

基于连续隐马尔可夫模型的步态识别

田光见 赵荣椿

(西北工业大学计算机学院, 西安 710072)

摘要 步态识别作为一种新的生物特征识别技术,通过人走路的姿势实现对个人身份的识别和认证。算法利用步态轮廓图像边界到重心的距离矢量对步态轮廓图像进行描述,采用步态图像的高宽比进行步态的准周期性分析。利用隐马尔可夫模型进行步态时变数据匹配识别。算法在 CMU 数据库上进行实验取得了较高的正确识别率。

关键词 生物特征识别 步态识别 特征提取 隐马尔可夫模型

中图分类号: TP391.4 **文献标识码**: A **文章编号**: 1006-8961(2006)06-0867-05

Gait Recognition Based on HMM

TIAN Guang-jian, ZHAO Rong-chun

(Department of Computer Science and Technology, Northwestern Poly-technical University, Xi'an 710072)

Abstract Gait recognition refers to automatic identification of an individual based on his/her style of walking, which is a new biometrics recognition technology. This paper attempts to describe gait contour by using the distance between the contour centroid and the pixels on the edge, to make quasi-periodic analysis on height and width ratio of gait image, and to solve the problems resulting from image sequence of different gait cycle by HMM. By utilizing the algorithm in the paper, the experiments with CMU database have achieved comparatively high correction identification ratio.

Keywords biometrics, gait recognition, feature extraction, hidden Markov model

1 引言

生物特征识别技术是利用人自身所固有的生理或行为特征进行身份鉴别。生理特征与生俱来,多为先天性的(如指纹、虹膜、脸型等);行为特征则是习惯使然,多为后天性的(如笔迹、步态等)。但是没有一种生物特征是完美而有效的,指纹识别的可靠性比较高但是需要实际的物理接触;人脸与虹膜识别不需要物理接触而在实际应用时却受到环境的限制较多;实际上大多数的人脸识别技术只能够识别人的正面脸型,而虹膜识别技术的识别距离一般不会超过 5m。步态作为一种生物特征就是根据人走路的姿势进行人的远距离身份认证^[1]。步态作为一种远距离身份识别的生物特征,虽然它具有其他的生物特征所不具有的一些优点(远距离,难

以隐藏等),但是也具有明显的缺点。步态识别的精度中等,并且对于数据库中数据较少时比较有效;对于数据库中的数据较多时仅仅利用步态很难从中识别出单一的个体,但是此时利用步态可以缩小可能匹配的范围^[1]。步态识别作为一个处于探索性理论研究阶段的新的研究领域近年来取得了一系列的研究成果。

Amit Kale 等人^[2]利用人的二值化图像的侧面外轮廓作为图像的特征,对于每一个人在一个步态周期内利用 C 均值算法选择一个标本集合。在识别的过程中计算一个步态序列的每一帧与标本集合之间的所谓的 FED(feature example distance)距离矢量,采用 HMM 进行步态识别;Lee^[3]采用 7 个椭圆表达人的侧面二值化图像的身体的不同部分,每一个椭圆用质心等 4 个特征表示加上整个身体图像的质心的高度一共 29 个特征表示整个人体侧面图像,

收稿日期:2004-12-17;改回日期:2005-07-18

第一作者简介:田光见(1974 ~),男。西北工业大学计算机学院博士研究生。主要研究领域为图形图像处理、模式识别。

E-mail: gjtian@hotmail.com

通过模板匹配方法进行步态识别; Cunado^[4] 将大腿和小腿建模为链接的钟摆, 并从其倾斜角度信号的频率分量中获取步态特征。文献[5]利用步态轮廓 1 维矢量在特征空间的投影表示一个步态序列, 利用 KNN(K nearest neighbor) 算法进行分类识别。本文的算法与文献[5]相比, 不需要进行 PCA(principle component analysis) 分析, 而且本文用作识别的特征维数会远远低于经过 PCA 分析降维的特征维数。

