

一种基于 HMM 的场景识别方法

何彦斌 杨志义 马 荟 王海鹏 於志文

(西北工业大学计算机学院 西安 710129)

摘要 隐马尔科夫模型^[1]作为一种统计分析模型,能够通过观测向量序列计算其隐含状态的概率分布密度。提出一种智能空间中基于 HMM 的场景识别方法,该方法指定系统相关情境信息,确定隐含场景集和观察情境集,采用部分相关情境信息而非全部情境信息作为场景特征参与场景识别,利用 HMM 对隐含场景间的关系进行建模,设计了基于 HMM 的场景识别算法。实验结果表明,采用基于 HMM 的场景识别方法能够获得较高的识别效率。

关键词 隐马尔科夫模型,场景识别,智能空间

中图分类号 TP181 **文献标识码** A

Method of Situation Recognition Based on Hidden Markov Model

HE Yan-bin YANG Zhi-yi MA Hui WANG Hai-peng YU Zhi-wen

(School of Computer Science, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710129, China)

Abstract Hidden Markov Model, as a statistical model, can get the probability of hidden status by calculating the sequence of observed status. In this paper, a recognition approach based on HMM was proposed to infer situation in smart space. The approach infers situation by calculating partly contexts of system-related, using HMM to model the hidden situations. We designed the recognition algorithm based on HMM. Our experimental results show that this method can make a good performs and get a higher efficiency.

Keywords Hidden markov model, Situation recognition, Smart space

1 引言

近年来,普适计算研究多数从计算机视觉获取情境信息转变到基于嵌入环境中的大量小型密集传感器来获取情境信息^[2]。一般来说,情境信息可以是普适计算环境中的任何信息。由于情境信息具有不确定性、不准确性、冲突性等,直接使用这些情境数据指导系统的行为,可能会出现诸多不合理的状况;再者,系统的行为不能仅依赖于单一的情境,作为普适计算环境的应用,需要综合考虑所有情境信息,这就面临如何从大量的情境信息中确定系统的行为这一问题。

把场景作为情境信息与系统行为的连接枢纽,使用场景分析从情境信息中提取高级语义,将系统行为定义在场景之上而非情境信息之上^[3],是解决上述问题的方法之一。学术界提出了场景感知计算(situation-awareness computing),作为普适计算的一个重要方面,学者对场景有着不同的定义和研究。本文沿用了场景这个概念,但对场景进行了新的理解:场景不仅仅是一组情境信息的集合,还具有一定的主题,能够通过场景主题体现出用户的活动意向。

常用的识别方法有模型匹配和基于本体规则的推理识别^[4-7]。模型匹配在进行识别时直接依赖于大量的情境信息,

每次的识别都需要与模型进行匹配处理,计算量大且系统的可扩展性不高。规则推理的识别方法依赖于专家知识和生活常识,规则一旦制定,系统行为就完全被固定,不能够灵活处理发生的随机事件。为此,本文提出了一种基于 HMM(Hidden Markov Model)的场景识别方法。HMM 作为一种统计分析模型,能够灵活处理随机事件,通过观测向量序列计算隐含状态的概率分布密度,避开了对大量情境信息的计算依赖。

2 基于 HMM 的场景识别模型

计算机系统不能直接观察用户会做什么事情,但可以收集到用户当前环境的情境信息。当前的情境信息与用户所处的场景和所做的事情有一定的概率关系。也就是说,当前的情境信息与用户的状态密切相关。此时,我们就有两组状态:观察状态(情境信息)和隐含状态(用户场景)。因此,我们使用 HMM 对场景进行建模,通过情境信息,得出场景的变化情况,从而识别出用户当前所处的场景。

在这里,情境信息就是观察状态,所要识别的场景则是隐含状态。我们把情境信息分为两类处理:一类用于设置与系统工作相关的,定义为 CS(context of system);一类用于计算隐含状态的输出概率,定义为 CP(context of probability)。

到稿日期:2010-05-06 返修日期:2010-09-08 本文受国家自然科学基金(60903125,60803044),国家 863 高技术研究发展计划基金项目(2009AA011903),教育部“新世纪优秀人才支持计划”(NCET-09-0079)资助。

何彦斌(1985—),男,硕士生,主要研究方向为分布式计算系统、普适计算;杨志义(1952—),男,教授,主要研究方向为嵌入式、分布式计算;马 荟(1986—),女,硕士生,主要研究方向为普适计算;王海鹏(1975—),男,副教授,主要研究方向为普适计算;於志文(1977—),男,教授,主要研究方向为普适计算。

