

# 一种周期时变马尔可夫室内位置预测模型

王志良<sup>1</sup>, 杨 溢<sup>1</sup>, 杨 扬<sup>1,2</sup>, 张 琼<sup>1</sup>

(1. 北京科技大学 信息工程学院, 北京 100083; 2. 北方工业大学 信息工程学院, 北京 100144)

**摘 要:**根据在家庭环境中居住者的行为习惯具有周期性和时变性的特点,设计了一种智能数字家庭环境中的基于位置信息上下文的周期时变马尔可夫预测模型(PTVMM),用于预测居住者的下一个出现位置(房间).另外还构建了一个三维虚拟的智能数字家庭实验仿真环境(virtual smart home)用于模型的仿真对比研究.利用模拟行为数据的仿真结果表明,和其他的预测模型相比,周期时变马尔可夫位置预测模型具有较小的时间复杂度、较高的预测精度和较快的预测精度收敛速度,能够在智能数字家庭环境中进行实时、高精度的位置预测.

**关键词:**马尔可夫模型;位置感知;人工智能;数字家庭

**中图分类号:**TP31;TP391 **文献标识码:**A **文章编号:**1673-4785(2009)06-0521-07

## A periodic time-varying Markov model for indoor location prediction

WANG Zhi-liang<sup>1</sup>, YANG Yi<sup>1</sup>, YANG Yang<sup>1,2</sup>, ZHANG Qiong<sup>1</sup>

(1. School of Information Engineering, University of Science and Technology Beijing, Beijing 100083, China; 2. College of Information Engineering, North China University of Technology, Beijing 100144, China)

**Abstract:** A location-based time-varying Markov model was designed to predict the next location (or room) of the inhabitants of a smart home environment. The model used periodic characteristics of inhabitant behavior in a three-dimensional simulation environment, or “virtual smart home”. This was established in order to simulate and compare different predictive models. The simulation results showed the proposed method decreased time complexity, increased predictive accuracy and improved convergences rates compared to other models. This method can be used to implement real-time and highly accurate predictions of location in a smart home environment.

**Keywords:** Markov model; location awareness; artificial intelligence; smart homes

在数字家庭环境中,如何能在数字家庭环境中应用人工智能的方法,让家庭环境能够智能地根据居住者的生活习惯自动调整到最佳状态,而不需要居住者的主动干预,一直是智能数字家庭领域中的一个难点、热点问题.目前世界上的很多科研机构都在这个问题上进行了研究,并且富有成果地构建了实验仿真原型系统.如德州大学惠林顿分校的 Ma-

vHome<sup>[1-2]</sup>、MIT 的 Home of Future<sup>[3]</sup>、科罗拉多大学的 ACHE<sup>[4]</sup>、佛罗里达大学移动和普适计算实验室的 GatorTech Home<sup>[5]</sup>等.但是,由于数字家庭环境本身的复杂性以及居住者的个体差异性造成了这些原型系统不可避免地存在对居住者的生活行为认知误差大、计算复杂度高、系统过于庞大、复杂而维护困难等缺陷.为了解决这些问题,并且从先前的调研工作得出的假设出发,本文从室内位置感知及预测入手,提出了一个基于位置信息上下文的周期时变马尔可夫位置预测模型(periodical time-varying Markov model, PTVMM),并且构建了一个虚拟数字家庭环

收稿日期:2009-08-15.

基金项目:国家“863”高技术发展计划资助项目(2007AA01Z160);北京市重点学科建设资助项目(XK100080537).

通信作者:杨 溢. E-mail: yanyiy0252087@163.com.

境(virtual smart home)来进行仿真比较研究. 经过与 MavHome 使用的基于 LZ78 数据无损压缩算法的预测模型(LZ78)和基于改进 LZ78 算法的 Active LeZi 模型(ALZ)的仿真对比显示,PTVMM 具有较小的时间复杂度、较高的预测精度和较快的预测精度收敛速度,能够胜任智能数字家庭环境中的实时、高精度的位置预测.

