

一种基于本体匹配的智能空间异常活动识别方法

徐守坤 孔颖

(常州大学信息科学与工程学院 江苏 常州 213164)

摘要 有效地检测出异常活动能够更好地为老年人独立生活提供辅助。针对提高异常活动识别的准确率的问题,提出一种基于本体匹配的异常活动识别方法。采用本体对智能家居中的场景以及用户的行为进行建模,通过本体推理实现底层简单行为到高层复杂活动(ADLs)的识别,进一步将识别出的高层复杂活动与预定义的场景活动进行匹配,从而判断是否产生异常。该方法在本体推理的基础上增加了本体匹配的过程来实现异常活动的识别,从而使得识别结果更加准确。最后,通过异常活动识别原型系统(AARS)验证了该方法的可行性和有效性。实验结果表明,该方法对异常活动识别的平均准确率达到 94.1%。

关键词 本体 本体推理 本体匹配 异常活动识别 智能家居

中图分类号 TP391 文献标识码 A DOI:10.3969/j.issn.1000-386x.2015.12.065

AN ABNORMAL ACTIVITY RECOGNITION METHOD IN SMART HOME BASED ON ONTOLOGY MATCHING

Xu Shoukun Kong Ying

(School of Information Science and Engineering, Changzhou University, Changzhou 213164, Jiangsu, China)

Abstract Detecting abnormal activity effectively can provide better assistance for the elderly to live independently. In order to improve accuracy of abnormal activities recognition, we proposed an ontology matching-based activity recognition method. It uses ontology to model the scene of smart home and users' actions, and realises the recognition ranging from the underlying simple actions to high-level complex activities (ADLs) by ontology reasoning. Then by further matching the identified high-level complex activities with the predefined scenario-based activities, it can determine whether or not an abnormal activity occurs. The method adds the process of ontology matching on the basis of ontology reasoning to achieve the recognition of abnormal activities so that the recognition results become more accurate. Finally, through abnormal activity recognition system (AARS) we verified the feasibility and effectiveness. Experimental result showed that the average accuracy of the recognition on abnormal activities by the method reached up to 94.1%.

Keywords Ontology Ontology reasoning Ontology matching Abnormal activity recognition Smart Home

0 引言

近年来,老年人独立生活的需要推动了智能辅助的发展,智能家居是老年人生活辅助的重要方向^[1]。目前关于活动识别方法已有很多研究,如采用 Markov models (HMMs) 和 Dynamic Bayesian networks (DBNs)^[2] 为用户活动建模,但是这种模型是静态的,且由于概率分配具有主观性,识别的结果不太客观。文献[3]中提出的传感器数据流的分析来进行活动识别,能够实时地处理传感器数据,但是这种方法需要大量的数据集。文献[4,5]中,L Chen 等人提出的一种知识驱动的活动识别方法是近几年兴起的一种高效识别技术,基于本体的活动识别法可以对 ADLs 领域的属性进行建模和推理,从而准确地识别用户的 ADLs。但是研究缺乏明确的 ADLs 本体模型,而且主要是针对正常活动,没有涉及对异常活动的处理。同时许多研究可将穿戴传感器和加速器也应用于追踪用户的异常活动中^[6,7],然而大部分的工作都是针对用户的正常活动进行识别,对于异常活动的识别普遍存在数据稀缺的问题。另外,目前大量的推理

模式只是孤立地研究产生行为的人,而忽略了人所处的场景,因此大大降低了识别的准确性。

本文主要针对异常活动的识别进行研究,并结合智能空间中的场景感知技术来实现。结合本体推理,将推理得出的复杂活动与智能空间中的预定义的场景活动进行匹配,提出一种基于本体匹配的异常活动识别方法。通过创建以活动(ADL)为核心的领域本体对用户的行为及智能家居(SmartHome)进行建模,实现知识的共享和语义推理;采用本体推理实现底层简单行为到高层复杂活动的识别,并在此基础上增加本体匹配模块进一步判断是否产生异常活动。

该方法明确地描述了智能家居中包含的基本概念,使得推理的过程更加合理。推理得到的高层复杂活动(ADLs)可以存储到本体库中,通过与本体库中预定义的场景活动进行匹配,判断是否产生异常。本体匹配的异常活动识别方法是采用本体匹配中基于结构层匹配方法进行,通过计算语义之间的相似度,将

收稿日期:2014-06-14。徐守坤,教授,主研领域:数据库与信息
系统,普适计算理论与应用。孔颖,硕士生。

匹配的结果存储到 DeducedADL 中,匹配不成功的结果则为异常活动存储到 AbnormalADL 中,并进一步对异常互动进行处理。最后通过设计异常活动识别原型系统(AARS),并用实例对该方法进行验证。实验表明,本文提出的基于本体匹配的异常活动识别方法能够有效地识别出用户的异常活动,与传统的基于传感器数据的异常活动识别方法比较,准确率得提高。

