

一种基于隐马尔科夫模型的步态识别算法

张向刚 唐海 付常君 石宇亮

(电子科技大学 成都 611731)

摘要 步态是指人体走路时的姿态,步态识别是近年来生物特征识别领域一个备受关注的研究方向。步态阶段的区分是步态识别的重要内容。以隐马尔科夫模型(HMM)为基础,基于安装在膝关节的编码器和大腿部的加速度传感器,在外骨骼辅助行走中识别步态的不同阶段。首先进行数据预处理和特征提取;其次对隐马尔科夫步态识别算法进行设计,包括结构的建立、参数的训练和最终的识别;最后对性能进行评估,总体正确率达到 91.06%,说明 HMM 用于步态阶段识别具有较好的性能。

关键词 隐马尔科夫模型,步态阶段,步态识别

中图分类号 TP181 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2016.7.052

Gait Recognition Algorithm Based on Hidden Markov Model

ZHANG Xiang-gang TANG Hai FU Chang-jun SHI Yu-liang

(University of Electronic Science and Technology of China, Chengdu 611731, China)

Abstract Human gait is the pattern of walking of human being. Recently, gait recognition has been a hot research point in many research fields. Specially, the distinction of gait segmentation plays a key role on gait recognition. The use of HMMs in this paper aimed at recognizing different gait segmentation by an encoder on knee-joint and a leg-mounted accelerometer. Firstly, the methods of data pre-processing and feature extraction were used. Secondly, a model based on HMM was presented for recognizing gait segmentation, including model structure, parameters training, gait recognition. Thirdly, performance evaluation of the gait recognition was conducted, obtaining total accuracy of 91.06%, proving that HMM can accurately recognize gait segmentation and has good performance.

Keywords Hidden markov model, Gait segmentation, Gait recognition

1 概述

步态是指人类步行的行为特征,是步行运动状态的统称。运动步态识别技术是利用传感器采集人体在空间中的运动信息,同时综合运动学、人因工程学、模式识别、信息处理等理论对人体运动步态进行分析及识别的一项综合技术。步态各阶段的识别是步态识别的重要内容,一般根据应用的需求,可将其分为 2~7 个阶段。它可以广泛应用于人机交互控制、人体运动分析研究、智能监控、康复医疗等领域。

当前对步态识别的研究主要集中在对动作的识别,如文献[1-3]。对步态阶段的识别相对较少,在已有的研究中,孟明、高云园等人利用人体下肢表面肌电信号、足底压力信号进行步态识别,主要用于对智能下肢假肢的研究^[4,5];张今瑜等人采用鞋底传感器和测量膝盖弯曲的光纤传感器,对人体运动的步态相位和 COP 进行实时检测,识别步行周期的 5 个重要状态和 2 个不稳定状态,主要用于康复机械和类人机器人的运动学控制^[6];Domen Novak 等人采用可穿戴的传感器,运用决策树的方法来识别步态的开始和结束,主要用于假肢和外骨骼的研究^[7];Murad Alaqtash 等人基于可穿戴传感器

采集的人体运动信息,采用模糊计算的方法对步态周期的 7 个相位进行了分析,主要用于康复医疗和步态分析的研究^[8];S. M. M. De Rossi 等人利用脚底压力鞋垫测量的人体行走时的步态压力信息,将一个步态周期划分成 6 个相位,利用隐马尔可夫算法进行步态识别^[9];Andrea Mannini 等人基于穿戴在足部的陀螺仪采集的角速度信息,运用隐马尔可夫模型将划分的 4 个状态进行识别,主要用于后期的人体动作分析、健康监护等^[10]。相对于以上研究,本文使用绑定在大腿的惯性传感器和外骨骼膝关节编码器,基于 HMM 进行 5 个阶段步态的识别。

步态阶段识别的重点和难点主要集中在特征提取和分类识别方法上。已有研究中常用的特征提取技术可以分为时域特征、频域特征和时频特征 3 种类型。分类识别算法包括神经网络、决策树、KNN、时间序列统计等方法。隐马尔可夫模型(HMM)是一种时序变化性信号统计模型,能够很好地描述动态过程并适应动态过程中的变化^[4,11]。HMM 在语音识别领域^[11]和手势识别^[12]领域中已经得到成功应用,由于运动传感器采集的信号与运动状态之间也具有这种观察值和隐含状态的特性,同时传感器采集的观测值与运动步态(隐含状

到稿日期:2015-05-18 返修日期:2015-11-04

张向刚(1973-),男,博士,副教授,主要研究方向为人机耦合技术和机器学习, E-mail: csxgzhang@uestc.edu.cn;唐海 男,硕士生,主要研究方向为机器学习;付常君 男,硕士生,主要研究方向为机器学习;石宇亮 男,硕士生,主要研究方向为人体运动感知。