## 1 LZ78 模型与 ALZ 模型

在家庭环境中,居住者的行为在很大程度上是和所处的位置相关联的. 例如,在卧室中只能进行休息等活动而不能洗浴;在书房中只能学习而不能做饭等. 因此,只要能够准确的预测居住者的下一个出现位置(房间),就能在很大程度上知道居住者的下一个行为,从而采取相应的动作. 在世界上众多关注位置感知与位置预测的科研项目中,德州大学惠林顿分校的 MavHome 是最具有代表性的一个,其使用 LZ78 模型和 ALZ 模型作为位置预测的基础.

### 1.1 LZ78 模型

MavHome 所使用的 LZ78 模型的基础是数据无损压缩算法 LZ78. LZ78 通过对输入缓存的数据进行预先扫描,并与它维护的字典中的数据进行匹配来实现这个功能,在找到字典中不能匹配的数据之前它扫描进所有的数据,这时它将输出数据在字典中的位置、匹配的长度以及找不到匹配的数据,并且将结果数据添加到字典中<sup>[6]</sup>. 由于 LZ78 是基于字典的数据无损压缩算法,因此可以很方便的用来训练预测决策树. 其计算流程如下<sup>[1]</sup>:

```

Loop
    wait for next symbol  $v$ 
    if((  $w, v$  ) in dictionary)
    {
         $w = w, v$ 
    }
    else
    {
        add (  $w, v$  ) to dictionary
         $w = \text{null}$ 
        increment frequency for every possible
        prefix of phrase
    }

```

forever

### 1.2 ALZ 模型

虽然 LZ78 算法能够比较好地用来预测信息,但是却有以下 2 个缺点<sup>[1]</sup>:

1) 由于前缀不会一直保持最大长度,因此很可能丢失了字典项边界的信息,而有些边界信息是对预测下一个字符很有用的;

2) LZ78 算法的最佳预测精度收敛性比较差.

为了改进 LZ78 算法的以上缺点, Gopalratnam 和 Cook 等人提出了基于改进 LZ78 算法的 Active LeZi 预测算法. 其核心思想是使用滑动窗口保留 LZ78 的最大预测长度信息,最大限度地保留字典项的边界信息. 其计算流程为

```

initial Max_LZ_len = 0
loop
    wait for next symbol  $v$ 
    if((  $w, v$  ) in dictionary)
    {
         $w = w, v$ 
    }
    else
    {
        add (  $w, v$  ) to dictionary
        update Max_LZ_Len if necessary
         $w = \text{null}$ 
    }
    add  $v$  to window
    if( window.Length > Max_LZ_Len )
    {
        delete window[0]
    }
    update frequencies of all possible contexts
    within window that includes  $v$ 

```

forever

## 2 PTVMM 的提出

### 2.1 3 点假设

根据前期研究数据的分析结果,提出了以下 3 点假设,并将这 3 点假设作为本文所提出的预测模型的依据:

1) 居住者在家庭中的生活行为是按照一定规律或者习惯进行的;

2) 居住者下一时刻出现的位置仅和之前时刻出现的位置有关;

3) 居住者的生活规律具有周期性和时变性.

假设 1) 说明居住者的出现位置长期来看是符

合某种概率分布规律的,这保证了预测是有意义的.根据假设2),采用马尔可夫模型作为本文预测模型的基础是合适的.根据假设3),需要在马尔可夫模型的基础上增加周期时变特性.

## 2.2 ALZ 存在的缺陷

由于ALZ预测模型是基于数据无损压缩算法改进而来,并没有考虑到事件的发生具有时间维度,因此如果采用ALZ预测实际数据,根据假设3)就必然造成不同时间段内的数据规律互相影响和混叠,这必然会对预测精度造成影响.为了解决这个问题,提出了基于周期时变马尔可夫过程的室内位置预测模型(PTVMM).