1 基于本体的智能家居情境建模

1.1 基于本体的情境建模分析

针对本文提出的异常活动识别问题,对活动进行形式化的描述是关键。目前大量的推理模式只是孤立地研究产生行为的人,而忽略了人所处的场景,降低了推理的准确性。本文针对异常活动识别的研究结合了智能空间中的情境感知技术实现。首先采用本体对智能家居(SmartHome)进行建模,SmartHome 本体是以活动(ADL)为核心的,包括场景(Scene)、传感器(Sensor)、用户(User)及相关属性、实例等。通过本体化的情境建模,解决了异构数据之间的数据共享问题,同时本体是语义推理的基础,可用于领域知识的共享;基于本体的领域建模,具有很强的形式化表达能力,是机器可理解的,支持共享和重用,并且具有可扩展性^[8],对于本文构建的 SmartHome 本体,根据具体的需求,可对核心本体进行扩展,构建扩展本体并逐步进行实例化。

考虑到活动本体的合理性和通用性,本文考察了一般用户的日常活动,并参考多任务交互的场景对用户活动进行划分的方法^[9],对活动信息进行分类,提出以下两种活动分类方式:

(1) 按照活动信息产生的方式进行分类

a. 预定义的活动(PredefinedADL):预定义的活动是指事先计划安排好的或者按照用户的日常行为习惯记录下来的活动,这类活动信息相对稳定,用户可以进行预先配置,或者系统预先自动获取。预定义的活动主要由简单的行为(Action)和复杂的场景活动(Activity)构成。简单行为将按照活动的状态进一步分类。复杂的场景活动是根据具体场景划分,本文参照一般的家居环境,按照位置对场景进行分割,并进一步对场景中的活动进行分类。如厨房活动(KitchenActivity)、卧室活动(BedRoom-Activity)等,进一步对具体的场景活动进行划分,厨房活动(KitchenActivity)包括:做饭(Cooking)、做家务(HouseWork)等,卧室活动(BedRoomActivity)包括:起床(GettingUp)、看电视(WatchingTv)等。活动的属性主要包括:活动执行者(User),活动执行地点(Location)、活动起始时间(StartingTime)和活动终止时间(TerminalTime)等。

b. 推理得出的复杂活动(DeducedADL):这类活动信息是根据检测到的用户简单行为信息,场景信息以及预定义的活动推理得出。

(2) 按照活动的状态进行分类

根据上述的预定义活动中简单行为(Action),按照活动状态分为静态活动(StaticAction)和动态活动(DynamicAction)。

a. 静态活动(StaticAction):蹲着(Squatting)、坐着(Sitting)、站着(Standing)、躺着(Lying)、趴着(BendOver)等;

b. 动态活动(DynamicAction):蹲下(SquatDown)、坐下(SitDown)、躺下(LieDown)、趴下(LayDown)、坐起(SitUp)、站起(StandUp)、转身(TurnBack)、翻身(TurnOver)、行走(Walking)、慢跑(Jogging)、快跑(Running)等。

目前有关活动识别的研究主要集中在正常的活动的研究

中,但是在安全监控中对于异常活动的识别是最主要的任务。

(3) 从智能辅助角度对推理得出的复杂活动进行分类

本文研究的关键在于异常活动的识别,主要是从安全监控和智能辅助的角度分析^[10],将推理得出的复杂活动可以进一步划分为正常活动(NormalADL)和异常活动(AbnormalADL)。

a. 正常活动(NormalActivity):正常活动包括一系列的日常的行为活动,主要是指在正确的时间、地点、场合发生的活动;

b. 异常活动(AbnormalActivity):不属于日常行为活动范围内,与预定义的场景活动不匹配的活动。例如:预定义的场景活动中厨房活动(KitchenActivity)可以包括简单行为(Action):站着(Standing)、坐着(Sitting)等;复杂的活动(Activity)包括:做饭(Cooking)、做家务(HouseWork)、站在厨房(StandingInKitchen)等。若推理产生的厨房活动为在厨房躺着(LyingInKitchen),很明显与厨房活动不匹配,因此可以判断产生异常。

上述基本的行为和预定义的场景活动都可以存放到本体库中,用于持久性保存。结合简单活动信息与场景信息,可以推理得出复杂活动信息。在将复杂高层活动存储到本体库中,为了识别出是否产生异常活动,需要与预定义的场景活动进行匹配得到。因此本文提出一种基于本体匹配的异常活动识别方法,在将推理得出的复杂活动存储到 DeduceADL 中时,与预定义的场景活动进行匹配,产生的匹配不成功的活动则作为异常活动存储到 AbnormalADL 中,由系统进一步处理。