2.1 设置隐含场景集

各场景都有具体的空间、时间,将CS设置为space,time。设置隐含场景集时,根据空间和时间情境信息设置隐含场景集S。例如,用户所在空间位置为客厅,隐含状态集就设置为在客厅会出现的场景,用户空间位置在卧室则设置为卧室里相应的场景;再者,根据时间取舍一些相应的场景。假设系统得到的CS为卧室、深夜,卧室里发生的场景有穿衣场景、睡觉场景、起床场景、起夜场景等等,根据时间则隐含状态集可以只保留睡觉场景、起夜场景。

2.2 设置观察场景集

在智能空间中,随着传感器的增多,情境信息随之猛增。为了降低系统的计算复杂度,有必要过滤掉一些与当前系统行为无关(或对当前系统行为影响甚微)的情境信息。设置观察状态集 $C\{c_1, c_2, \dots, c_m\}$,从大规模的观察情境信息中选择出与已设的隐含场景集中的隐含场景相关的情境信息作为观察情境集,过滤掉其他与隐含状态无关的情境信息。

2.3 设置观察场景集的初始概率向量

使用HMM识别场景,在系统环境改变时,需要设置隐含场景集的初始概率向量。初始概率向量 $\pi=(\pi_1, \pi_2, \dots, \pi_n)$,其中 $\pi_1 + \pi_2 + \dots + \pi_n = 1$ 。例如,用户从客厅到卧室后,隐含场景集发生变化,相应的隐含场景初始概率也需要重新设置。

2.4 设置隐含场景状态转移矩阵

隐含场景转移矩阵对应于HMM中的状态转移矩阵。用户从一个场景转移到另一个场景具有一定的随机性,具有离散的特点。但从长期的统计来看,这些场景的转移又满足一定的统计规律。隐含场景转移矩阵是一个 $n \times n$ 阶的概率矩阵。

$$\begin{matrix} \text{当下场景:} & S_1 & S_2 & \dots & S_n \\ \text{前一场景:} & \begin{pmatrix} p_{11} & p_{12} & \dots & p_{1n} \\ p_{21} & p_{22} & \dots & p_{2n} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ p_{n1} & p_{n2} & \dots & p_{nn} \end{pmatrix} \end{matrix}$$

如果前一场景是 S_1 ,那么当下场景保持为 S_1 的概率是 P_{11} ,变化到场景 S_2 的概率是 P_{12} ,变化到场景 S_n 的概率是 P_{1n} 。其中 $P_{11} + P_{12} + \dots + P_{1n} = 1$ 。

2.5 设置观察情境概率矩阵

通过观察到的情境信息来推断隐含的场景,建立隐含场景与各观察情境信息对应的概率矩阵。

$$\begin{matrix} \text{观察情境:} & C_{i-x} & C_{i-x'} \\ \text{隐含场景:} & \begin{pmatrix} p_{1i} & p'_{1i} \\ p_{2i} & p'_{2i} \\ \dots & \dots \\ p_{ni} & p'_{ni} \end{pmatrix} \end{matrix}$$

对于观察情境 C_i ,当其取值为 C_{i-x} 时,其隐含场景 S_1, S_2, \dots, S_n 的概率分别为 $P_{1i}, P_{2i}, \dots, P_{ni}$,其中行向量之和为1。也就是说,对于设置的观察情境集中的各情境信息,不同的取值总概率相关于某隐含场景。

3 基于HMM的场景识别

3.1 隐含场景与观察情境的概率矩阵

根据隐含场景,从样本情境集中统计计算隐含场景与情境信息的概率关系,记为矩阵 B 。在隐含场景集 $S\{s_1, s_2, \dots, s_n\}$ 对应的样本情境集中,当前设置的观察状态集 $C\{c_1, c_2,$

$\dots, c_m\}$,每个观察情境 c_j 都与隐含状态对应于一个概率矩阵 B_{c_j} ,于是矩阵 B 表示为 $B=(B_{c_1}, B_{c_2}, \dots, B_{c_m})$,其中每一个 $B_{c_j}(1 \leq j \leq m)$ 都对应于观察情境 c_j 与隐含场景的概率矩阵。