## 2.3 周期时变马尔可夫预测模型(PTVMM)

令  $S = \{X_1, X_2, \dots, X_n\}$ ,  $n \in N^* \wedge n < \infty$  为随机过程  $\omega$  的有限状态空间,并且在  $t$  时刻的第  $n$  步转移概率仅和第  $n-1$  步有关,即

$$P^{(t)}(X_n/X_{n-1}, \dots, X_1) = P^{(t)}(X_n/X_{n-1}),$$

且

$$P^{(t+T)}(X_n/X_{n-1}, \dots, X_1) =$$

$$P^{(t)}(X_n/X_{n-1}, \dots, X_1) =$$

$$P^{(t)}(X_n/X_{n-1}),$$

则称随机过程  $\omega$  为1阶周期时变马尔可夫过程,  $T$  为该马尔可夫过程的周期.

令在  $t$  时刻  $X_{n-1}$  的状态为  $j$ ,  $X_n$  到达状态  $i$  的概率(称为  $t$  时刻单步转移概率),用  $P_{ij}^{(t)}$  来表示,即  $P_{ij}^{(t)} = P^{(t)}(X_n = i/X_{n-1} = j)$ , 如果令  $i \in [1, n]$ ,  $j \in [1, n]$ , 则  $P_{ij}^{(t)}$  可以写成矩阵的形式:

$$P_{ij}^{(t)} = \begin{bmatrix} p_{11}^{(t)} & p_{12}^{(t)} & \cdots & p_{1n}^{(t)} \\ p_{21}^{(t)} & p_{22}^{(t)} & \cdots & p_{2n}^{(t)} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ p_{n1}^{(t)} & p_{n2}^{(t)} & \cdots & p_{nn}^{(t)} \end{bmatrix}.$$

那么下一状态的出现概率列向量就可以由式(1)表示:

$$P_n^{(t)} = P_{ij}^{(t)} X_{n-1}. \quad (1)$$

式中:  $X_{n-1}$  表示在第  $n-1$  步系统所在状态的单位列向量.

令任意时刻  $X_{n-1}$  的状态为  $j$ ,  $X_n$  到达状态  $i$  的概率(称为任意时刻单步转移概率),用  $P_{ij}^{(ALL)}$  来表示:

$$P_{ij}^{(ALL)} = [P_{ij}^{(t_1)} P_{ij}^{(t_2)} \cdots P_{ij}^{(t_n)}].$$

那么  $t$  时刻单步转移概率  $P_{ij}^{(t)}$ , 和任意时刻单步转移概率  $P_{ij}^{(ALL)}$  存在如下关系:

$$P_{ij}^{(t)} = P_{ij}^{(ALL)} \Gamma.$$

式中:  $\Gamma$  为时刻选择单位列向量. 于是有:

$$P_n^{(t)} = P_{ij}^{(ALL)} \Gamma X_{n-1}.$$

## 2.4 模型参数估计

应用上述模型,就需要准确的估计  $t$  时刻单步转移概率  $P_{ij}^{(t)}$ . 以下给出了一种估计  $P_{ij}^{(t)}$  的方法. 令  $\{X^{(t)}\}$  为  $t$  时刻的样本数据集,从该数据集中可以算出单步转移数量矩阵

$$F^{(t)} = \begin{bmatrix} f_{11}^{(t)} & f_{12}^{(t)} & \cdots & f_{1n}^{(t)} \\ f_{21}^{(t)} & f_{22}^{(t)} & \cdots & f_{2n}^{(t)} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ f_{n1}^{(t)} & f_{n2}^{(t)} & \cdots & f_{nn}^{(t)} \end{bmatrix}.$$

同时可以从  $F^{(t)}$  中计算出  $t$  时刻单步转移概率矩阵  $P_{ij}^{(t)}$  的估计

$$\tilde{P}_{ij}^{(t)} = \begin{bmatrix} \tilde{p}_{11}^{(t)} & \tilde{p}_{12}^{(t)} & \cdots & \tilde{p}_{1n}^{(t)} \\ \tilde{p}_{21}^{(t)} & \tilde{p}_{22}^{(t)} & \cdots & \tilde{p}_{2n}^{(t)} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \tilde{p}_{n1}^{(t)} & \tilde{p}_{n2}^{(t)} & \cdots & \tilde{p}_{nn}^{(t)} \end{bmatrix}.$$

式中:

$$\tilde{p}_{ij}^{(t)} = \begin{cases} \frac{f_{ij}^{(t)}}{\sum_{i=1}^n f_{ij}^{(t)}}, & \sum_{i=1}^n f_{ij}^{(t)} \neq 0; \\ 0, & \text{其他.} \end{cases}$$

可以证明,  $\tilde{P}_{ij}^{(t)}$  是  $P_{ij}^{(t)}$  的无偏估计<sup>[7]</sup>.

