明.基于步态的身份识别[J].微电子学与计算机,2005,22(6):12-14.

作者简介:

徐素莉 女,(1973-),硕士,讲师.研究方向为生物特征识别和图像处理.

张前进 男,(1979-),硕士,讲师.研究方向为生物特征识别和数字图像分析和处理.

刘伟 男,(1969-),博士,副教授.研究方向为语音和图像处理、数字信号处理技术等.