

DOI:10.3969/j.issn.1673-4785.201203013

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/23.1538.TP.20121116.1700.003.html>

# 基于多尺度特征的双层隐马尔可夫模型 及其在行为识别中的应用

梅雪, 胡石, 许松松, 张继法

(南京工业大学 自动化与电气工程学院, 江苏 南京 211816)

**摘要:** 借鉴人类视觉感知所具有的多尺度、多分辨性的特性, 针对智能视频监控系统的人体运动行为识别, 提出了一种基于多尺度特征的双层隐马尔可夫模型. 根据人体行为关键姿态数确定 HMM 的状态数目, 发掘人体运动行为隐藏的多尺度结构间的关系, 将运动轨迹和人体姿态边缘小波矩 2 个不同尺度特征应用于 2 层 HMM, 提供更为丰富的行为尺度间的相关信息. 分别用 Weizmann 人体行为数据库和自行拍摄的室内视频, 对人体运动行为识别进行仿真实验, 结果表明, 五状态 HMM 模型更符合人体运动行为特点, 基于多尺度特征的五状态双层隐马尔可夫模型具有较高的识别率.

**关键词:** 双层隐马尔可夫模型; 行为识别; 多尺度特征; 智能视频监控

**中图分类号:** TP391.4 **文献标志码:** A **文章编号:** 1673-4785(2012)06-0512-06

## Multi-scale feature based double-layer HMM and its application in behavior recognition

MEI Xue, HU Shi, XU Songsong, ZHANG Jifa

(College of Automation and Electrical Engineering, Nanjing University of Technology, Nanjing 211816, China)

**Abstract:** Learning from multi-scale and multi-distinguish attributes of human beings' visual perception and aiming at human movement behavior recognition in intelligent video surveillance system, a double-layer hidden markov model (DL-HMM) is developed based on multi-scale behavior features. Considering the human behavior characteristics, the number of HMM states is according to the number of key gestures selected. Discovering the relationship between the multi-scale structures hidden in the human movement behavior, two different scale features-human motion trajectory and wavelet moment of human gesture's edge, are applied respectively in two layers of DL-HMM, so as to provide more scale information about behavior. Experiments, using Israel Weizmann human behavior database and human actions indoor recorded by ourselves, show the five-state HMM more accords with the human motion behavior characteristics, and the five-state DL-HMM based on multi-scale feature has a higher recognition rate compared with traditional methods using one layer HMM.

**Keywords:** double-layer HMM (DL-HMM); behavior recognition; multi-scale feature; intelligent video surveillance

人体行为识别(human action recognition, HAR)是由视频分析人的行为,并形成一系列高层的描述方法,在智能视频监控、人机交互以及虚拟现实等领域有着广泛的应用价值,是计算机视觉领域的热点

问题之一<sup>[1]</sup>. 行为识别方法大致可分为 2 类<sup>[2-3]</sup>: 1) 静态识别方法,如模板匹配方法和基于文法技术(syntactic technique),该类方法的计算量比较小,但是鲁棒性较差; 2) 状态转移图模型方法,该方法将行为的每一个姿态或运动状态作为状态图的一个节点,通过某种概率将对应于各个姿势或状态节点之间的依存关系联系起来,这样任何人体行为运动序列可以看作在图中若干节点或状态之间的一次遍历过程. 应用较为广泛的 2 种状态图模型为隐马尔可

收稿日期: 2012-03-15. 网络出版日期: 2012-11-16.

基金项目: 江苏省高校自然科学基金资助项目(09KJB510002); 江苏省博士后科研资助计划资助项目(1001027B); 南京工业大学青年学科基金资助项目(39710006).

通信作者: 梅雪. E-mail: mx@njut.edu.cn.