B_{c_j} 中情境信息 $c_j(1 \leq j \leq m)$ 的观察值 c_{j-x} 与隐含场景 S_i 的概率关系 p_{k_j-x} 的计算公式为

$$p_{k_j-x} = \frac{count_{c_{j-x}}}{\sum_{i=1}^n count_{c_{j-x}}}$$

式中, p_{k_j-x} 表示隐含状态 S_i 与观察情境 c_j 的某一取值 x 对应的概率关系, $count_{c_{j-x}}$ 代表情境 c_j 的某一取值 x 在隐含场景 S_i 的样本中出现的次数, $\sum_{i=1}^n count_{c_{j-x}}$ 代表情境 c_j 的某一取值 x 在隐含场景集 S 对应的样本中出现的总次数。如此计算出所有的 p_{k_j-x} ,便得到了观察情境信息 c_j 与隐含场景集 S 的概率矩阵 B_{c_j} ,从而可得到两态对应概率矩阵 $B=(B_{c_1}, B_{c_2}, \dots, B_{c_m})$ 。

3.2 基于HMM的场景识别算法

场景识别算法基于HMM模型,通过设置的隐含场景集 S 和对应的观察情境集 C ,计算统计样本得到隐含场景与观察情境的概率矩阵 $B=(\vec{b}_1, \vec{b}_2, \dots)$ 。基于HMM的场景识别算法的主要识别过程如图1所示。

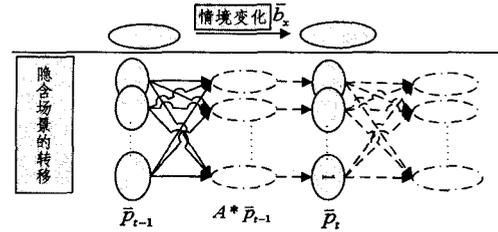


图1 基于HMM的场景识别算法示意图

首先根据系统当前的观察情境从概率矩阵 B 中选出相应的概率向量 \vec{b}_x 。再将概率向量 \vec{b}_x 与之前的隐含场景输出概率向量相乘,得到当前隐含场景的输出概率向量 $\vec{p}_t = A * \vec{p}_{t-1} * \vec{b}_x$ 。这里 A 为隐含场景转移矩阵, \vec{p}_{t-1} 为之前的隐含场景输出概率向量,初始时 $\vec{p}_0 = \pi$ 。最后比较选择输出概率最大的一项对应的隐含场景作为识别结果输出。

4 实验结果与分析

本文基于HMM的场景识别算法在西北工业大学老年人智能辅助实验室里进行了应用实验,介绍了实验模型框架、实验过程和实验结果分析。

4.1 实验方法

图2是实验模型,包括3个主要模块:语义特征提取、情境信息的分离过滤、基于HMM的场景识别。

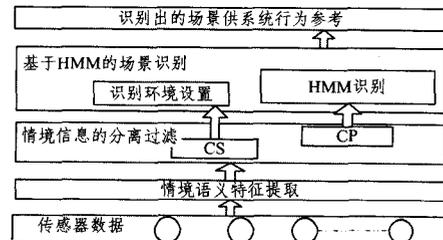


图2 场景识别实验模型图

情境语义特征提取:本实验把采集到的原始情境信息经过语义特征提取,得到高级的情境信息,供上层识别使用。

语义特征提取即把传感器采集到的原始数据经过去噪、拟合、分类、抽象、语义化得到高级情境信息,如表 1 所列。

情境信息的分离过滤:取情境信息空间位置(space)作为CS设置隐含场景集,情境信息如表 1 所列。

表 1 情境信息一览表

系统设置相关情境:CS	用于状态概率计算相关情境:CP
Space: {livingRoom, bedRoom}	Light: { bright, dusky } Location: { movement, sofa, otherPlace } TV_state: { on, off } Temperature: { }

情境信息集 Contexts 为 {Light, Location, TV_state, Temperature},考虑到实验环境中温度这一情境信息的变化对场景的影响甚微,筛选观察情境集为 {Light, Location, TV_state}。各情境信息代表的含义为:灯光有两种状态,明亮(bright)和昏暗(dusky);位置有 3 个,沙发上(sofa)、移动中(movement)和静止在其他地方(otherPlace);电视有两状态,电视开(on)和电视关(off)。

基于 HMM 的场景识别:本文场景的建模和场景识别方法在第 2,3 小节中已给出介绍。隐含场景集 Situations: {A, B, C},分别为看电视场景、摔倒场景、清洁场景。通过实验收集隐含场景的采样数据,经语义特征提取后求得隐含场景与观察情境的概率矩阵,如表 2 所列。表中 c_1-c_7 对应于表 1 中的情境 Light, Location 和 TV_state 的值。看电视场景为电视状态开、用户坐在沙发上、灯光通常较昏暗;摔倒场景为用户静止在其他地方;清洁场景为用户处在移动中,其光线较明亮。