态)之间可以通过随机过程进行建模,因此 HMM 适合步态这类时序信号的描述。本文以识别步态阶段为目的,使用膝关节编码器和大腿部位的垂直方向的加速度信号建立基于 HMM 的识别模型,通过测试验证了基于 HMM 的步态阶段识别模型具有很好的性能。

首先介绍了基于 HMM 的步态阶段识别系统的体系结构;其次描述了基于隐马尔科夫的步态识别算法的设计;最后通过测试验证了 HMM 对步态阶段识别的有效性。

2 系统结构

基于 HMM 的步态阶段识别系统的体系结构如图 1 所示。

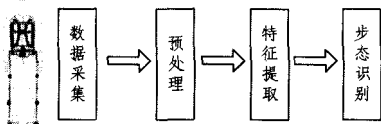


图 1 系统框图

(1) 数据采集模块

使用膝关节编码器获取膝关节角度变化,使用绑定在大腿的惯性传感器获取垂直方向的加速度。膝关节编码器采用一款绝对式霍尔磁性编码器。电气连接采用电缆或针脚;输出为 SSI 或方波,采用 IP52 封装形式;供电电源为 5V DC。腿部惯性传感节点是基于 ARM 微处理器构建的微型姿态捕获系统, MEMS 传感器负责将大腿部位的运动学信息转化成数字信号,同时惯性传感节点还负责完成信号变换、滤波处理和部分姿态融合处理。电路主要包含电源模块、时钟和复位电路模块、传感器接口电路模块、微处理器模块及其他一些外设接口电路。其功能模块的结构如图 2 所示。同时,通过将一个编码器连接的 2 连杆绑定在大小腿处,获得膝关节的角度。

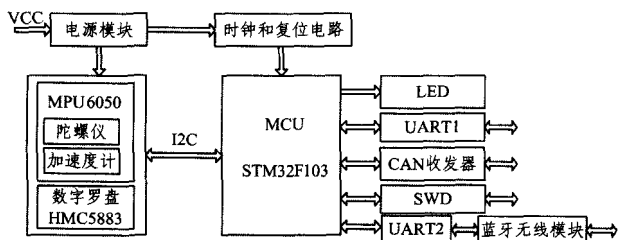


图 2 加速度采集模块

(2) 预处理模块

为了更好地提取步态特征和达到较好的识别效果,在对采集的信号进行特征提取和识别之前,先要对其进行预处理,预处理的操作一般包括:平滑、去噪、归一化等。

对于步态加速度信号,典型的滤波方法有巴特沃斯低通滤波和小波滤波。通过后期的实验以及滤波后 SNR(信噪比)、MSE(均方误差)性能的比较,发现采用小波滤波效果较好。在对数据进行处理时,系统采用五点三次平滑算法进行平滑处理,但是平滑次数不宜过多,否则会造成识别参数的误差增大。

对于步态编码器信号,采用 Savitzky-Golay 滤波器进行滤波。Savitzky-Golay 滤波器是一个通用的滑动滤波器,其参数由一个未加权的线性最小二乘回归模型和一个 N 阶多项

式模型指定。通过后期的实验以及滤波后 SNR(信噪比)、MSE(均方误差)性能的比较,发现当窗口大小为 20 及多项式阶数为 5 时,滤波效果较好。

(3) 特征提取模块

特征提取的基本任务是从经过预处理后的数据中提取并选择出那些对识别最有效的特征矢量,从而为准确和高效的识别提供支持。它是解决描述和表征识别对象问题的关键技术。不同的系统由于识别对象和所用的分类器不同会选择不同的信号特征。综合起来,特征提取方法归纳为 3 类:时域分析法、频域分析法和时频分析法。

特征提取过程中,本文采用滑动窗口的方法进行数据分割,两个窗口之间采用 50% 的数据重叠^[13],然后以单个窗口为单位提取特征。时域特征主要包括:均值、方差、标准差、斜率、相关系数、均方根、平均绝对偏差及时域积分等;频域特征主要包括:FFT 系数、频域熵(Frequency-domain Entropy, FDE)、能谱密度(Power Spectral Density, PSD);时频特征主要是小波系数。最后,考虑到采用的滑动窗口尺寸较小,同时为了保证系统的实时性能,仅提取了有效的时域特征,如表 1 所列。

表 1 时域特征

编号	时域特征
1	加速度 Z 轴均值: $f_1 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i$
2	加速度 Z 轴方差: $f_2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - f_1)^2$
3	编码器窗口中末位与首位的差值: $f_3 = V_{last} - V_{first}$