## 2.5 决策规则

在得到了  $t$  时刻第  $n$  步状态出现概率向量  $P_n^{(t)}$  后,需要根据一定的规则来决策下一时刻出现的确切位置. 以下给出决策规则:

令  $\alpha$  为显著性水平,  $\tilde{\omega}$  为位置状态置信区间,  $\delta$  为  $\tilde{\omega}$  的状态个数,  $\bar{L}$  为判定的下一时刻出现位置,  $\text{Max}_i P_n^{(t)}$  为  $P_n^{(t)}$  中第  $i$  大的元素,  $L(\text{Max}_i P_n^{(t)})$  为  $\text{Max}_i P_n^{(t)}$  所代表的位置状态. 那么判定规则可以表示为

$$\begin{cases} \sum_{i=1}^{\delta} \text{Max}_i P_n^{(t)} > 1 - \alpha, & \bar{L} \in \tilde{\omega} = \\ & [L(\text{Max}_1 P_n^{(t)}) L(\text{Max}_2 P_n^{(t)}) \cdots L(\text{Max}_{\delta} P_n^{(t)})], \\ \text{otherwise fail.} \end{cases}$$

## 3 仿真对比研究

### 3.1 仿真实验环境

为了克服建立实际实验环境成本过高并且可控性较差的问题,同时更专注于预测模型本身,所以采用了虚拟现实技术,使用微软最新的游戏开发平台 XNA Game Studio 3.0<sup>[8]</sup> 搭建了一个三维的智能数

字家庭环境 virtual smart home, 如图 1~2 所示.



图1 Virtual smart home 俯视图  
Fig.1 Virtual smart home vertical view

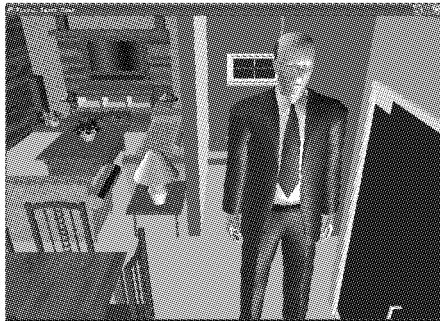


图2 Virtual smart home 内部视图  
Fig.2 Virtual smart home inside view

Virtual smart home 实际上模拟了一个单身汉 (Agent) 在一个智能单身公寓里的生活情形. 这个单身汉可以在这个智能单身公寓里以人工控制或是程序自动行为生成的方式自由地生活<sup>[9]</sup>. 公寓中安装在各个房间的虚拟运动传感器 (如图 3) 将感知这个单身汉的位置信息, 并且记录下来. 由于是虚拟传感器, 因此假定所有的传感器都是理想的, 即只能检测到自己所属房间的运动信号, 而不能和其他房间的传感器信号相互干扰. 由于位置信息产生具有很强的时序性, 而且附加属性也很规范, 因此使用 XML 文档来存储历史位置信息. XML 文档的格式为

```
< Locations >
  < Location Start = "time1", End = "time2" >
    Location1
  </Location >
  < Location Start = "time3", End = "time4" >
    Location2
  </Location >
  ...
  < Location Start = "time N", End = "timeN + 1" >
    Location N
```

```
</Location >
</Locations >
```

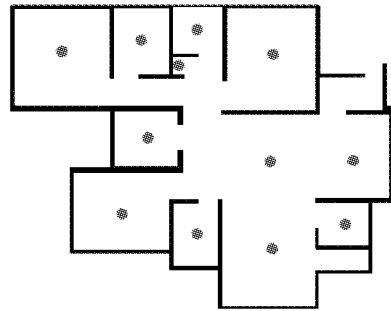


图3 运动传感器分布图  
Fig.3 Motion sensor map

### 3.2 模拟行为生成

表 1 是一个上班族一天的作息时间表, 根据这个作息时间表结合生成规则自动生成了若干天 (不包括周末和假期) 的数据用于仿真研究.

