文章编号：1000-8608(2015)04-0411-06

基于 HMMs 和 SVM 的人体日常动作序列分割识别研究

武东辉*， 王哲龙， 陈 野

（大连理工大学 控制科学与工程学院，辽宁 大连 116024）

摘要： 随着微机电系统(MEMS)研究的精细化，人体传感器网络(简称体感网)技术在医疗监护领域有了长足发展，而人体动作分析与识别是体感网中富有挑战性的研究课题. 采用动态隐马尔可夫模型(HMMs)方法对基于用体感网技术的人体动作序列进行了分割，并且对分割精准度进行了度量分析. 从实验结果可以看到，动态 HMMs 方法优于 LIR 和 Top-Down 方法，其分割精准度达到了 80%以上. 对分割后的数据提取均值、方差等特征，采用支持向量机(SVM)方法分类识别的结果表明所提分割方法具有良好的稳健性，平均识别准确率在 89%左右，与手动分割接近.

关键词： 隐马尔可夫模型(HMMs)；支持向量机(SVM)；动作识别；体感网(BSN)

中图分类号： TP391.4 **文献标识码：** A **doi：** 10.7511/dllgxb201504012

0 引 言

人体传感器网络(body sensor networks, BSN)简称体感网，将陀螺仪、加速度计等传感器通过无线网络技术组网，并对人体动作进行监督. 体感网的工作原理是通过固定在人体不同位置的传感器节点，采集到人体动作时各个部位的动作信号，并将这些信号发送到远程接收端，接收端进行信号处理、特征提取后再依据分类算法分类出不同的动作. 体感网中传感器节点采用的惯性器件主要为加速度计和陀螺仪. 已有研究显示，体感网技术可应用于慢性病人监护、术后病人辅助康复训练及弱势群体日常活动监测等领域，对病人的康复和老年人的监护是非常有益的[1].

传统的动作识别采用视觉方式，但是这种方式在一些领域是具有侵入性和破坏性的，并且还存在隐私问题. 采用体感网技术的动作识别和基于视觉的人体动作识别相比，具有设备简单、监控时间长和容易集成等优点[2]. 随着微机电系统(MEMS)研究的精细化及社会人口老龄化，基于体感网的人体日常动作识别开始广泛应用于医疗、家庭监控、辅助生活、日常运动训练等领域[3]. 截至目前，国内外的很多科研机构已经开展了基于体感网对人体动作的监测和识别研究. 继 1999 年 Foerster 等采用 4 个加速度计，分别固定在胸、腕、大腿、小腿，对躺、坐等 9 个动作进行了识别之后[4]，2001 年 Mantyjarvi 等将两个加速度计通过一条带子固定在臀部的左右两侧，采用 PCA 和 ICA 方法对走、下楼和上楼 3 个动作进行了特征提取方法的改进[5]. 2003 年 Lee 等提出采用层级方法将单一加速度计固定在实验者背部，首先将信号分为 AC 和 DC 信号，然后将 AC 和 DC 信号细分，对跑、走等 9 个动作进行了分析和识别[6]. 2006 年 Karantonis 等采用腰部绑定单一加速度计和陀螺仪传感器模块，首次对异常动作和动作转换过程进行了探索，采用幅值和与重力方向的夹角阈值识别了走路和跌倒并对动作间的转换进行了探索[7]. 2010 年 Khan 等将单一加速度计绑定在胸口部位，对 3 个静态动作(躺、坐、站)和 4 个动态动作(走、上楼、下楼、跑)进行了识别，并对躺、坐等 8 个动作转换进行了分类. 其采用 AR 自回归模型系数、倾角和信号幅值区域作为特征，依据层级的人工神经网络对一固定时间间隔和固定序列的连续动作进行了识别[8]. 2013 年 Zhang 等

收稿日期： 2014-05-28； **修回日期：** 2015-04-11.

基金项目： 国家自然科学基金资助项目(61174027,61473058)；中央高校基本科研业务费专项资金资助项目(DUT15ZD114)；辽宁省高等学校杰出青年学者成长计划资助项目(LJQ2012005).

作者简介： 武东辉*(1984-)，男，博士生，E-mail：w_donghui@163.com.