(4) 识别模块

步态识别模块主要完成对运动步态的特征的准确识别。目前步态识别的常用方法是已有研究中常见的识别方法,如决策树、K 最近邻(K-Nearest Neighbor, KNN)、贝叶斯分类器、人工神经网络(Artificial Neural Network, ANN)、支持向量机(Support Vector Machine, SVM)等。

本文采用隐马尔科夫模型(HMM)的方法进行运动步态的识别。HMM 适用于时变序列的建模,具有强大的时序模式分析能力,非常适合于非平稳时变序列的分析,同时能够很好地描述动态过程并适应动态过程中的变化。HMM 具有双重随机性,较适合进行运动步态数据在时间和空间上的建模。

3 基于隐马尔科夫的步态识别算法

基于隐马尔科夫的步态识别算法设计如图 3 所示。

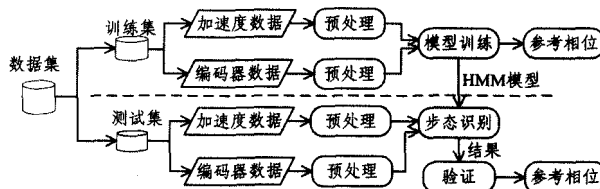


图 3 步态识别算法设计框图

整个算法设计的流程包括 2 个部分,分别为离线训练和在线识别,即图 3 中虚线的上半部分和下半部分。首先,将采集的数据分为两个子集——训练集和测试集;其次,用训练集中的数据进行预处理和特征提取操作,进而将提取后的特征与参考相位进行数据建模,确立 HMM 模型;最后,将测试集

中的数据输入到建立好的 HMM 步态识别模型中,得出识别结果,最终进行步态识别的性能评价。

3.1 模型结构的确立

首先需要根据编码器和加速度计的数据联合确认需要划分的步态相位,也就是 HMM 结构中隐藏状态的个数 M 。HMM 状态相位划分如图 4 所示。

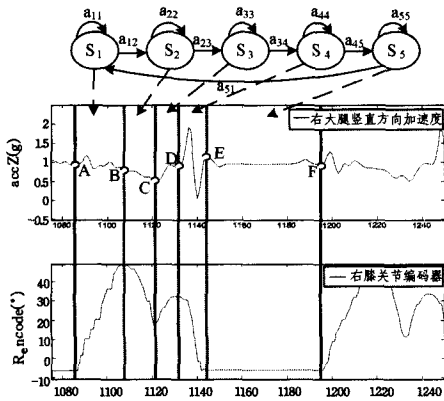


图 4 HMM 状态相位划分

以右腿的一个步态周期为例,HMM 隐藏状态数 M 确定为 5,分别为 S_1, S_2, S_3, S_4, S_5 ,各个状态定义如下:

S_1 :图 4 中 A→B 定义为状态 1,即右脚脚尖离地(Toe-Off)到右脚摆动中期(Mid-Swing);

S_2 :图 4 中 B→C 定义为状态 2,即右脚摆动中期(Mid-Swing)到右脚脚跟触地(Heel-Strike);

S_3 :图 4 中 C→D 定义为状态 3,即右脚脚跟触地(Heel-Strike)到右脚全脚掌着地(Foot-Flat);

S_4 :图 4 中 D→E 定义为状态 4,即右脚全脚掌着地(Foot-Flat)到右脚开始准备承重>Loading-Response);

S_5 :图 4 中 E→F 定义为状态 5,即右脚准备开始承重>Loading-Response)到右脚脚尖再次离地(Toe-Off)。因模拟负重步态,故 S_5 相对于日常行走较长。

3.2 隐马尔可夫模型的参数训练

(1)模型训练流程

3.1 节中用具有 5 个状态的 HMM 来描述 1 个步态周期,其结构为一阶左右型结构。同时,采用混合数为 1 的高斯概率密度函数,获得每个状态下对应的观测序列的概率分布。要想建立 HMM 模型,必须对参数 $\lambda=(\pi, A, B)$ 进行训练。

参数训练的过程即已知观测序列 $O=(o_1, o_2, \dots, o_T)$ 和状态序列 $I=(i_1, i_2, \dots, i_T)$,估计模型参数 $\lambda=(\pi, A, B)$,使得在该模型下观测序列概率 $P(O|\lambda)$ 最大。经典的解决参数学习问题采用期望最大化的 B-W 算法^[11]。该算法利用递归思想,采用最大似然估计方法使 $P(O|\lambda)$ 局部最大,最后得到模型参数 λ 。

模型训练流程如图 5 所示。

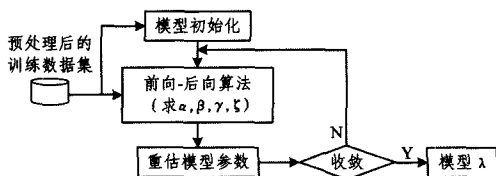


图 5 训练流程

算法步骤如下。

1)初始化:

对 $n=0$,选取 $a_{ij}^{(0)}, b_j(k)^{(0)}, \pi_i^{(0)}$,得到初始化模型:

$$\lambda^{(0)}=(A^{(0)}, B^{(0)}, \pi^{(0)});$$

2)根据前向-后向算法计算 $\alpha, \beta, \gamma, \zeta$;

3)按照 B-W 算法重估公式递推,对于 $n=1, 2, \dots$,得到

模型 λ ;

4)当满足 $P(O|\hat{\lambda}) > P(O|\lambda)$ 时递推结束,得到最优 $\hat{\lambda}$ 。

(2)参数初始化

状态转移矩阵 A 的初始化通过应用统计的方法获得,其公式如式(1)所示:

$$a_{ij} = \frac{T_{ij}}{N_i} \quad (1)$$

其中, T_{ij} 表示在训练集中从状态 i 转移到状态 j 的次数, N_i 表示训练集中状态 i 的总数,进而可以得到状态转移矩阵 A 中的 a_{ij} 。而初始状态概率向量为:

$$\pi=(1, 0, 0, 0, 0) \quad (2)$$

参数 B 的初始化

$$\mu_i = \frac{1}{N_i} \sum_{t=1}^T O_t | o_t = i \quad (3)$$

$$\Sigma_i = \frac{1}{N_i - 1} \sum_{t=1}^T (O_t - \mu_i)^2 | o_t = i \quad (4)$$

$$c_i = 1 \quad (5)$$

(3)前向-后向算法概率计算

前向概率: $\alpha_t(i) = P(o_1, o_2, \dots, o_t, i_t = q_i | \lambda)$,即给定隐马尔科夫模型 λ ,定义截止到时刻 t 部分观测序列为 o_1, o_2, \dots, o_t 且状态为 q_i 的概率。

1)初始化:

$$\alpha_1(i) = \pi_i b_i(o_1) \quad (6)$$

2)递推:

$$\alpha_{t+1}(i) = \left[\sum_{j=1}^N \alpha_t(j) a_{ji} \right] b_i(o_{t+1}) \quad (7)$$

3)终止:

$$P(O|\lambda) = \sum_{i=1}^N \alpha_T(i) \quad (8)$$

后向概率: $\beta_t(i) = P(o_{t+1}, o_{t+2}, \dots, o_T | i_t = q_i, \lambda)$ 。给定隐马尔科夫模型 λ ,定义在时刻 t 状态为 q_i 的条件下,从 $t+1$ 到 T 的部分观测序列为 $o_{t+1}, o_{t+2}, \dots, o_T$ 的概率。

1)初始化:

$$\beta_T(i) = 1 \quad (9)$$

2)递推:

$$\beta_t(i) = \sum_{j=1}^N a_{ij} b_j(o_{t+1}) \beta_{t+1}(j) \quad (10)$$

3)终止:

$$P(O|\lambda) = \sum_{i=1}^N \pi_i b_i(o_1) \beta_1(i) \quad (11)$$

概率: $\gamma_t(i) = P(i_t = q_i | O, \lambda)$,即给定的隐马尔科夫模型 λ 和观测 O ,在时刻 t 状态为 q_i 的概率。

$$\gamma_t(i) = \frac{\alpha_t(i) \beta_t(i)}{\sum_{j=1}^N \alpha_t(j) \beta_t(j)} \quad (12)$$

概率 $\zeta_t(i, j) = P(i_t = q_i, i_{t+1} = q_j | O, \lambda)$,即给定隐马尔科夫模型 λ 和观测序列 O ,在时刻 t 状态为 q_i 且在时刻 $t+1$ 处

于状态 q_i 的概率。

$$\zeta(i, j) = \frac{\alpha_i(i) a_{ij} b_j(o_{t+1}) \beta_{t+1}(j)}{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \alpha_i(i) a_{ij} b_j(o_{t+1}) \beta_{t+1}(j)} \quad (13)$$

(4) 基于 B-W 算法的重估

$\lambda = (\pi, A, B)$ 使用 B-W 算法进行参数重估:

$$\hat{\pi}_i = \gamma_i(i) \quad (14)$$

$$\hat{a}_{ij} = \frac{\sum_{i=1}^{T-1} \zeta(i, j)}{\sum_{i=1}^{T-1} \gamma_i(i)} \quad (15)$$

$$\hat{b}_j(k) = \frac{\sum_{i=1, O_t=v_k}^T \gamma_i(j)}{\sum_{i=1}^T \gamma_i(j)} \quad (16)$$