夫模型(hidden Markov models, HMM)和动态贝叶斯网络(dynamic Bayesian networks, DBNs),其中前者是后者的一种特殊形式。

基于状态图转移的行为识别方法大都是针对某一特定尺度的行为特征分析实现的,如基于HMM的轨迹识别<sup>[4-5]</sup>;基于肢体结构特征及其时空结构关系的行为识别方法<sup>[6]</sup>。目前已有一些研究工作兼顾了多个尺度特征。Lee等应用分层隐马尔可夫模型(hierarchical hidden Markov model, HHMM)分析行为内在的层次结构<sup>[7]</sup>;Qian等在概率框架下提出了一种抽象隐马尔可夫模型(abstract hidden Markov models, AHMM),采用级联的形式对人的行为进行建模<sup>[8]</sup>;Chen等提出了一种2层动态贝叶斯时间序列模型(layered time series model, LTSM),用尺度间的相关特性分析步态<sup>[9]</sup>。

兼顾多尺度特征的识别方法与人类视觉感知方法有类似之处,其灵活性很大程度上在于对目标识别时的多尺度性、多分辨性。本文借鉴人类视觉感知特点,建立了双层隐马尔可夫模型(double layer HMM, DL-HMM),分别将大尺度运动轨迹特征和小尺度姿态的边缘小波矩细节特征应用于2层HMM中。大尺度下,得到人的运动行为的概略特征;小尺度下,利用具有代表性的关键姿态可以刻画行为的肢体等相对位置和结构的细节特征。同时,DL-HMM的状态数根据行为的关键姿态数确定,降低了运算复杂度,提高了识别率。

## 1 行为多尺度特征

由于人体动作行为是一个复杂的运动过程,具有大自由度和高度非线性特点,以及关于行为、事件的定义有着不同的概念,如何选择充分有效的表达方式描述场景中人的行为是非常困难的<sup>[4-5]</sup>。本文首先获得视频帧中运动人体的剪影图,从而将行为视频表示为剪影序列,以人体目标侧影序列的集合构建基本的人体行为姿态的数据库。

### 1.1 大尺度特征

以行为运动轨迹作为大尺度特征。选取各个瞬间时刻运动人体剪影的最小外界矩形框的中心来近似人体的轨迹坐标。在各个瞬间时刻,一个轨迹对应的是人体质心位置的 $x$ 和 $y$ 坐标组成的二维 $N$ 元向量 $\{(X_k, Y_k), k=1, 2, \dots, N\}$ 。以统一形式编码轨迹,对于 $n$ 帧序列,每一帧的运动人体均由二维图像的坐标 $(x_i, y_i)$ 来表示,令 $f_i = (x_i, y_i)$ 。人体运动行为轨迹的流向量序列可表示为 $T_0 = \{f_1, f_2, \dots, f_i, \dots, f_{n-1}, f_n\}$ ,一个对象的轨迹基本上表示成了一个二维

信号。视频连续帧中的运动人体目标可表示为参数曲线。图1为几种行为轨迹。

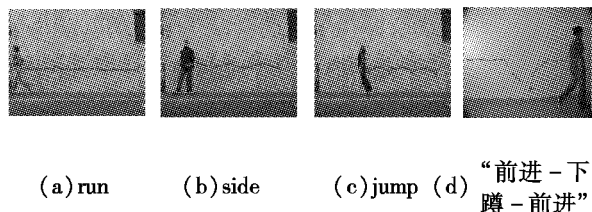


图1 运动行为轨迹

Fig.1 Trajectory of movement

对于一个完整轨迹分割得到的5条子轨迹具有不同的序列长度 $l_i (i=1, 2, \dots, 5)$ 。设 $m$ 为每个子轨迹上的采样点数。若 $l_i > m$ ,则在该段子轨迹中均匀采集 $m$ 个坐标点,即获得 $m$ 帧图像序列。若 $l_i < m$ 时,对数据先进行插值,使得轨迹长度达到 $m$ 。对处理后的子轨迹数据分别进行主成分分析,提取前 $m/2$ 个主成分系数作为特征向量。

在轨迹数据中变化明显的点处进行分割,一个行为事件的轨迹被分割成多段子轨迹。计算轨迹的速度(一阶导数)和加速度(二阶导数)来判断曲率的大小,当曲率大小大于设定阈值时,记录该点为疑似分割点。在每一个完整的行为段中,选取曲率最大的4个疑似分割点作为最终的分割点,于是一段完整的行为事件轨迹被分割成为5段子轨迹。例如对于“前进—下蹲—前进”行为:人沿着走廊过道向前行走,中间蹲下来,站起来然后继续往前行走。图2为该行为事件得到的轨迹示意图,图中标记①、②、③、④为曲率最大的4个分割点。