采用 1 个三轴加速度计、1 个三轴陀螺仪和 1 个三轴磁力仪(固定在实验者的右髋关节前)通过随机投影方法对选取的 110 维特征向量进行了优化,并构建了稀疏矩阵对 9 个动作进行了识别[9].但是之前的研究没有考虑日常生活中人们的行为是以连续动作的形式表现的,动作序列也是不固定的.

本文建立一个基于体感网的人体日常动作监督平台,通过固定在人体后腰部的单传感器节点采集人体的连续动作:坐、躺、站、洗盘子、使用吸尘器、扫地、行走 7 个动作.针对实际动作存在连续性和多传感器数据融合的特点,提出一种基于隐马尔可夫模型的动态分割方法对连续动作序列进行分割.连续动作序列中动作单元分割得好坏,直接影响接下来动作识别的准确率.本文提出在实验中采用分割精准度对分割方法进行度量,接着对分割归类后的数据进行特征提取处理后,采用支持向量机(SVM)分类器对不同的动作数据进行归类,为下一步数据挖掘研究提供可靠的动作单元序列.

1 隐马尔可夫序列分割模型和支持向量机

1.1 隐马尔可夫序列分割模型

人们日常生活中的动作都是以连续的动作单元展现的,动作分割得好坏对动作识别准确率影响很大.本文依据 Kohlmorgen 和 Lemm 提出的一个非监督的概率分割算法[10-11]对人体日常动作连续序列进行了分割.

算法描述如下:

假设 $\boldsymbol{y}_1,\boldsymbol{y}_2,\boldsymbol{y}_3,\cdots,\boldsymbol{y}_n$ 是采集到的数据流,其中 $\boldsymbol{y}_t\in\boldsymbol{R}^n$.这些数据包含在较高维的数据矢量 $\boldsymbol{x}_t=(\boldsymbol{y}_t\quad\boldsymbol{y}_{t-1}\quad\cdots\quad\boldsymbol{y}_{t-(m-1)\tau})$ 中,其中 m 是数据矢量 $\boldsymbol{x}_t$ 的维数,τ 是数据时延参数.采用长度为 L 的滑动窗模型分析 $\boldsymbol{x}_t$ 数据,在窗口数据中心 $\{x_{t-i}\}_{i=0}^{L-1}$ 点处依据多变量高斯内核的标准密度可估计出 $\boldsymbol{x}_t$ 这段数据概率密度函数:

$$p_t(\boldsymbol{x})=\frac{1}{L}\sum_{i=0}^{L-1}\frac{1}{(2\pi\sigma^2)^{d/2}}\exp\left(-\frac{(x-x_{t-i})^2}{2\sigma^2}\right)\tag{1}$$

其中内核宽度 σ 是个平滑参数,与 $\boldsymbol{x}_t$ 数据集 $\{x_t\}$ 到最近邻 x_k 的平均距离成正比;矢量 $\boldsymbol{x}_t$ 的数据维度 $d=mn$.窗口 t_1 和 t_2 的数据集的最近邻距离计算如下:

$$d(p_{t_1}(\boldsymbol{x}),p_{t_2}(\boldsymbol{x}))=\frac{1}{L^2(4\pi\sigma^2)^{d/2}}\times\sum_{i,j=0}^{L-1}\left[\exp\left(-\frac{(x_{t_1-i}-x_{t_1-j})^2}{4\sigma^2}\right)-2\exp\left(-\frac{(x_{t_1-i}-x_{t_2-j})^2}{4\sigma^2}\right)+\exp\left(-\frac{(x_{t_2-i}-x_{t_2-j})^2}{4\sigma^2}\right)\right]\tag{2}$$

分割分析方法是基于滑动窗 s 的隐马尔可夫模型的,每个窗口对应一个隐马尔可夫状态,每一个状态的观察概率密度分布定义如下:

$$p(p_t(\boldsymbol{x}\mid s))=\frac{1}{\sqrt{2\pi\varepsilon}}\exp\left(\frac{d(p_s(\boldsymbol{x}),p_t(\boldsymbol{x}))}{2\varepsilon^2}\right)\tag{3}$$

其中 $p(p_t(\boldsymbol{x}\mid s))$ 是观测窗口在状态 s 时的概率.隐马尔可夫模型的转换矩阵 $\boldsymbol{A}=(a_{ij})_{ij\in s}$,$a_{ij}$ 表示从状态 s_i 到 s_j 的转换概率.初始状态分布假设为平均分布.状态转换矩阵在自己状态转换的概率是其他状态转换的 k 倍.

$$a_{ij}=\begin{cases}\dfrac{k}{k+N-1}; & i=j\\[2ex]\dfrac{1}{k+N-1}; & i\neq j\end{cases}\tag{4}$$

其中隐马尔可夫模型的状态数用 N 表示.在给定观测值后,采用 Viterbi 算法来寻找最优状态序列.