若采用连续型 HMM, 参数中 B 的估计如下:

$$\hat{c}_{jk} = \frac{\sum_{i=1}^T \gamma_i(j, k)}{\sum_{i=1}^T \sum_{k=1}^M \gamma_i(j, k)} \quad (17)$$

$$\hat{\mu}_{jk} = \frac{\sum_{i=1}^T \gamma_i(j, k) \cdot O_t}{\sum_{i=1}^T \gamma_i(j, k)} \quad (18)$$

$$\hat{\sigma}_{jk} = \frac{\sum_{i=1}^T \gamma_i(j, k) \cdot (O_t - \mu_{jk})(O_t - \mu_{jk})^T}{\sum_{i=1}^T \gamma_i(j, k)} \quad (19)$$

模型训练收敛结果如图 6 所示。

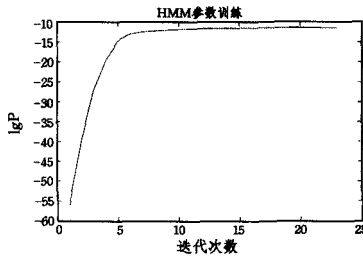


图 6 HMM 训练收敛结果

从图 6 的参数训练结果中可以看出, 随着迭代次数的增加, 概率的对数值 $\lg P$ 亦随之增大, 最终曲线逐渐地变得平缓。当迭代次数达到 14 左右时曲线基本保持不变; 当迭代次数达到 23 时, 训练结束, 最终得到模型参数 λ 。

(5) HMM 模型训练复杂度分析

1) 前向算法

前向概率的定义见 3.2(3), 其公式如式(6)一式(8)所示。前向算法实际上是基于“状态序列的路径结构”递推计算 $P(O|\lambda)$ 的算法。前向算法高效的关键在于其局部计算前向概率, 然后利用路径结构将前向概率“递推”到全局, 得到 $P(O|\lambda)$ 。其时间复杂度为 $O(N^2 T)$ 。其中 T 是指观测序列的长度, N 指的是隐藏状态数目。可以看到, 前向算法的时间复杂度远小于直接计算的。

2) 后向算法

后向概率的定义见 3.2(3), 其公式如式(9)一式(11)所示。后向算法的原理与前向算法类似。该算法局部计算后向概率, 然后利用路径结构将后向概率“递推”到全局, 得到 $P(O|\lambda)$ 。其时间复杂度为 $O(N^2 T)$, 与前向算法相同。其中 T 是指观测序列的长度, N 指的是隐藏状态数目。

3) B-W 算法

B-W 算法的定义见 3.2(4), 其公式如(14)一式(19)所示。其中, 计算 a_{ij} 的时间复杂度为 $O(N^3 T)$, 计算 $b_j(k)$ 的时间复杂度为 $O(N^2 T)$ 。其中 T 是指观测序列的长度, N 是指隐藏状态数目。此处的时间复杂度包含了对 $\gamma_i(i)$ 和对 $\zeta(i, j)$ 的计算。故整个模型训练的时间复杂度为 $O(N^5 T^2 n)$, 其中 n 代表收敛迭代的次数。

3.3 隐马尔可夫模型的识别

将上文中预处理后的测试数据输入到训练好的步态模型中, 求出在模型下观测序列 O 出现的最大概率 $P(O|\lambda)$ 即可, 其过程相当于前文中介绍的概率计算问题, 可用前向后向算法求解。同时在给定观测序列和模型参数后, 可以用 Viterbi 算法解码出观测序列是由哪些隐藏状态输出的。

给定 HMM 模型 λ 和观测序列, 用前向后向算法求解 $P(O|\lambda)$ 的过程如下:

对于隐马尔可夫模型, t 时刻隐状态为 q_i 且观测序列 $O = (o_1, o_2, \dots, o_T)$ 的条件概率可以表示为: $i_t = q_i$ 且 1 到 t 时刻, 观测序列为 $O = (o_1, o_2, \dots, o_t)$; $i_t = q_i$ 且 $t+1$ 到 T 时刻, 观测序列为 $O = (o_{t+1}, o_{t+2}, \dots, o_T)$ 的概率。

根据 $\alpha_i(i)$ 和 $\beta_i(i)$ 的定义可得到:

$$P(O, i_t = q_i | \lambda) = \alpha_i(i) \beta_i(i) \quad (20)$$

因此, 观测序列的概率为:

$$P(O|\lambda) = \sum_{i=1}^N \alpha_i(i) \beta_i(i) \quad (21)$$

$$P(O|\lambda) = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \alpha_i(i) a_{ij} b_j(o_{t+1}) \beta_{t+1}(j) \quad (22)$$