表1 工作日作息时间表  
Table 1 Working day schedule

时间	事件
7:00	起床
7:00 ~ 7:50	上厕所、洗漱、吃早饭
7:50	上班
11:30	下班
11:50 ~ 13:00	做饭、吃饭、洗碗
13:00 ~ 13:50	午休
13:50	上班
18:00	下班
18:30 ~ 20:00	做饭、吃饭、洗碗
20:00 ~ 23:00	洗澡/看电视/学习/上网/阳台乘凉
23:00	睡觉

根据之前对都市白领工作日正常生活的调查, 参照表 1 制定了如下模拟行为生成规则:

1) 上午至多只有起床、上厕所、洗漱、吃早饭这些事件, 并且不能交换顺序. 如果时间来不及, 那么吃早饭可以忽略.

2) 中午至多只能有做饭、吃饭、洗碗、看电视、午休这些事件, 并且顺序不能交换. 如果不能保证有 40min 以上的午休时间, 那么可以用看电视代替 (午休和看电视有且只有一个).

3) 晚上至多只能有做饭、吃饭、洗碗、洗澡、看电视、学习、上网、阳台乘凉、睡觉这些事件. 做饭、吃饭、洗碗这 3 个事件必须是前 3 个必然出现的事件, 其余事件的出现概率满足平均分布. 除了洗澡、阳台

乘凉(如果发生)只能发生一次外,其余的事件可以重复发生。

4) 以上所有事件都不能连续发生。

5) 所有事件的发生时间起始点和持续时间间隔样本概率分别满足高斯概率分布(不同事件的 $\mu$ 和 $\alpha$ 不同)。

### 3.3 模型训练

为了对模型进行横向对比,将使用上述数据分别训练3个模型,即基于LZ78压缩算法的预测模型(LZ78)、基于改进LZ78算法的Active LeZi预测模型(ALZ)、基于周期时变马尔可夫过程的预测模型(PTVMM)。图4~6显示的是用10天数据训练3种模型的结果。