接下来用隐马尔可夫模型分割每个动作模型,本文采用从左到右的形式,每个状态只能转换到自己或相邻的状态.定义如下:

$$\lambda=\{\boldsymbol{Q},\boldsymbol{A},B,\boldsymbol{\Pi}\}\tag{5}$$

式中:状态集 $\boldsymbol{Q}=\{q_1,\cdots,q_n\}$.$\boldsymbol{A}=(a_{ij})_{ij\in s}$ 表示转换概率矩阵,a_{ij} 表示从状态 q_i 转换到 q_j 的概率.$B=\{b_1,\cdots,b_n\}$ 表示概率密度函数.$\boldsymbol{\Pi}=\{\pi_i\}$ 则表示初始状态的先验概率分布,在这里初始先验概率取为$\{1,0,0,\cdots\}$.假设每个状态可用高斯分布函数表示,则每个状态的概率密度函数为

$$b_i=\frac{1}{\sqrt{(2\pi)^m\mid\boldsymbol{\Sigma}_i\mid}}\exp\left(-\frac{1}{2}(\hat{o}-\mu_i)^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\Sigma}_i(\hat{o}-\mu_i)\right)\tag{6}$$

其中 μ_i、$\boldsymbol{\Sigma}_i$、m 分别为均值、相关矩阵和动作数据维数.本文采用了 N_{u} 个隐马尔可夫模型 $\Lambda_k(k=1,2,\cdots,N_{\mathrm{u}})$,$N_{\mathrm{u}}$ 表示初始动作数.隐马尔可夫模型 Λ_k 状态数通过交叉验证的经验法设定为 6 到 12 之间.每个隐马尔可夫模型 Λ_k 计算出每个分割段动作模式 $O_{\mathrm{segment}}(i)$,依据每个分割段动作模式最大似然函数 $P(O_{\mathrm{segment}}(i)\mid\Lambda_k)$ 来识别每个分割段.隐马尔可夫模型 Λ_{k0} 的最大似然函数计算

如下：

$$\Lambda_{k0} = \arg\max_{\Lambda_k} P(O_{\text{segment}}(i) \mid \Lambda_k) \tag{7}$$

在训练中，被分割的 $O_{\text{segment}}(i)$ 则用来作为隐马尔可夫模型 Λ_{k0} 的训练数据，隐马尔可夫模型采用 Baum-Welch 算法进行优化.

1.2　支持向量机

用数学描述关于两分类的支持向量机：训练样本$\{(\boldsymbol{x}_1, y_1), \cdots, (\boldsymbol{x}_n, y_n)\}$，$\boldsymbol{x} \in \boldsymbol{R}^N$，$y \in \{-1, 1\}$，可以被超平面 $y_i(\boldsymbol{w}^{\mathrm{T}} \cdot \boldsymbol{x}) + b \geqslant 1, i = 1, \cdots, n$ 分开. 其中权值向量用 $\boldsymbol{w}$ 表示，偏置值为 b. 支持向量机就是寻求一个超平面，使得离超平面最近的样本与超平面之间的距离最大. 最优超平面通过对凸二次规划的最优问题求最优解得到最小化的 $\frac{1}{2}\|\boldsymbol{w}\|^2$，其中 $y_i(\boldsymbol{w}^{\mathrm{T}} \cdot \boldsymbol{x}) + b \geqslant 1$ 作为约束条件. 线性优化问题依据对偶原则可表述为

$$\max\ H(\alpha) = \sum_{i=1}^{n}\alpha_i - \frac{1}{2}\sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{n}a_i y_i a_j y_j (\boldsymbol{x}_i \cdot \boldsymbol{x}_j)$$

$$\text{s.t.}\ \sum_{i=1}^{n} a_i y_i = 0, a_i \geqslant 0; i = 1, \cdots, n \tag{8}$$