2 步态的特征提取与表达

2.1 步态检测与提取

对于任意一个人的步态图像序列, 首先通过背景相减法, 获取步态图像。经过这种处理之后的图像存在多余的随机噪声, 采用一个标准的 3×3 均值滤波器去除运动图像中的随机噪声, 然后利用一系列的数学形态学操作, 填充空洞和去除步态图像边缘处的噪声。经过以上处理后的一个示例如图 1 所示。

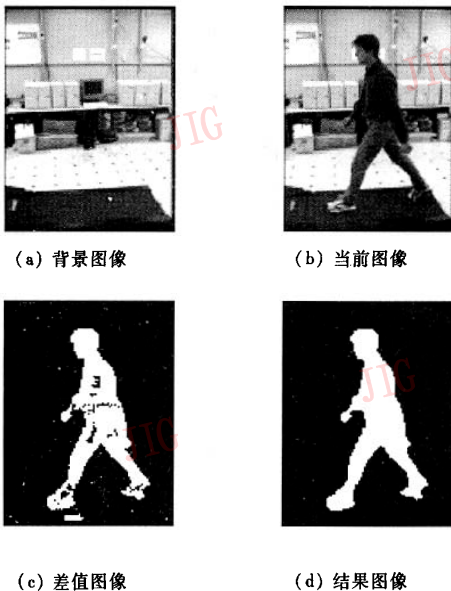


图 1 预处理结果

Fig.1 Preprocess result

2.2 步态轮廓描述

采用文献[6]的方法对经过背景减除和形态学滤波后的步态结果图像进行边缘跟踪, 求得步态图像的轮廓。用复数形式表示如下(N 个点):

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

步态轮廓的重心坐标为 (x_c, y_c)

$$x_c = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i \quad y_c = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N y_i \quad (2)$$

文献[7]给出了 4 种利用 1 维函数描述 2 维形状的区域或者边界的方法, 本文仅从 4 种表示方法的计算复杂性和结果受噪声影响的程度来考虑选择边缘点到重心的距离作为形状的特征描述方法。步态轮廓上面的任意一点 (x_i, y_i) 到重心 (x_c, y_c) 的距离为

$$r_i = \sqrt{(x_i - x_c)^2 + (y_i - y_c)^2} \quad (3)$$

所有的距离构成特征矢量 $R = (r_1, r_2, \dots, r_N)$, 为了消除图像尺寸的影响, 对特征矢量进行归一化处理^[5]

$$R' = R / \max(r_1, r_2, \dots, r_N) \quad (4)$$

为了去除噪声的影响需要对特征矢量进行平滑处理。图 2 给出经过本步骤处理后所得到的特征矢量的一个例子。

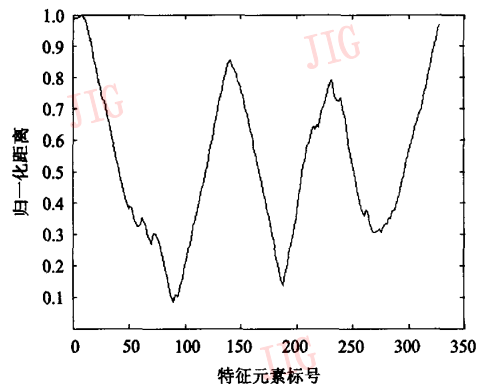


图 2 特征矢量

Fig.2 Feature component

由图 2 可以看出, 所得到的特征矢量的维数与处于图像轮廓上的像素点数一致, 在不影响数据的精度表达上为了降维需要对特征矢量进行等像素点数重采样, 使所有的特征矢量具有相同的维数。

2.3 步态周期性分析

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, 人体侧面的轮廓宽度会经过一个周期性的变换, 侧面轮廓宽度有一个从最大到最小又到最大的变化过程。此处利用步态轮廓图像的高宽比来进行周期性分析, 高宽比随着帧序号的变化如图 3 所示。