步态识别的流程如图 7 所示。

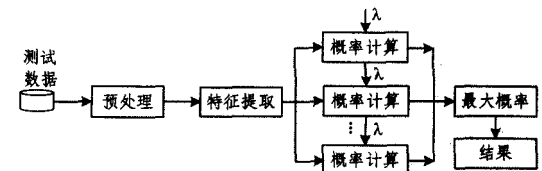


图 7 识别阶段流程

4 结果分析

(1) 步态识别算法性能分析

运动加速度信息的采集选用 MPU60x0 系列的高性能惯导传感器 MPU6050 和三轴数字罗盘(磁力计) HMC5883, 其中, MPU6050 内部集成了三轴陀螺仪和三轴加速度计, 陀螺仪用来检测转动角速度, 加速度计用来测量线运动加速度, 而磁力计 HMC5883 用来测方位角。MPU6050 的三轴陀螺仪具有 4 种可调节的量程, 分别为 $\pm 250^\circ/\text{s}$, ± 500 , ± 1000 , $\pm 2000^\circ/\text{s}$, 高达 16 位的分辨率。三轴加速度计的测量范围为 $\pm 2g$, $\pm 4g$, $\pm 8g$, $\pm 16g$, 也有 16 位分辨率, 可以满足本系统的需求。膝关节角度的信息采集选用霍尔磁性绝对式编码器对穿戴者的膝关节角度进行测量。该绝对式编码器提供 AD 数据输出端口, 测量 360° 角度变化, 工作温度范围大, 具有较高的精度。算法的仿真程序在 MATLAB(R2012a) 中完成。实验时, 分别对 10 个(22 岁~28 岁)男性穿戴者进行测试。当穿戴者穿上腿部外骨骼行走时, 惯性传感器和编码器同时采集行走过程中加速度数据和膝关节角度数据, 采样频

率为 50Hz,每位测试者对应一组测试数据。每组测试数据选取了 1397 个数据点,总共 14 个步态周期,前 169 个窗口用于训练,后 179 个窗口用于测试,数据说明如表 2 所列。以下数据分析基于其中的一组随机数据。

表 2 数据说明

采样 点数	采样 频率	总窗 口数	训练数据 (窗口数)	测试数据 (窗口数)	特征值
1397	50HZ	348	169	179	$f_1 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i$ $f_2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - f_1)^2$ $f_3 = V_{last} - V_{first}$

HMM 模型参数 $\lambda=(\pi, A, B)$ 的训练结果:

$$\pi=(1, 0, 0, 0, 0)$$

状态转移矩阵:

$$A = \begin{bmatrix} 0.8290 & 0.1710 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0.7038 & 0.2962 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0.6687 & 0.3313 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0.6195 & 0.3805 \\ 0.0986 & 0 & 0 & 0 & 0.9014 \end{bmatrix}$$

参数 B 为服从一维高斯分布的概率密度函数族。均值向量为:

$$\mu=[0.5774 \quad -0.3960 \quad 0.3497 \quad -0.2321 \quad 0.2417]$$

协方差矩阵 Σ 为:

$$\text{val}(:, :, 1)=0.1068, \text{val}(:, :, 2)=0.1801, \text{val}(:, :, 3)=0.1100, \text{val}(:, :, 4)=0.1443, \text{val}(:, :, 5)=0.0643$$

将上述表 2 中的测试数据进行测试,将识别后的步态与预先划分好的步态进行比较,最后采用混淆矩阵和 ROC 曲线^[14]进行性能评估。结果如表 3 所列。

表 3 性能指标

指标	定义	数值
Accuracy (正确率)	$\frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN}$	91.06%
Recall (召回率)	$TPR = \frac{TP}{TP+FN}$	97.44% 100% 93.75% 57.14% 93.59%
Precision (精确度)	$P = \frac{TP}{TP+FP}$	95% 92.59% 68.18% 80% 97.33%
F-score	$F = \frac{2 * TPR * P}{TPR + P}$	96.2% 96.15% 78.95% 66.67% 95.42%

表 3 中 TP、FN、FP、TN 的含义分别为:正确肯定的数目;漏报,没有正确找到的匹配的数目;误报,给出的匹配是不正确的;正确拒绝的非匹配对数。

混淆矩阵如图 8 所示。

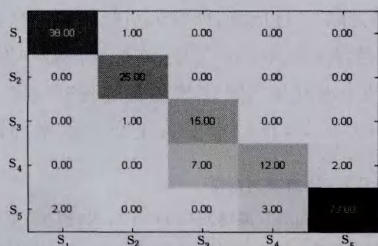


图 8 识别结果的混淆矩阵

各个状态的 ROC 曲线如图 9 所示。

由图 9 可知,除了状态 S₁,其他各个状态的识别性能都比较好,各个状态的识别率分别为 97.44%、100%、93.75%、57.14%、93.59%。后期工作需要进一步完善算法,提高状态 S₁ 的识别率。