其中 $a_i (i = 1, \cdots, n)$ 为拉格朗日乘子. 依据 KKT 条件，最优解 a^* 必须满足

$$a^*[y_i(\langle \boldsymbol{w}^* \cdot \boldsymbol{X}_i \rangle + b^*) - 1] = 0;\ i = 1, 2, \cdots, n \tag{9}$$

最优解 a^*、$\boldsymbol{w}^*$ 可依据二次规划算法求得. 线性情况下 SVM 最优判别函数如下：

$$F(\boldsymbol{x}) = \sum_{i=1}^{n} a_i^* y_i \langle \boldsymbol{X}_i \cdot \boldsymbol{X} \rangle + b^* \tag{10}$$

其中 b^* 通过选取一支持向量 $\boldsymbol{X}_i$ 代入式(9)得到：

$$b^* = y_i - \langle \boldsymbol{w}^* \cdot \boldsymbol{X}_i \rangle$$

在非线性映射中，如果高维特征空间中存在 $k(\boldsymbol{X}_i, \boldsymbol{Y}_j) = \langle \boldsymbol{X}_i \cdot \Phi(\boldsymbol{Y}_j) \rangle$，则意味着可以某种内积运算实现，其中核函数 $k(\boldsymbol{X}_i, \boldsymbol{Y}_j)$ 满足 Mercer 条件.

核函数常用的有

$$k(\boldsymbol{x}, \boldsymbol{y}) = \boldsymbol{x}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{y}$$

$$k(\boldsymbol{x}, \boldsymbol{y}) = (\boldsymbol{x}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{y} + c)^d$$

$$k(\boldsymbol{x}, \boldsymbol{y}) = \exp\left(\frac{\|\boldsymbol{x} - \boldsymbol{y}\|^2}{2\sigma^2}\right)$$

将核函数代入式(8)、(9)和(10)计算可得非线性支持向量机的目标函数：

$$\max\ H(\alpha) = \sum_{i=1}^{n}\alpha_i - \frac{1}{2}\sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{n}a_i a_j y_i y_j K(\boldsymbol{x}_i \cdot \boldsymbol{x}_j)$$

$$\text{s.t.}\ \sum_{i=1}^{n} a_i y_i = 0,\ a_i \geqslant 0;\ i = 1, \cdots, n$$

相应的判别函数为

$$F(\boldsymbol{x}) = \sum_{i=1}^{n} a_i^* y_i K\langle \boldsymbol{X}_i \cdot \boldsymbol{X} \rangle + b^*$$

$F(\boldsymbol{x}) > 0$，则 $\boldsymbol{X} \in$ 1 类

$F(\boldsymbol{x}) < 0$，则 $\boldsymbol{X} \in$ 2 类

本文对 7 个不同的日常动作进行数据分割后分类识别，采用通常解决多类分类的一对多的支持向量机分类器. 对于 7 个动作分类问题构造 7 个两类分类器，第 i 个支持向量机用第 i 个动作训练数据样本作为正的训练，其他的训练数据样本则作为负的训练. 一对多支持向量机最大的缺点是每个二元分类器都要处理训练中产生的负值远多于正值的不对称问题.

设 i 类和 j 类之间的决策函数为

$$D_{ij}(\boldsymbol{x}) = \boldsymbol{w}_{ij}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{x} + b_{ij}$$

其中 $D_{ij}(\boldsymbol{x}) = -D_{ji}(\boldsymbol{x})$. 对于向量 $\boldsymbol{x}$ 有

$$D_i(\boldsymbol{x}) = \sum_{i=1, j\neq i}^{n} \operatorname{sgn}(D_{ij}(\boldsymbol{x}))$$

而 $\boldsymbol{x}$ 被分类为 $\arg\max_{i=1,\cdots,n} D_{ij}(\boldsymbol{x})$.

2　日常行为的 BSN 监督平台

2.1　BSN 监督平台的建立

BSN 监督平台由信号采集端和接收端组成，本文采用 BSN 监督平台对人体日常动作进行监督. 图 1 所示为 BSN 监督平台中接收节点和采集节点示意图. 传感器节点上有加速度计 LIS344ALH 和陀螺仪 LY530AL 与 LPR550AL（详见表 1）.