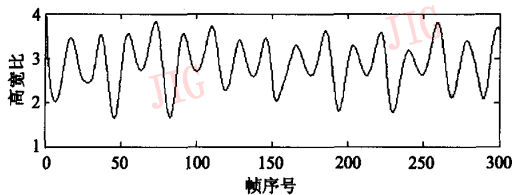


图 3 周期性分析
Fig. 3 Period analysis

3 基于隐马尔可夫模型的步态识别

3.1 步态序列的表达

假设已知人 j 的 m 个周期的数据, $X_m^j = \{x_{11}^j, x_{12}^j, \dots, x_{1T}^j\}, \dots, \{x_{m1}^j, x_{m2}^j, \dots, x_{mT}^j\}$, 其中的 $x(\cdot)$ 表示前面提到的一帧图像的特征矢量。虽然特征矢量经过下采样的降维处理,但是对于一帧图像的特征矢量的最小的维数也大概有 100 左右,如果直接利用这些特征矢量进行识别,计算量非常大,对于本文的隐马尔可夫模型的参数估计更是不可行的。为了解决这个问题采用文献[2]介绍的方法进行降维处理,具体做法如下:

对于人 j 寻找一个在某种意义上最能表示人 j 的集合 $e^j = \{e_1, e_2, \dots, e_N\}$, 称 e^j 为人 j 的标本。设 $x^j(t)$ 表示在时刻 t 图像的特征矢量,在时刻 t 可以计算 $x^j(t)$ 到 $e_i \in e^j$ 的距离构成一个 N 维的矢量 $f_i^j(t)$ 。

$$f_i^j(t) = d(x^j(t), e_i), t \in \{1, 2, \dots, T\}, i \in \{1, 2, \dots, N\}$$
 (5)

e_i^j 表示人 j 的第 i 个标本。 $f_i^j(t)$ 可以作为人 j 的观察矢量。 $f_i^j(t)$ 表示利用人 j 的标本编码的人 i 的观察矢量。经过这样的处理之后观察矢量的维数为 N , 此时的关键问题是确定 N 以及标本 e^j 的计算。这个问题可以利用 C 均值聚类算法进行计算,同时可以求出标本 e^j 和确定标本的个数 N 。

3.2 基于 HMM 的步态识别

对于人 j 走路时的步态的变换可以看作是人的步态的 N 个标本从一个状态顺序转换到另外一个状态,人 j 的观察矢量 $f_i^j(t)$ 反映了标本之间的转换。对于人 j 包含一个隐过程(标本之间的转换)和一个显过程(观察矢量随着时间的变化)。隐马尔可夫模型非常适合处理这样的时变信号。有关隐马尔可夫模型的详细介绍参见文献[8],对于步态识别问题,把标本看作是 HMM 隐状态,观察矢量看作是 HMM 的观

察值。HMM 的状态数目直接取标本的数量 N , HMM 的参数包括初始概率 π , 状态转移矩阵 A , 输出概率分布 B 。 $\lambda = (\pi, A, B)$ 表示 HMM 的参数。

对于步态识别问题,可以使用 HMM 的参数和标本联合起来表示不同的人的步态数据。设 $x^u(t), t \in \{1, 2, \dots, T\}$ 表示待识别的人的边界到重心的距离的特征矢量,设数据库中保存了 M 个人的标本数据和相应 HMM 参数,首先计算 $x^u(t)$ 到每一个人的标本观察矢量 $f_j^u(t), j \in \{1, 2, \dots, M\}$, 然后利用文献[8]中的前向算法计算观察值序列 $f_j^u(t)$ 在人 j 的 HMM 参数 λ_j 下的概率 $P_j, P_j = \log(P(f_j^u | \lambda_j))$ 对于数据库中所有的人重复上面的计算步骤产生概率序列 $P_j, j \in \{1, 2, \dots, M\}$ 。假设待识别的人是人 m ,则根据模式识别中的最近邻算法原理, P_m 就是我们期望的最大值。

3.3 HMM 的 3 个基本问题

利用 HMM 进行步态识别同其他的实际应用一样也必须解决一系列的关键技术问题,这些问题归纳为以下 3 个基本问题:

- (1) 给定模型 λ 和长度为 T 的观测序列,如何有效地计算在给定模型 λ 条件下产生观测序列 O 的概率 $P(O | \lambda)$;
- (2) 状态变化的最佳路径的计算;
- (3) 已知长度为 T 的观测序列,如何调整模型的参数 $\lambda = (\pi, A, B)$ 使条件概率 $P(O | \lambda)$ 最大,是参数更新问题。

问题 1、2 的解决分别采用经典的前向-后向算法和 Viterbi 算法;而问题 3 在此处是多观测值序列的隐马尔可夫模型训练问题,推导多观测值序列的参数重估算法,重估公式如下:

设来自某一个类别的多个观测矢量序列为

$$O = \{O^{(1)}, O^{(2)}, \dots, O^{(K)}\}$$

其中, $O^{(k)} = (O_1^{(k)}, O_2^{(k)}, \dots, O_{T_k}^{(k)})$, $1 \leq k \leq K$ 表示单个的观测矢量序列。不论观测矢量序列之间相关与否,观测矢量序列之间都存在以下关系:

$$\begin{cases} P(O | \lambda) = P(O^{(1)} | \lambda) P(O^{(2)} | O^{(1)}, \lambda) \dots \\ \quad P(O^{(K)} | O^{(K-1)} \dots O^{(1)}, \lambda) \\ P(O | \lambda) = P(O^{(2)} | \lambda) P(O^{(3)} | O^{(2)}, \lambda) \dots \\ \quad P(O^{(1)} | O^{(K)} \dots O^{(2)}, \lambda) \\ \quad \dots \dots \\ P(O | \lambda) = P(O^{(K)} | \lambda) P(O^{(1)} | O^{(K)}, \lambda) \dots \\ \quad P(O^{(K-1)} | O^{(K)} O^{(K-2)} \dots O^{(1)}, \lambda) \end{cases}$$

已知模型参数 λ , 出现多观测矢量序列 O 的概率可

以表示为

$$P(\mathbf{O} | \lambda) = \prod_{k=1}^K w_k P(\mathbf{O}^{(k)} | \lambda)$$

其中, w_k 为权重, 这些权重表达式是一个条件概率, 可以理解为观测矢量序列之间的相关性。构造辅助函数

$$Q(\lambda, \bar{\lambda}) = \sum_{k=1}^K w_k Q_k(\lambda, \bar{\lambda})$$

其中, $\bar{\lambda}$ 为辅助函数中与模型参数 λ 相对应的变量, 模型参数 λ 看作是静态常量。 $Q_k(\lambda, \bar{\lambda})$ 为单个观测矢量序列的 Baum 辅助函数

$$Q_k(\lambda, \bar{\lambda}) = \sum_{\mathbf{Q}} P(\mathbf{O}^{(k)}, \mathbf{Q} | \lambda) \log P(\mathbf{O}^{(k)}, \mathbf{Q} | \lambda)$$

$$1 \leq k \leq K$$

则多观测矢量序列的参数更新公式如下:

$$\bar{a}_{ij} = \frac{\sum_{m=1}^K \sum_{t=1}^{T_m-1} \xi_t^{(m)}(i, j)}{\sum_{m=1}^K \sum_{t=1}^{T_m-1} \gamma_t^{(m)}(i)} \quad (7)$$

$$\bar{\pi}_i = \frac{1}{K} \sum_{m=1}^K \gamma_1^{(m)}(i)$$

$$\bar{c}_{jk} = \frac{\sum_{m=1}^K \sum_{t=1}^{T_m} \gamma_t^{(m)}(j, k)}{\sum_{m=1}^K \sum_{t=1}^{T_m} \sum_{k=1}^M \gamma_t^{(m)}(j, k)} \quad (8)$$

$$\bar{\mu}_{jk} = \frac{\sum_{m=1}^K \sum_{t=1}^{T_m} \gamma_t^{(m)}(j, k) \cdot O_t^{(m)}}{\sum_{m=1}^K \sum_{t=1}^{T_m} \gamma_t^{(m)}(j, k)} \quad (9)$$

$$\bar{U}_{jk} = \frac{\sum_{m=1}^K \sum_{t=1}^{T_m} \gamma_t^{(m)}(j, k) \cdot (O_t^{(m)} - \mu_{jk})(O_t^{(m)} - \mu_{jk})'}{\sum_{m=1}^K \sum_{t=1}^{T_m} \gamma_t^{(m)}(j, k)} \quad (10)$$