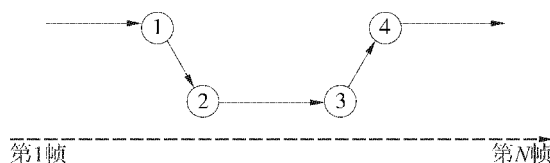


图2 “前进—下蹲—前进”行为的近似轨迹

Fig.2 The approximate path diagram of “advance-squat-advance” movement

### 1.2 小尺度特征

用边缘轮廓小波矩特征来刻画在小尺度上单个姿态的细节特征,求取步骤见文献<sup>[10]</sup>,该特征建立在多段定向距离矢量傅里叶描述子的基础上,具有平移、缩放和旋转不变性。人体姿态用一个8维的边缘轮廓小波矩特征表示<sup>[10]</sup>。

由于在模型中采用的是2层行为状态来描述2个不同尺度上的运动细节,在2层的行为状态中分别采用马尔可夫假设。运动轨迹和姿态之间具有很强的相关性,即2个尺度之间也存在依赖关系。通常情况下,

在人体行为分析中,大尺度占有主导性,本文只考虑两尺度间大尺度特征对小尺度细节特征的影响.

## 2 应用多尺度特征的 DL-HMM

### 2.1 模型描述

根据行为的特点,每一个行为事件可以由若干关键姿态来描述,这些关键姿态均分布于一个行为事件的各段子轨迹组成的子事件中,其余姿势认为是这些关键姿势的过渡. 关键姿态个数在一定程度上决定了识别率的高低和运算量的大小,若关键姿态数过少会无法正确表征行为特征,使识别率降低;

如果关键姿态的个数过多时,则运算量增大,以至于影响算法的运算速度. 本文选取一个行为由 5 个关键姿态组成,这 5 个关键姿态分别来自于 5 段子轨迹.

用  $\lambda^{(1,2)} = (A^{(1)}, B^{(1)}, \pi^{(1)}, A^{(2)}, B^{(2)}, \pi^{(2)}, H^{(1,2)})$  表示 DL-HMM, 它是一个无回路的状态拓扑结构, 每一个状态均不能返回到前一状态,  $A^{(i)}$ 、 $B^{(i)}$ 、 $\pi^{(i)}$  分别表示对应层的状态转移矩阵、状态输出概率矩阵和初始状态的概率分布矩阵. 图 3 为应用多尺度特征的双层隐马尔可夫模型.

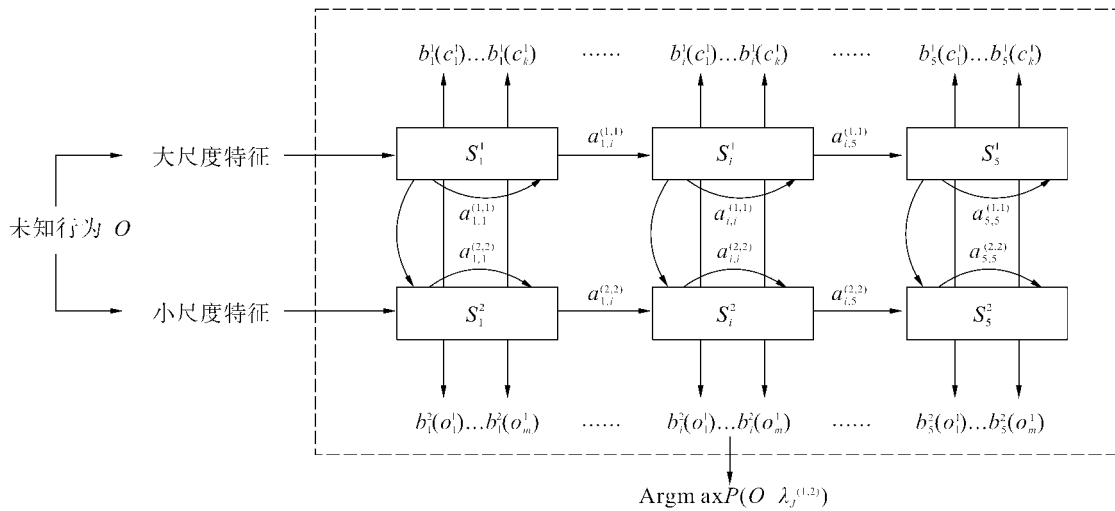


图3 应用多尺度特征的双层隐马尔可夫模型

Fig. 3 Double-layer hidden Markov model

对于行为  $J$ , 其参数集合  $\lambda_J^{(1,2)}$  为:

1) 状态转移矩阵  $A_J^i$ , 在第  $i$  层 DL-HMM 中, 当前状态只能转移到下一状态, 而不能返回到前一状态, 例如  $a_{1,2}^{(i)} = P(S_2^{(i)} | S_1^{(i)} = S_1^1)$ ,  $i = 1, 2$ .