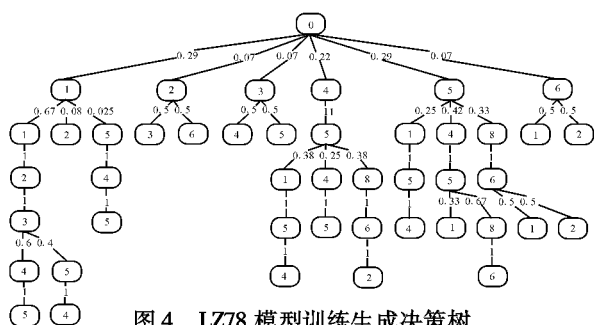


图4 LZ78模型训练生成决策树

Fig. 4 Decision tree of LZ78 based model

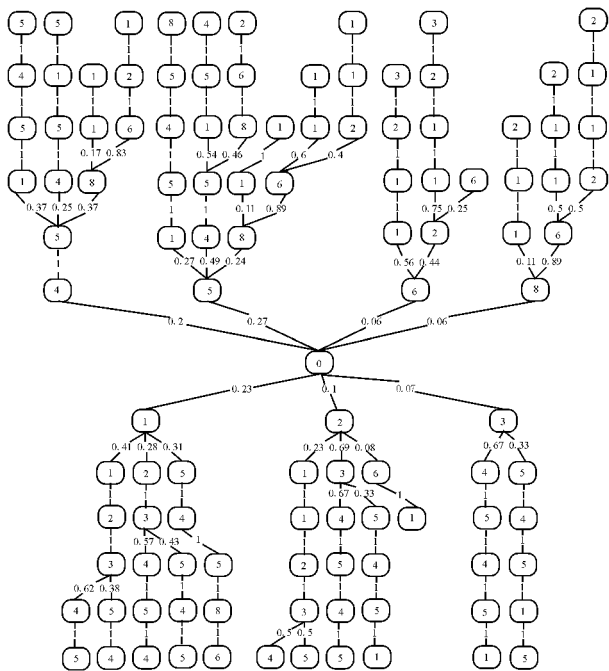


图5 ALZ模型训练生成决策树

Fig. 5 Decision tree of ALZ based model

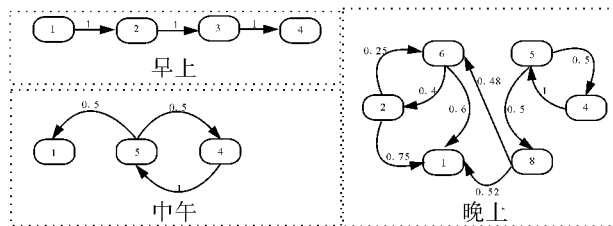


图6 PTVMM训练生成状态转换图

Fig. 6 State transition graph of PTVMM

### 3.4 仿真对比

1) 3种模型的时间复杂度对比。

仿真实验环境分别采用了10天(141个事件)、20天(269个事件)、30天(410个事件)、50天(677个事件)、100天(1346个事件)的模拟数据用于分别训练3种模型。图7显示了这3种模型分别所需的计算次数对比。

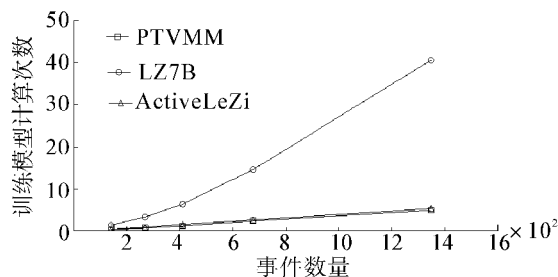


图7 3种模型的时间复杂度分析

Fig. 7 Time complexity analysis of the three models

在实际的数字家庭系统中,预测算法应该具有比较低的时间复杂度,以满足实时预测的需要。从图7中可以明显看出,Active LeZi的模型训练时间复杂度随事件数量的增加呈现指数增长,实时性较差。而LZ78和PTVMM的模型训练时间复杂度基本和事件数量呈线性关系,增长速度较慢,实时性较好。

2) 3种模型的预测精度对比。

采用1)中的20天数据来对比3种模型的预测精度。其中前10天数据用来训练模型,后10天数据用作预测对比。图8显示的是当 $\delta = 2, \alpha = 0.2$ 时PTVMM和另外2个模型的预测精度比较。图9显示的是当 $\delta = 1, \alpha = 0.2$ 时PTVMM和另外2个模型的预测精度比较。总体上看,PTVMM的预测精度最高,ALZ次之,LZ78最低。特别是早晨和中午2个时段,PTVMM的优势尤为明显。这是因为LZ78和ALZ模型都是由数据无损压缩算法改进而来,这2种模型把位置数据作为互相连接的字符数据来处理,没有时间维度,这就造成了不同时间段的预测规律互相干扰,导致预测精度降低。而PTVMM加入了周期性和时变性的思想,对具有周期性的不同时间片内的上下文信息分别处理,避免了不同时间片间的相互

干扰,提高了预测的精度.

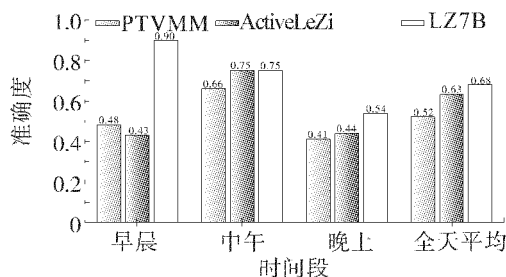


图8 预测精度比较(PTVMM  $\delta = 1, \alpha = 0.2$ )

Fig. 8 Comparison of prediction accuracy (PTVMM  $\delta = 1, \alpha = 0.2$ )