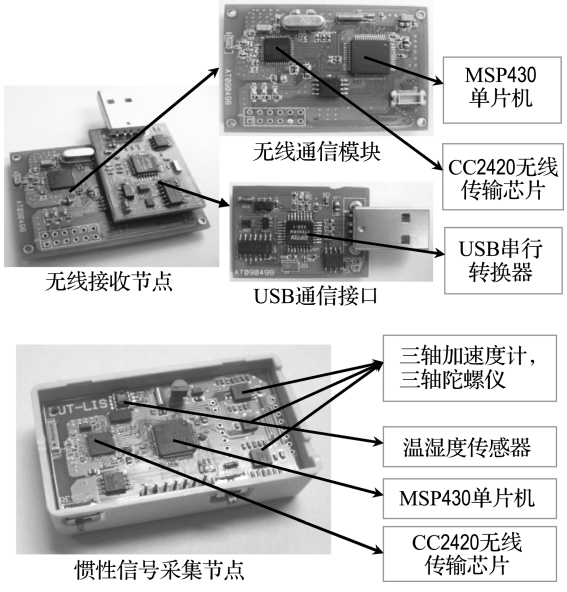


图 1　BSN 监督平台

Fig. 1　BSN monitoring platform

实验中采用一个传感器节点采集数据，固定于后腰部，传感器采集节点通过无线方式将采集数据发送到接收节点，接收节点将接收数据保存于电脑中.

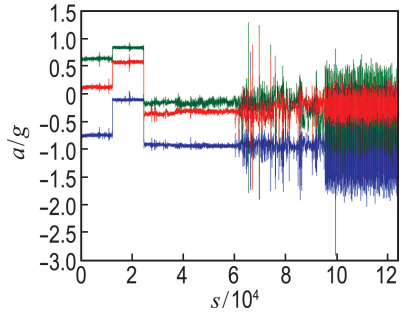
表 1 加速度计与陀螺仪参数

Tab. 1 The parameters of accelerometer and gyroscope

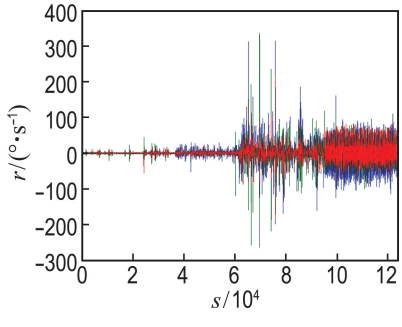
型号	轴数	范围	输出类型	灵敏度
LIS344ALH	3	$\pm 6g$	电压	600 mV/g
LY530AL	1	± 500 °/s	电压	3.33 mV·s/(°)
LPR550AL	2	± 500 °/s	电压	3.33 mV·s/(°)

2.2 实验中加速度计和陀螺仪数据采集

8 名志愿者(4 男 4 女)参加了坐、躺、站、洗盘子、使用吸尘器、扫地、行走 7 个日常动作的测试. 实验中加速度信号的采样频率为 100 Hz，每个动作的次序不做限制. 每个人重复做此动作序列 3 次. 图 2 是采用 BSN 监督平台采集到的 7 个连续动作的加速度计和陀螺仪数据，样本点的数量在横轴上表示，每秒采样 100 组数据，纵轴为加速度计/陀螺仪输出值. 从图 2 中可以直观地看到加速度计和陀螺仪同序列动作波形差异很大，不同动作间的波形也存在着差异性.



(a) 三轴加速度计



(b) 三轴陀螺仪

图 2 连续动作的三轴加速度计和陀螺仪信号

Fig. 2 Signals of continuous action detected by triaxial accelerometer and gyroscope

3 实验结果与分析

3.1 连续动作数据分割

为了验证本文提出的分割方法，采用手动分割作为分割背景，将本文提出方法(HMMs)与 LIR、Top-Down 方法进行了比较. 从图 3 可以看到本文提出的分割方法和手动的分割方法在分割点上最接近，并且将中间动作完全分出. 在始末端，该方法未能计算出窗口 t_1 和 t_2 的数据集间有效距离长度，发生始末端部分动作划分错误现象. 从图 3 可看到本文提出的方法与 Top-Down 方法和 LIR 方法[13]相比效果最好.