2) 状态输出概率矩阵  $B_J^i$ , 表示当前时刻该状态输出某一观察值的概率. 定义为

$$B_J^i = \begin{bmatrix} b_1^{(i)}(c_1^i) & \cdots & b_5^{(i)}(c_k^i) \\ \vdots & & \vdots \\ b_5^{(i)}(c_1^i) & \cdots & b_5^{(i)}(c_k^i) \end{bmatrix}.$$

式中:  $b_2^{(i)}(c_m^i) = P(c_m^i | S_2^{(i)} = S_2^1)$ ,  $i = 1, 2$ .

3) 初始状态概率分布  $\pi_J^i$ , 由于状态的转移总是从  $S_B$  状态开始, 因此有下面定义:  $\pi_J^{(i)} = \{\pi_1^{(i)} = 1, \pi_2^{(i)} = 0, \dots, \pi_5^{(i)} = 0\}$ ,  $i = 1, 2$ .

4) 定义 DL-HMM 中上层 HMM 对下层 HMM 的条件概率矩阵为  $H^{(1,2)}$ :

$$H^{(1,2)} = \begin{bmatrix} h_{1,1}^{(1,2)} & h_{1,2}^{(1,2)} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & h_{2,2}^{(1,2)} & h_{2,3}^{(1,2)} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & h_{3,3}^{(1,2)} & h_{3,4}^{(1,2)} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & h_{3,4}^{(1,2)} & h_{4,5}^{(1,2)} \\ 0 & 0 & 0 & 0 & h_{5,5}^{(1,2)} \end{bmatrix}.$$

式中:  $H^{(1,2)}$  表示在上层的子轨迹序列状态条件下存在下层的行姿态数字序列的概率, 例如其中  $h_{2,3}^{(1,2)} = P(S_3^{(1)} = S_3^2 | S_2^{(2)} = S_2^1)$ . 在参数训练中初始值选择为

$$H_0^{(1,2)} = \begin{bmatrix} 0.5 & 0.5 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0.5 & 0.5 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0.5 & 0.5 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0.5 & 0.5 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0.5 \end{bmatrix}.$$

设观测序列为  $O = \{O_1, O_2, \dots, O_T\}$ , 其中每一个观察值均由基于大尺度的轨迹特征和基于小尺度的小波矩特征观察值构成, 用  $O_t = \{c_t^1, c_t^2\}$  表示  $t$  时刻观察序列中的观察值. 观测向量长度为  $T$  的状

态序列,  $S = \{(S_1^1, S_1^2), (S_2^1, S_2^2), \dots, (S_T^1, S_T^2)\}$ . 于是, 给定一系列未知的人体行为  $\{O_1, O_2, \dots, O_n\}$  和描述行为  $J$  的参数集合  $\lambda_j^{(1,2)}$ . 未知行为  $O_c = \{(c_1^1, c_1^2), (c_2^1, c_2^2), \dots, (c_T^1, c_T^2)\}$  和行为  $J$  的多尺度特征 HMM 的相似度由贝叶斯准则公式  $P(O_c | \lambda_j^{(1,2)})$  获得. 前向变量  $\alpha_t(i, j)$  表示  $t$  时刻在某一状态  $(i, j)$  中产生观察序列的概率.  $\alpha_t(i, j)$  由前向算法 (forward algorithm) 推导出:

$$\begin{aligned} \alpha_1(i, j) &= \pi_i^{(1)} \pi_j^{(2)} b_i^{(1)}(c_1^1) b_j^{(2)}(c_1^2), 1 \leq i, j \leq 5, \\ \alpha_t(i, j) &= b_i^{(1)}(c_t^1) b_j^{(2)}(c_t^2) \Sigma, \\ \Sigma &= \sum_{m,n} [\alpha_t(m, n) a_{m,i}^{(1)} a_{m,j}^{(2)} h_{m,j}^{(1,2)}]. \end{aligned} \quad (1)$$