其中, $1 \leq i \leq N, 1 \leq j \leq N, 1 \leq k \leq M; \xi_t(i, j)$ 表示 t 时刻处于状态 $i, t+1$ 时刻处于状态 j 的概率, $\gamma_t(i)$ 表示 t 时刻处于状态 i 的概率。

4 实验结果

本文算法在 CMU 数据库上进行了实验验证, CMU 数据库采用 6 台摄像机同时对室内在跑步机上走路的人进行录像, 每一个人同时捕获 6 个视角的视频序列。每一个人进行 4 种类型的走动: 慢步走、快步走、上坡走路和抱球慢步走。每一个视频序

列有 11s 长, 帧频率 30f/s。实际应用的每一个图像序列有 340 帧, 每一帧图像的分辨率为 640×480 。

CMU 数据库包含 25 人, 每人 6 个视角 4 种走路姿势总共 24 个序列, 算法在步态识别常用的侧面图像的序列上进行测试, 采用了其中 12 个人的 72 个序列。按照每一个步态序列一半作为训练样本, 另外一半步态序列作为测试样本进行实验。采用连续全链接的隐马尔可夫模型进行训练识别。实验目的在于考察各种不同的影响因素对于步态识别结果的影响(摄像机视角, 走路速度, 携带物品)。本文算法在 3 个视角(摄像机镜头平面与人走路的方向成 $-45^\circ, 0^\circ, 45^\circ$)下的快步走序列、慢步走序列、抱球走序列下进行测试。图 4 给出快步走序列与抱球走序列在 3 个视角下的一帧采样图像。

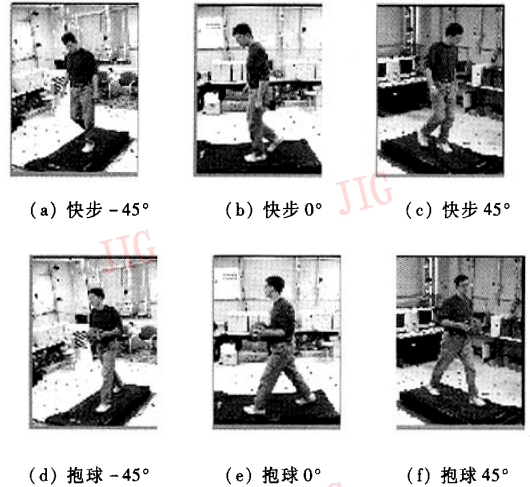


图 4 序列采样图像

Fig. 4 Sequential images

实验分为验证(verification)和识别(identification)两类指标, 每个视角下面的实验安排如表 1 所示。

表 1 实验安排
Tab. 1 Experiment

实验序号	训练样本	测试样本	验证/识别
实验 1	快步走	快步走	验证
实验 2	快步走	快步走	识别
实验 3	慢步走	慢步走	验证
实验 4	慢步走	慢步走	识别
实验 5	抱球走	抱球走	验证
实验 6	抱球走	抱球走	识别