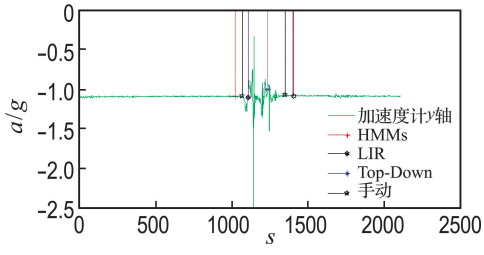


图 3 “站-转-站”动作分割

Fig. 3 Segmentation of actions in time series of "standing-shifting-standing"

从图 4 可以看出 LIR 方法在多段分割中效果最差，未将第 4 和第 5 类动作分割开，出现了严重的错分现象；Top-Down 方法未将第 3 类动作正确分割. 只有本文所提方法在分割动作中最接近手动分割，但是在开始和结束阶段仍然存在分割错误现象.

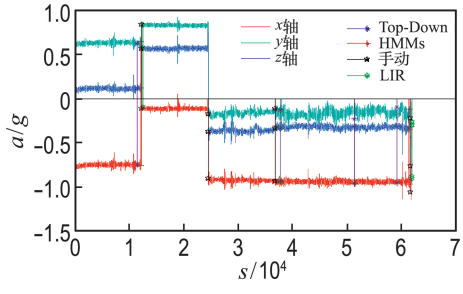


图 4 “坐-躺-站-洗盘子-使用吸尘器”动作分割

Fig. 4 Segmentation of actions in time series of "sitting-lying-standing-washing dishes-vacuuming"

采用

$$\text{分割精准度} = \frac{\text{正确分割样本数}}{\text{样本总数}}$$

对 LIR、Top-Down 以及 HMMs 方法进行了度量，分割精准度见表 2。

表 2　不同方法分割精准度

Tab. 2　Segmentation precision of different methods

方法	分割精准度/%
HMMs	84.00
Top-Down	71.43
LIR	66.10

3.2　动作特征提取

如图 5 所示，采用 HMMs 方法对 7 个连续动作进行了分割. 对分割好的动作数据，采用滑动窗口模式，窗口长度 50(约 0.5 s)，重叠率 50%，避免信号边缘丢失. 然后对数据提取特征，包括频域和时域特征，见表 3.

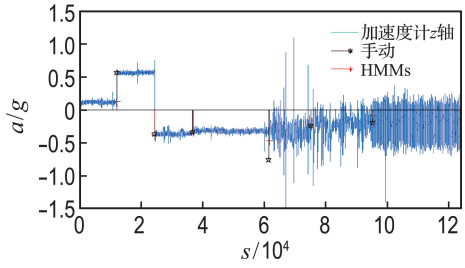


图 5　"坐-躺-站-洗盘子-使用吸尘器-扫地-行走"动作分割

Fig. 5　Segmentation of actions in time series of "sitting-lying-standing-washing dishes-vacuuming-sweeping-walking"

表 3　实验中信号特征信息提取

Tab. 3　Signal features extracted in the experiment

特征分类	具体特征
时域	x,y,z 三轴的期望 x,y,z 三轴的方差 xy,yz,zx 轴间的协方差
频域	DCT 系数 功率谱

3.3　实验结果分析

本文采用十折交叉验证的方式对分割的数据进行分类识别. 将处理过的数据随机分为大小相同的 10 个子集，其中 9 个子集作为训练数据，另外 1 个作为测试数据，测试数据集每次采用不同子集，迭代 10 次. 本文提出的动作识别方法的识别结果采用十折交叉验证的平均结果.

表 4 给出了本文采用 SVM 方法对手动分割和本文提出的自动分割方法数据进行分类识别的结果. A1 到 A7 分别代表实验中的 7 个人体动作. 表 4 表明采用本文所提的分割方法分割后数据识别准确率基本达到了手动方法的识别准确率，平均识别准确率为 88.55%.

表 4　采用 SVM 分类器对 HMMs 分割和手动分割的识别准确率

Tab. 4　Recognition accuracy of human actions segmented by HMMs or manual using SVM classifier

	识别准确率/%							
	A1	A2	A3	A4	A5	A6	A7	平均
HMMs	94.29	91.66	89.52	87.22	86.35	87.89	82.95	88.55
实际	96.23	91.99	90.34	88.69	86.35	87.89	85.23	89.53

4　结　语

本文通过建立的 BSN 监督平台中固定在后腰部的加速度计和陀螺仪传感器节点采集人体连续动作信号. 通过动态 HMMs 分割方法分析这些实验采集信号，采用分割精准度对分割方法进行了度量. 从结果可看到本文方法分割精准度高于 LIR 和 Top-Down 方法. 对分割数据提取特征处理后，SVM 分类器也证明了分割方法的稳健性，自动分割识别准确率基本达到了手动分割水平.