似然概率由式(1)得出.

$$P(O_c | \lambda_j^{(1,2)}) = \sum_{m,n} [\alpha_T(m, n)].$$

## 2.2 模型参数的训练和重估

利用已知的行为序列来训练应用多尺度特征 HMM 的参数集合  $\lambda_j^{(1,2)}$ , 对每一层 HMM 用 Baum-Welch 算法估算出状态转移概率  $a_{m,n}^{(i)}$ 、输出概率  $b_j^{(i)}(c_k^i)$  以及上层 HMM 对下层的条件概率  $h_{m,j}^{(1,2)}$ .

$$\begin{aligned} \overline{a_{m,i}^{(1)}} &= \frac{\sum_{t=1}^{T-1} \xi_t^{(1)}(m, i)}{\sum_{t=1}^{T-1} \xi_t^{(1)}(m)}, \\ \overline{b_j^{(1)}(c_k^1)} &= \frac{\sum_{t=1}^T [\xi_t^{(1)}(m, i) \delta(o_t^{(1)}, c_k^1)]}{\sum_{t=1}^T \xi_t^{(1)}(i)}, \\ \overline{b_j^{(2)}(c_k^2)} &= \frac{\sum_{t=1}^T [\xi_t^{(2)}(n, j) \delta(o_t^{(2)}, c_k^2)]}{\sum_{t=1}^T \xi_t^{(2)}(j)}, \\ \overline{n_{n,i}^{(1,2)}} &= \frac{\sum_t \xi_t^{(1,2)}(n, i)}{\sum_t \xi_t^{(1)}(n)}. \end{aligned}$$

式中:  $\xi_t(i, j)$  表示在给定模型  $\lambda_j^{(1,2)}$  和观察值序列  $O$ ,  $t$  时刻处于状态  $i$ ,  $t+1$  时刻处于状态  $j$  的期望概率.  $\delta(o_t, c_k)$  表示给定模型  $\lambda_j^{(1,2)}$  产生观察值序列的最佳转换序列的概率<sup>[11]</sup>.

## 3 仿真实验及分析

### 3.1 DL-HMM 状态数选择

首先, 通过实验验证 DL-HMM 模型的状态数的选择对识别结果的影响. 分别运用三状态和五状态建立隐马尔可夫模型, 对于一个行为周期为  $T$  的行为, 五状态 HMM 模型中的 5 个关键姿态, 分别取自

于 5 个分割出的子行为. 实验中, 使用 K-means 聚类算法, 自动从每一类行为的子姿态序列中选择一个关键姿势. 选用 Weizmann 人体动作行为数据库 10 种人体动作行为: bend、jack、jump1、jump2、run、side、walk、wave1、wave2、skip. 这 10 类动作行为均是由 9 个人完成的, 一共有 90 段视频.

分别运用三状态和五状态的隐马尔可夫模型, 对 Weizmann 人体行为数据库进行识别. 图 4 所示为 bend 行为的 5 个关键姿势. 利用交叉验证方法, 识别率如图 5 所示, 相比三状态模型的平均识别率 88.75% 来说, 应用 5 个关键姿态的五状态 HMM 能够到达 94.61% 的平均识别率.

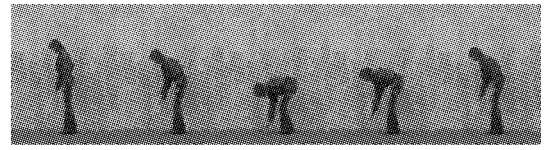


图4 Bend 行为的 5 个关键姿势

Fig.4 Five key postures of bend behavior

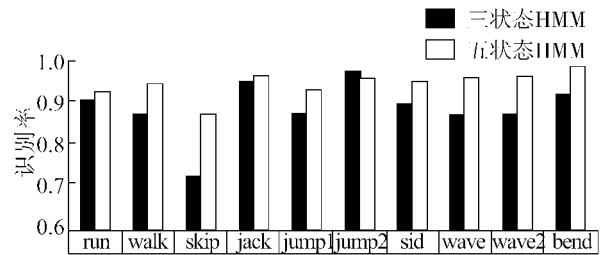


图5 BME-SCHMM 与本文的五状态 HMM 实验结果的对比

Fig.5 Experimental results contrast of five movement between BME-SCHMM and ways of this paper