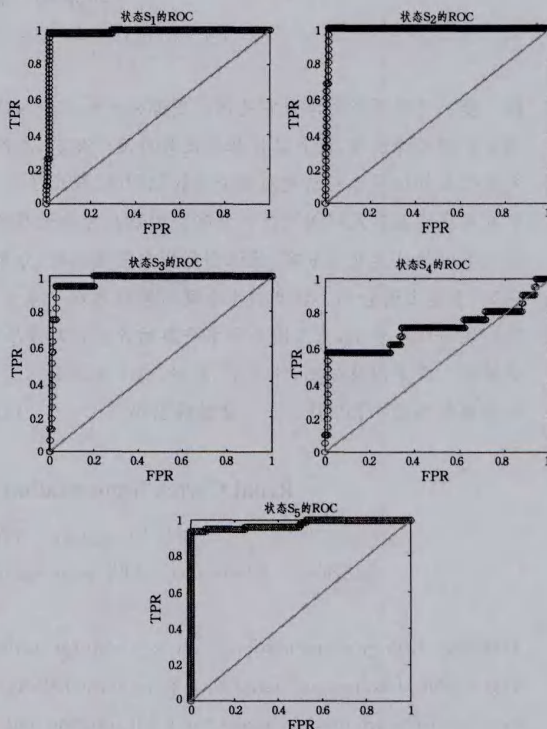


图 9 各个状态 ROC 曲线

以其中某个步态周期为例,单个步态周期的识别结果如图 10 所示。

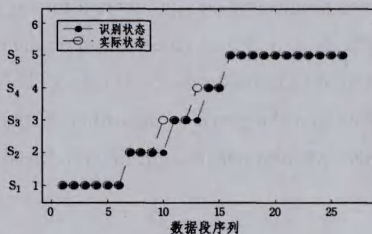


图 10 单个步态周期识别结果

由图 10 可知,当识别状态(线点表示)和实际状态(线圈表示)重合时,表示识别结果与实际状态相一致,即识别正确;反之则不正确。其中在第 10 和第 13 个序列的识别结果上出现了不一致的情况,即将当前状态识别成前一个或后一个状态,其判别出现错误的主要原因是,在状态转换阶段的数据序列中往往包含有两种不同状态所对应的信息。而由于 HMM 具有较强的信号时序描述能力,因此没有出现非相邻状态识别错误。

结束语 本文以隐马尔可夫模型为基础,针对运动行走时的步态加速度信息和角度信息的准周期性特点,建立了一个步态五阶段的识别系统。通过实验结果分析可知,该系统能够准确识别出行走过程中步态的 5 个阶段,总体的正确率

(下转第 302 页)

Feature in NSCT Domain[J]. Acta Optica Sinica, 2009, 29(5): 1240-1247(in Chinese)

叶传奇, 往宝树, 苗启广. 一种基于区域的 NSCT 域多光谱与高分辨率图像融合算法[J]. 光学学报, 2009, 29(5): 1240-1247

- [6] Guan Xin-ping, Huang Na, Tang Ying-gan. New Watershed Segmentation Algorithm via Marker Threshold[J]. Systems Engineering and Electronics, 2009, 31(4): 972-975(in Chinese)
关新平, 黄娜, 唐英干. 一种基于标记阈值的分水岭分割新算法[J]. 系统工程与电子技术, 2009, 31(4): 972-975
- [7] He K, Sun J, Tang X O. Guided image filtering [J]. IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2013, 35(6): 1397-1409
- [8] Choi J, Yu K, Kim Y. A new adaptive componentsubstitution based satellite image fusion by using partial replacement[J]. IEEE Transactions on Geroscience and Remote Sensing, 2011, 49(1): 295-309
- [9] Wang Xiao-yan, Liu Yong, Jiang Zhi-yong. An IHS Fusion Method Based on Structural Similarity[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2011, 26(5): 670-676(in Chinese)
王晓艳, 刘勇, 蒋志勇. 一种基于结构相似度的 IHS 变换融合算法[J]. 遥感技术与应用, 2011, 26(5): 670-676

[10] Zhang Jun-ping, Qi Chen, Tang Wen-yuan. Multi-sensor Image Fusion Based on Transferable Parameters[J]. IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2008, 2(1): II1096-II1099

[11] Zhang Qiang, Guo Bao-long. Fusion of Multispectral and Panchromatic Image Based on the Physical Characteristics of Imaging System[J]. Acta Photonica Sinica, 2007, 27(2): 243-248(in Chinese)