参考文献：

[1] 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.
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)

[2] Avci A，Bosch S，Marin-Perianu M，*et al*. Activity recognition using inertial sensing for healthcare，wellbeing and sports applications：A survey [C] // **2010 23rd International Conference on Architecture of Computing Systems (ARCS)**. Hannover：VDE Verlag GMBH，2010：1-10.

[3] Rashidi P，Mihailidis A. A survey on ambient-assisted living tools for older adults [J]. **IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics**，2013，**17**(3)：579-590.

[4] Foerster F，Smeja M，Fahrenberg J. Detection of posture and motion by accelerometry：a validation study in ambulatory monitoring [J]. **Computers in**

Human Behavior, 1999, **15**(5):571-583.

[5] Mantyjarvi J, Himberg J, Seppanen T. Recognizing human motion with multiple acceleration sensors [J]. **Proceedings of the IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics**, 2001, **2**:747-752.

[6] Lee S H, Park H D, Hong S Y, *et al*. A study on the activity classification using a triaxial accelerometer [J]. **Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology - Proceedings**, 2003, **3**:2941-2943.

[7] Karantonis D M, Narayanan M R, Mathie M, *et al*. Implementation of a real-time human movement classifier using a triaxial accelerometer for ambulatory monitoring [J]. **IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine**, 2006, **10**(1):156-167.

[8] Khan A M, Lee Y K, Lee S Y, *et al*. A triaxial accelerometer-based physical-activity recognition via augmented-signal features and a hierarchical recognizer [J]. **IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine**, 2010, **14**(5): 1166-1172.

[9] Zhang M, Sawchuk A A. Human daily activity recognition with sparse representation using wearable sensors [J]. **IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics**, 2013, **17**(3):553-560.

[10] Kulic D, Ott C, Lee D, *et al*. Incremental learning of full body motion primitives and their sequencing through human motion observation [J]. **International Journal of Robotics Research**, 2012, **31**(3):330-345.

[11] Aoki T, Venture G, Kulic D. Segmentation of human body movement using inertial measurement unit [C] // **Proceedings - 2013 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics, SMC 2013**. Washington D C: IEEE Computer Society, 2013:1181-1186.

[12] 张学工. 关于统计学习理论与支持向量机[J]. 自动化学报, 2000, **26**(1):32-44.
ZHANG Xue-gong. Introduction to statistical learning theory and support vector machines [J]. **Acta Automatica Sinica**, 2000, **26**(1): 32-44. (in Chinese)

[13] Himberg J, Korpiaho K, Mannila H, *et al*. Time series segmentation for context recognition in mobile devices [C] // **Proceedings - 2001 IEEE International Conference on Data Mining, ICDM'01**. Piscataway: IEEE, 2001:203-210.

Research on segmentation and recognition of human daily action sequence based on HMMs and SVM

WU Dong-hui*, WANG Zhe-long, CHEN Ye

(School of Control Science and Engineering, Dalian University of Technology, Dalian 116024, China)

Abstract: With the refinement of the study of the micro-electro-mechanical system (MEMS), the application of body sensor networks (BSN) has developed rapidly in the field of medical care. Human motion analysis and recognition are challenging research topics in the BSN. An approach of the dynamic hidden Markov models (HMMs) is proposed to segment the time series of the activities based on BSN. A method of the precision measurement is used to test the approach of the segmentation. The experimental results show that the proposed approach is prior to the LIR and Top-Down methods and the segmentation precision of the dynamic HMMs is above 80%. The features of the data obtained from segmentation, such as mean, variance, etc. are extracted. The results of the recognition by support vector machine (SVM) show the robustness of the proposed segmentation method. The mean recognition accuracy is about 89%, which is near the manual segmentation.

Key words: hidden Markov models (HMMs); support vector machine (SVM); activity recognition; body sensor networks (BSN)