### 3.2 室内人体动作行为识别

在实验室内, 固定摄像头位置, 拍摄了 5 类行为视频, 用于仿真实验, 这些行为包括:

- 1) 行为 0: 行人向前直行, 行走路线为直线前进;
- 2) 行为 1: 行人向前直行, 中间直立向上跳一下, 然后继续往前行走;
- 3) 行为 2: 行人向前直行, 中间突然摔倒躺在地上, 爬起来后继续往前行走;
- 4) 行为 3: 行人向前直行, 中间弯下腰, 直腰后继续往前行走;
- 5) 行为 4: 行人向前直行, 中间蹲下来, 站起来后继续往前行走.

实验视频是采集于 10 个不同的人, 分别重复做 4 次上述 5 种行为, 于是每种行为均有 40 组样本.

图6所示为 Action4 行为的5个关键姿势。

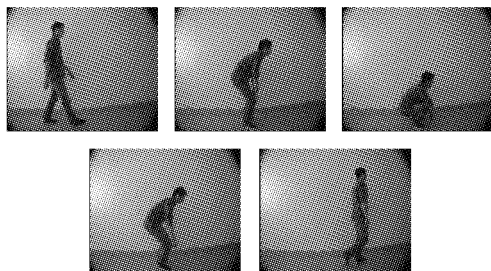


图6 行为4的5个关键姿势

Fig.6 Five key postures of behavior of Action4

对上述5种连续的行为动作序列进行轨迹提取,检测轨迹的突变点作为分割点.若运动轨迹无明显的分割点,即轨迹曲线的曲率无明显变化,则认为该行为是直线前行行为 Action0.对另外4种行为的轨迹及边缘小波矩特征进行提取,并对其应用多尺度特征 DL-HMM 进行建模,5种行为数据,一半用于训练,一半用于验证,识别结果如表1,得到92.5%的平均识别率.为了横向比较 DL-HMM 的识别效果,对 HMM 和2层的 HHMM 在同样的数据集上,应用相同的特征进行了测试.其中 HMM 包含6~8个状态,HHMM 每层包含4~5个状态.HMM 对5种行为的平均识别率为79.5%,HHMM 的平均识别率为84.5%.HHMM 虽然是分层模型,但仅从单一的观测序列中实现模型学习,导致识别率低于 DL-HMM.

对于  $N$  个状态,序列长度为  $T$  的 HMM,所用到的前向后向算法的计算复杂度均为  $O(N^2T)$ .在应用 Baum-Welch 算法模型进行参数的训练和重估,以及计算特定 HMM 下可观察序列概率时,都使用前向后向算法,所以状态数是决定模型计算复杂度的关键参数.本文方法根据动作行为本身特点确定状态数目,简化了模型,且具有较高的识别率.

表1 5种人体动作行为的识别结果行为类别

Table 1 Five recognition results of human behavior

行为类别	识别结果					识别率/%
	行为0	行为1	行为2	行为3	行为4	
行为0	40	0	0	0	0	100.0
行为1	1	39	0	0	0	97.5
行为2	0	0	36	2	2	90.0
行为3	0	1	1	35	3	87.5
行为4	0	0	0	4	36	90.0

## 4 结束语

本文借鉴人类视觉感知的特点,兼顾人体运动

行为多层次结构特征和其相关性,提出了一种基于多尺度特征双层马尔可夫模型,将人体运动轨迹和小波矩特征应用在 HMM 中,提供了更为丰富的行为尺度间的相关信息.同时,DL-HMM 的状态数根据行为的关键姿态数确定,使模型结构也具有清晰的物理意义,仿真实验获得了较好的识别结果.