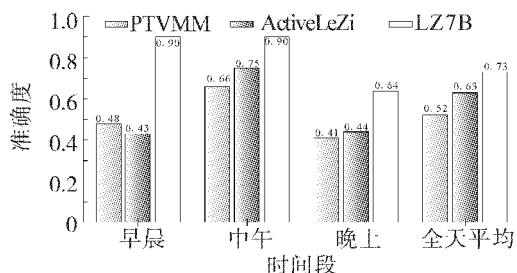


图9 预测精度比较(PTVMM  $\delta = 2, \alpha = 0.2$ )

Fig. 9 Comparison of prediction accuracy (PTVMM  $\delta = 2, \alpha = 0.2$ )

### 3) 3种模型的长期预测精度趋势比较.

图10显示了模型训练数据量从0~100天时3种预测模型的平均预测精度变化趋势.从图中可以看出3种预测模型都具有较好的精度收敛性,基本在10天左右的训练数据量时就可以收敛到最大预测精度附近.总体上看,在训练样本足够大时(10天),LZ78的预测精度最低,在54%附近;ALZ精度较高,在65%左右;PTVMM比ALZ稍高,在67%上下.

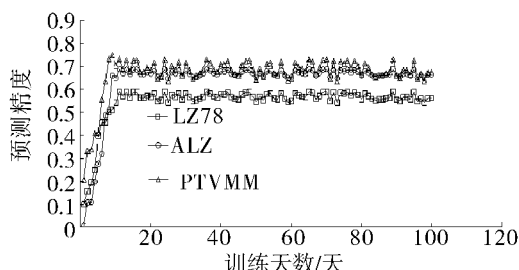


图10 长期预测趋势比较(PTVMM  $\delta = 1, \alpha = 0.2$ )

Fig. 10 Comparison of long-term forecast trend (PTVMM  $\delta = 1, \alpha = 0.2$ )

### 4) 3种模型的长期预测精度方差比较.

图11显示了3种模型在预测精度方差方面的表现. ALZ表现最好,方差只有1.36; LZ78表现次之,方差为2.12; PTVMM在方差的表现上差强人意,为8.69.这是因为,在本质上说, LZ78和ALZ属于K阶马尔可夫预测器<sup>[10]</sup>,由于每一次预测都与前

K步相关联,因此抗随机扰动的能力较强,因此预测精度的方差较小.相反地,PTVMM本质上为1阶的马尔可夫预测器,这就造成了PTVMM在预测时将受到更大的随机噪声扰动的干扰,表现为预测精度方差较大.

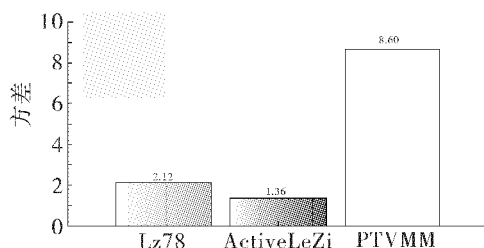


图11 预测精度方差比较(PTVMM  $\delta = 1, \alpha = 0.2$ )

Fig. 11 Comparison of variance of prediction accuracy (PTVMM  $\delta = 1, \alpha = 0.2$ )

## 4 结束语

通过在仿真环境(virtual smart home)中的仿真研究显示,和以数据无损压缩算法为基础的LZ78和ALZ模型相比,由于加入了时间维度上的周期性和时变性的特点,使得PTVMM具有较小的时间复杂度、较高的预测精度以及较快的预测精度收敛性,能够比较好地在智能数字家庭环境中进行实时的、高精度的居住者位置预测,为智能家庭的环境自动调整行为提供决策依据.但是,仿真研究中依然暴露出了PTVMM的一些缺点,比如受随机噪声扰动干扰过大造成长期预测精度方差过大的问题,所以如何改进PTVMM的预测精度偏差,是下一阶段的研究方向工作.