算法的结果利用国际上通用的提供的表示步态识别结果的方法 CMS(cumulative score, 当 Rank = 1

时就表示正确识别率)^[9]来表示。实验结果如图 5 所示。

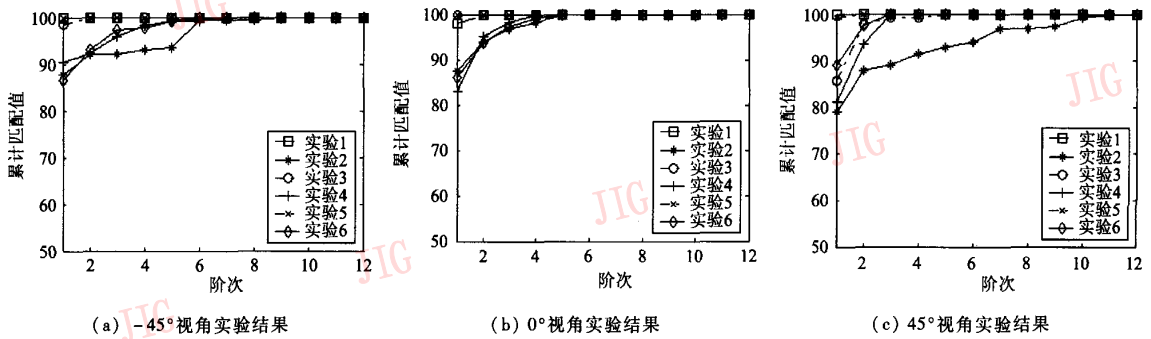


图 5 实验结果

Fig. 5 Experiment result

5 结 论

本文利用 HMM 改进了文献[5]的识别算法并且对于 HMM 用于步态识别时的参数估计算法进行了改进,简化了计算步骤而计算结果精度不变,并且在多视角环境下进行了步态识别实验。从实验结果可以看出,本文的算法在步态数据库中数据量中等的情况下取得了较高的识别率。表明了 HMM 模型可以很好地处理多变量时变数据的匹配问题。算法在 3 个视角下进行测试都取得了较好的识别结果,算法对于视角的变化具有较好的鲁棒性。表 2 给出几种不同的算法的比较结果。

表 2 各种算法的比较结果

Tab.2 Comparison between different methods

方法	数据集	最好识别率(%)
文献[2]	Little and Boyd(5 人)	85.72
文献[5]	NLPR(20 人)	72.5
本文算法	CMU(12 人)	86.1

参考文献 (References)

1 Nixon M S, Carter J N, Cunado D, *et al.* Automatic gait recognition [A]. In: Proceedings of IEE Colloquium "Motion Analysis and Tracking" [C], London, U. K., 1999:1/3 ~ 6/3.

2 Amit Kale, Rajagopalan A N, Sundaresan A, *et al.* Identification of Humans Using Gait[R]. MD 20740, Center for Automation Research University of Maryland at College Park, 2002.

3 Lily Lee. Gait Analysis for Classification[R]. AI Technical Report 2003-014, The city of Cambridge, Massachusetts, USA; Massachusetts Institute of Technology-Artificial Intelligence laboratory, 2003.

4 Cunado D, Nash J M, Nixon M S, *et al.* Gait extraction and description by evidence-gathering [A]. In: Proceedings of the International Conference on Audio and Video Based Biometric Person Authentication[C], Washington DC, USA, 1999:43 ~ 48.

5 Wang Liang, Tan Tie-niu, Ning Hua-zhong, *et al.* Silhouette analysis-based gait recognition for human identification [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2003, 25(12):1505 ~ 1518.

6 Milan Sonka, Vaclav Hlavac, Roger Boyle. Image Processing, Analysis, and Machine Vision (1 edition) [M]. London, U K; Chapman & Hall computing Series. Chapman & Hall Computing, 1993:45 ~ 48.

7 Zhang Deng-sheng, Lu Guo-jun. A comparative study on shape retrieval using fourier descriptors with different shape signatures[A]. In: Proceedings of IEEE Conference on Multimedia and Expo(ICME'01)[C], Tokyo, Japan., 2001,8:317 ~ 320.

8 Rabiner L R. A tutorial on hidden Markov models and selected applications in speech recognition [J]. Proceedings of the IEEE, 1989, 77(2):257 ~ 285.

9 Philips P J, Moon H, Rizvi S A. The feret evaluation methodology for face-recognition algorithms [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligent, 2000, 22(10):1090 ~ 1100.