## 参考文献:

- [1] 黎洪松,李达.人体运动分析研究的若干新进展[J].模式识别与人工智能,2009,22(1):70-78.  
LI Hongsong, LI Da. Some advances in human motion analysis [J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2009, 22(1): 70-78.
- [2] WEINLAND D, RONFARD R. A survey of vision based methods for action representation, segmentation and recognition [J]. Computer Vision and Image Understanding, 2011, 115(2): 224-241.
- [3] PAU-CHOO C, De CHIN L. A daily behavior enabled hidden Markov model for human behavior understanding [J]. Pattern Recognition, 2008, 41(2): 1572-1580.
- [4] NASCIMENTO C J, FIGUEIREDO A M T, MARQUES S J. Trajectory classification using switched dynamical hidden Markov models [J]. IEEE Trans on Image Processing, 2010, 19(5): 1338-1348.
- [5] HERVIEU A, BOUTHEMY P, CADRE J P L. A HMM based method for recognizing dynamic video contents from trajectories [C]//Proceedings of International Conference on Image Processing. San Antonio, USA, 2007: 533-536.
- [6] UDDIN Z, NGUYEN T, JEONG K, et al. Human activity recognition using body joint-angle features and hidden Markov model [J]. Electronics and Telecommunications Research Institute, 2011, 33(4): 569-579.
- [7] YOUNG L, SUNG C. Activity recognition using hierarchical hidden Markov models on a smartphone with 3D accelerometer [C]//6th International Conference on HAIS. Berlin: Springer-Verlag, 2011: 460-467.
- [8] 钱堃,马旭东,戴先中.基于抽象隐马尔可夫模型的运动行为识别方法[J].模式识别与人工智能,2009,22(3):433-439.  
QIAN Kun, MA Xudong, DAI Xianzhong. Motion activity recognition based on abstract hidden Markov model [J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2009, 22(3): 433-439.
- [9] CHEN Changhong, LIANG Jimin, ZHU Xiuchang. Gait recognition based on improved dynamic Bayesian networks [J]. Pattern Recognition, 2011, 44(4): 988-995.
- [10] 胡石,梅雪.人体行为动作的形状轮廓特征提取及识别 [J]. 计算机工程, 2012, 38(4): 266-268.

HU Shi, MEI Xue. Shape contour feature extraction and recognition of human behavior motion[J]. Computer Engineering, 2012, 38(4): 266-268.

- [11] NEGIN N, FARBOD R, HOSSEIN S. A novel approach to HMM-based speech recognition systems using particle swarm optimization[J]. Mathematical and Computer Modelling, 2010, 52(12): 1910-1920.

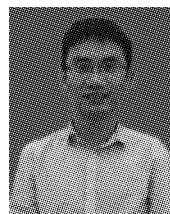
作者简介:



梅雪,女,1975年生,副教授,硕士生导师,主要研究方向为图像处理、模式识别及计算机视觉。



胡石,男,1988年生,硕士研究生,主要研究领域为模式识别、图像处理。



张继法,男,1987年生,硕士研究生,主要研究领域为模式识别、图像处理。

## 第4届 IEEE 灰色系统与智能服务国际会议 The 4<sup>th</sup> IEEE International Conference on Grey Systems and Intelligent Services

The 4th IEEE International Conference on Grey Systems and Intelligent Services (GSIS2013) focuses on current research on grey theory, systems, and rapidly advancing technologies in business improvement, business process automation, information management, and intelligent services. GSIS2013 invites researchers to present current research findings and business experiences from the wide community which is now involved in Systems, Grey Systems, Knowledge management Systems, Grey Theory, Information Uncertainty, Management, Decision Making, Intelligence, Services. Topics include, but are not limited to:

System Analysis

Data Mining and Processing

Systems Modeling and Simulation

Forecasting and Decision Making

Control

System Theory and Applications

Concepts and Principles of Grey Systems

Grey Numbers and its Operations

Grey Equation and Grey Matrix

Sequence Operator and Grey Sequence Generation

Grey Incidence Analysis and Clustering Evaluation

Grey Programming

Grey Input - output

Grey Matrix Game Model

Uncertain Systems

Practical Applications of Grey Methods

Business Process Management and Re - Engineering

Global Manufacturing, Supply Chain, and Logistics

Artificial Intelligence and Machine Learning

Service and Services Delivery Networks

Service Sciences, Management, and Engineering

Emergency and Risk Management

Technical Innovation Management

Other Relevant Topics

### Important Dates:

**Jan. 10, 2013**

**Deadline for submission of invited sessions proposals.**

**Mar. 10, 2013**

**Deadline for submission of full papers.**

**Apr. 20, 2013**

**Acceptance/Rejection notification.**

**June 10, 2013**

**Final camera - ready papers due.**

Web site: <http://ieeegsis.nuaa.edu.cn>.