张强, 郭宝龙. 基于成像系统物理特性的多光谱图像与全色波段图像融合[J]. 光学学报, 2007, 27(2): 243-248

[12] Wang Jin-ling, Song Ke-fei, He Xiao-jun. Multi-spectral image fusion based on characteristic of imaging system[C]// Proceeding of the IEEE International Conference on Information and Automation. Yinchuan, China, 2013: 643-647

[13] Zhou Zhi-qiang, Peng Si-long, Wang Bo. An optimized approach for Pansharpening very high resolution multispectral[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing letters, 2012, 9(4): 735-739

[14] Wang Wen-qing, Jiao Li-cheng, Yang Shu-yuan. Fusion of multi-spectral and panchromatic images via sparse representation and local autoregressive model[J]. Information fusion, 2014, 20(5): 73-87

(上接第 289 页)

达到了 91.06%, 说明了 HMM 的有效性。此外, 为了进一步提高模型的准确率, 如对步态转换间的识别, 未来需要在特征提取和模型结构方面进行更加深入的研究。

参 考 文 献

- [1] Jiang Ming, Wang Zhe-long, Liu Xiao-bo, et al. Research on human daily activity Recognition method based on BSN and CHMMs[J]. Journal of Dalian University of Technology, 2013, 53(1): 121-126(in Chinese)
姜鸣, 王哲龙, 刘晓博, 等. 基于 BSN 和 CHMMs 的人体日常动作识别方法研究[J]. 大连理工大学学报, 2013, 53(1): 121-126
- [2] Ugulino W, Cardador D, Vega K, et al. Wearable computing, accelerometers' data classification of body postures and movements[M]// Advances in Artificial Intelligence-SBIA 2012. Springer Berlin Heidelberg, 2012: 52-61
- [3] Yang A Y, Jafari R, Sastry S S, et al. Distributed recognition of human actions using wearable motion sensor networks[J]. Journal of Ambient Intelligence and Smart Environments, 2009, 1(2): 103-115
- [4] Meng Ming, She Qing-shan, Luo Zhi-zeng. The application of HMM in gait recognition using lower limb SEMG[J]. J. Huazhong Univ. of Tech. Sci. (Natural Science Edition), 2011, 39(2): 176-179(in Chinese)
孟明, 余青山, 罗志增. HMM 在下肢表面肌电信号步态识别中的应用[J]. 华中科技大学学报(自然科学版), 2011, 39(2): 176-179
- [5] Gao Yun-yuan, Meng Ming, Luo Zhi-zeng, et al. Multi-Mode and Gait Phase Recognition of Lower Limb Prosthesis Based on Multi-Source Motion Information[J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2012, 24(11): 1574-1578(in Chinese)
高云园, 孟明, 罗志增, 等. 利用多源运动信息的下肢假肢多模式

多步态识别研究[J]. 传感技术学报, 2012, 24(11): 1574-1578

[6] Zhang Jin-yu, Wang Lan, Zhang Li-xun. Research on real-time gait phase measuring based on multi-sensor[J]. Harbin Engineering University, 2007, 28(2): 218-221(in Chinese)

张今瑜, 王岚, 张立勋. 基于多传感器的实时步态检测研究[J]. 哈尔滨工程大学学报, 2007, 28(2): 218-221

[7] Novak D, Reberšek P, De Rossi S M M, et al. Automated detection of gait initiation and termination using wearable sensors [J]. Medical Engineering & Physics, 2013, 35(12): 1713-1720

[8] Alaqtash M, Yu H, Brower R, et al. Application of wearable sensors for human gait analysis using fuzzy computational algorithm[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2011, 24(6): 1018-1025

[9] De Rossi S M M, Crea S, Donati M, et al. Gait segmentation using bipedal foot pressure patterns[C]// 2012 4th IEEE RAS & EMBS International Conference on Biomedical Robotics and Biomechanics (BioRob). IEEE, 2012: 361-366

[10] Mannini A, Sabatini A M. A hidden Markov model-based technique for gait segmentation using a foot-mounted gyroscope[C]// 2011 Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. 2011: 4369-4373

[11] Rabiner L. A tutorial on hidden Markov models and selected applications in speech recognition[J]. Proceedings of the IEEE, 1989, 77(2): 257-286

[12] Wilson A D, Bobick A F. Parametric hidden markov models for gesture recognition[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1999, 21(9): 884-900

[13] Bao L, Intille S S. Activity recognition from user-annotated acceleration data[M]// Pervasive Computing. Springer Berlin Heidelberg, 2004: 1-17

[14] Fawcett T. An introduction to ROC analysis[J]. Pattern recognition letters, 2006, 27(8): 861-874