## 参考文献:

- [1] GOPALRATNAM K, COOK D J. Online sequential prediction via incremental parsing: the active LeZi algorithm[J]. IEEE Intelligent Systems, 2007, 22(1): 52-58.
- [2] ROY A, DAS S K, BASU K. A predictive framework for location-aware resource management in smart homes[J]. IEEE Transaction on Mobile Computing, 2007, 6(11): 1270-1283.
- [3] INTILLE S S. Designing a home of the future[J]. IEEE Pervasive Computing, 2002, 1(2): 80-86.
- [4] MOZER M. The neural network house: an environment that adapts to its inhabitants[C]//Proc AAAI Spring Symp on Intelligent Environments. Palo Alto, USA, 1998: 110-114.
- [5] HELAL S, MANN W, EI-ZZABADANI H. The gator tech smart house: a programmable pervasive space[J]. IEEE Computer, 2005, 38(3): 50-60.
- [6] ZIV J, LEMPEL A. Compression of individual sequences via

variable-rate coding[J]. IEEE Transaction on Information Theory, 1978, 24(5): 530-536.

[7] CHING W K, FUNG E S, NG M K. A higher-order Markov model for the Newsboy's problem[J]. Journal of the Operational Research Society, 2003, 54(2): 291-298.

[8] CAWOOD S, MCGEE P. Microsoft XNA game studio creator's guide[M]. New York, USA: McGraw-Hill Inc, 2007: 51-109.

[9] 黄海平,王汝传,孙力娟,蒋 颢. 基于 Agent 和无线传感器网络的普适计算情景感知模型[J]. 南京邮电大学学报:自然科学版,2008,28(2),74-79.

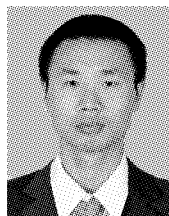
HUANG Haiping, WANG Ruchuan, SUN Lijuan, JIANG Hao. Pervasive computing scene apperceive model based on Agent & wireless sensor networks[J]. Journal of Nanjing University of Posts and Telecommunications: Natrual Science, 2008, 28(2), 74-79.

[10] FEDER M, MERHAV N, GUTMAN M. Universal prediction of individual sequences[J]. IEEE Transaction on Information Theory, 1992, 38(4): 1265-1270.

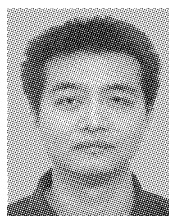
#### 作者简介:



王志良,男,1956年生,教授,博士生导师,北京科技大学信息工程学院电子信息系主任,中国人工智能学会理事. 主要研究方向为人工心理与情感计算、智能机器人、和谐人机交互,发表学术论文60余篇,其中被SCI、EI、ISTP检索30余篇,出版学术专著2部,合著2部.



杨 溢,男,1984年生,博士研究生,主要研究方向为数字家庭、人工智能与计算机网络.



杨 扬,男,1980年生,博士研究生,主要研究方向为人机交互技术,数字家庭.

## 2010 生命系统建模与仿真国际会议和 2010 可持续能源与环境中的智能计算国际会议

### 2010 International Conference on Life System Modeling and Simulation & 2010 International Conference on Intelligent Computing for Sustainable Energy and Environment

#### 背景介绍:

2010 生命系统建模与仿真国际会议(LSMS 2010)和 2010 可持续能源与环境中的智能计算国际会议(ICSEE 2010)将于2010年9月17~20日在中国无锡举行. LSMS-ICSEE 2010 是面向全世界生命系统建模与仿真、可持续能源与环境智能计算理论、方法和应用等相关研究领域科技人员和学者的国际学术会议. 会议将以大会主题发言、分组讨论、专题研讨以及展板等多种形式来促进研究团体和学者之间的学术交流. 会议论文将在 Springer 的 Lecture Notes in Computer Science 和 Lecture Notes in Bioinformatics 上出版(EI 和 ISTP 收录),同时,部分高质量论文将被推荐到 SCI 期刊发表.

#### 大会议题:

- A. 生命系统建模与仿真中的计算方法和人工智能;
- B. 智能计算及其应用(包括可持续能源与环境).

会议网站: <http://www.LSMS-ICSEE-2010.org>.