表 2 实验隐含场景与观察情境概率矩阵

	c_1	c_2	c_3	c_4	c_5	c_6	c_7
A	0.25	0.75	0.025	0.95	0.025	1.0	0.0
B	0.5	0.5	0.0	0.1	0.9	0.525	0.475
C	0.75	0.25	0.95	0.05	0.0	0.45	0.55

隐含场景转移概率矩阵在整个建模过程中是不变的。为简化建模,我们假定各场景的转移概率大小一样,得到如表 3 所列的隐含场景转移矩阵。

表 3 隐含场景转移概率矩阵

	A	B	C	A	B
A	1/3	1/3	1/3	A	1/2
B	1/3	1/3	1/3	B	1/2
C	1/3	1/3	1/3		

4.2 实验结果

通过实验采集目标场景下的传感器数据,经语义特征提取存储为情境信息,一部分作为样本数据集,一部分用于识别实验。最后得到如图 3 和图 4 所示的实验结果。

图 3 为样本大小对识别效率的影响关系统计图,结果表明,本文的场景识别算法对样本记录集的依赖不大,样本记录为 200 到 400 条时进行的实验的效果相差无几,识别率不受样本集大小的影响。

根据图 3 的实验结果,以 200 条样本记录集为基础,对多场景的识别进行后面的实验。在隐含场景集为 {A, B} 与隐含场景集为 {A, B, C} 时的实验统计结果如图 4 所示。隐含场景集增加后,场景的识别效率没有因此而降低,都保持在 85% 以上;增加了隐含场景集,相应地需要计算其样本,识别耗时稍微有所增加,识别出场景的平均耗时在 45ms~50ms 之间。

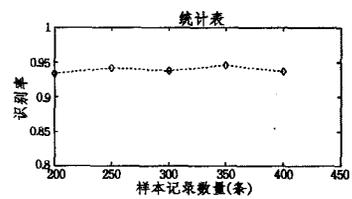


图 3 样本大小对识别率的影响关系统计

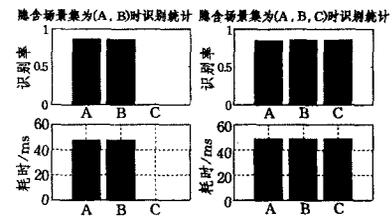


图 4 实验结果分析图

结束语 应用本文基于 HMM 的场景识别算法,在实验环境中获得了较高的识别率和识别速度。实验表明,通过设置隐含场景集,从大量情境信息中挑选出相关的观察情境,减少对其他不相关或影响甚微情境信息的计算,从而减少场景识别的计算时间;基于 HMM 的识别方法能较好地处理观察情境集中的随机情境,通过对观察情境的计算推断出隐含场景。

如何准确使用实际应用环境中采集的场景数据来确定场景转移矩阵,将是我们接下来需要去做的工作。对于识别出的隐含场景,接下来我们将给系统增加场景分析,融入用户的个性化偏好,为系统行为提供语义支持,以更好地满足用户的需求。同时,根据对历史场景转移的分析,结合当前识别出的场景,还能预测用户的活动意向,为系统主动式的推送服务提供参考。

参考文献

- [1] http://www.comp.leeds.ac.uk/roger/HiddenMarkovModels/html_dev/main.html
- [2] Chen Li-ming, Hoey J, Nugent C, et al. Dense Sensing Based Activity Recognition: A Survey[C]//Proc. of UIC. Xi'an, September 2009
- [3] Ye J, Coyle L, Dobson S, et al. Using Situation Lattices to Model and Reason About Context[C]// Fourth International Workshop on Modeling and Reasoning in Context(MRC 2007). August 2007
- [4] Yau S S, Liu Jun-wei. Hierarchical situation modeling and reasoning for pervasive computing[C]//Proc. Fourth IEEE Workshop on Software Technologies for Future Embedded and Ubiquitous Systems(SEUS 2006). 2006; 5-10
- [5] Brdiczka O, Crowley J L, Reigier P. Learning Situation Models in a Smart Home[J]. IEEE Trans. SMC, Part B, 2009, 39(1): 56-63
- [6] Wallenius K. On support for situation awareness in command and control[C]//Proc. of the Seventh Int. Conf. on Information Fusion(FUSION2004). Stockholm, Sweden, 2004
- [7] van Kasteren T, Noulas A, Englebienne G, et al. Accurate activity recognition in a home setting[C]//Tenth International Conference on Ubiquitous Computing(Ubicomp'08). 2008
- [8] Dey A K. Understanding and using context [J]. Pers. Ubiquitous Comput., 2001, 5(1): 4-7