如图 1 所示为以活动(ADL)为核心的 SmartHome 本体模型,该模型可以通过 Protégé 本体构建工具构建。

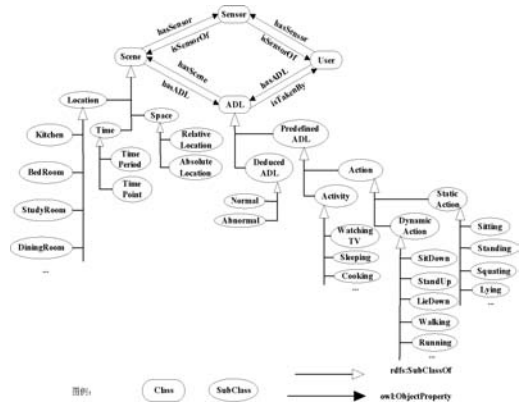


图 1 智能家居本体模型(OWL Viz 图)

上述活动可以存放到本体库中,用于持久性保存。结合简单活动信息,可以推理得出复杂活动信息。在本体构建之前需要考虑现有的本体资源,一些权威机构发布的本体具有非常高的参考价值。本文在进行场景本体构建时借鉴了现存的智能空间本体 DogOnt^[11]。

1.2 基于本体推理的自定义规则创建

本文将活动的识别看成诱导性的推理任务,通过基于规则的推理方法得到高层复杂的活动信息。创建自定义规则为活动本体与其他的本体之间建立语义关系^[12]。自定义的规则主要通过取出本体中相关的属性(包括 ObjectProperty 和 DataProperty)来创建,然后将本体库中已有的知识同预定义的规则进行匹配,从而得出隐含的信息。

例如,用户是正在厨房,产生一系列厨房活动(预定义的活动):做饭(Cooking)、洗碗(WashDish)等,动作行为可以包括静态的如:蹲着(Squatting)、坐着(Sitting)和站着(Standing)等,动态行为包括:蹲下(SquatDown)、坐下(SitDown)、坐起(SitUp)、

站起(StandUp)、转身(TurnBack)、行走(Walking)等。如果传感器检测到用户的状态是静态的(Static)并且是躺下的(Lying),推理得出用户在厨房躺着(LyingInKitchen)。

创建的规则的描述如下:

```
@ prefix u: < http://http://www.semanticweb.org/ontologies/2014/5/User.owl# > .
```

```
@ prefix act: < http://http://www.semanticweb.org/ontologies/2014/5/Lying.owl# > .
```

```
@ prefix sce: < http://http://www.semanticweb.org/ontologies/2014/5/Kitchen.owl# > .
```

```
@ include < RDF > .
```

```
[ rule1: (? user: hasActivity ? b) (? b rdf: hasState act: Lying) ((? user: isLocatedIn ? c) (? c rdf: hasType sce: Kitchen) -> (? user: hasPreActivity KitActivity)) -> (? user rdf: LyingInKitchen) ]
```

上述规则表示推理得出用户在厨房躺着的状态(LyingInKitchen),将简单的静态行为:躺着(Lying)与在厨房(LoacedInKitchen)作为推理条件,产生厨房活动(KitActivity),从而获得隐含的知识,用户在厨房躺着(LyingInKitchen),与厨房活动(KithcenActivity)中的简单行为和复杂高层活动都不匹配,因此产生了异常的活动。

采用本体推理的方法对智能空间中的用户的日常活动进行识别(ADL)可以产生出新的知识,即高层复杂的活动,例如:当传感器采集到 John 当前位于卧室内,室内的窗帘关着,灯光强度黑暗,则可以推断出 John 正在睡觉。本体的推理过程主要是使用由 OWL 语言本身定义的规则进行推理,如对称属性 SymmetricProperty,传递属性 TransitiveProperty 等,从而获得隐含在显式定义和声明中的知识。但基于本体推理的方法并不能有效地识别异常活动,为了解决这一问题,本文在此基础上提出一种基于本体匹配的方法对异常活动方法进行进一步识别。

2 基于本体匹配的异常活动识别方法

2.1 本体匹配的基本概念

本体匹配的基本思想是发掘语义间的关系,匹配能够分析概念间的相似度和差异度,以预测它们之间的语义兼容性^[13]。其中语义相似度是判断语义关系的重要标准^[13,14]。本文采用本体匹配发掘语义间的相似度,在这个过程中找出不兼容的部分,以实现异常活动的识别。本体匹配涉及的概念较多,本文主要采用的是本体匹配的基本思想,并将其运用到异常活动识别中。下面对本体匹配的基本概念进行分析,采用基于结构层的匹配,将本体中的类和实例看作结构层的节点,本体中的属性和关系则作为结构层的边来分析。首先给出一些基本定义。

定义 1 节点相似度 $Sim_t(m, n)$

节点相似度是由构成 2 个节点的联合概率分布得到:

$$Sim_t(m, n) = \frac{|M \cap N|}{|M \cap N| + \delta(m, n) \times |M/N| + (1 - \delta(m, n)) \times |N/M|} \quad (1)$$

其中 δ 为深度系数,表示在 2 个概念之间的语义相似性,越接近顶层节点的相似性对总体相似性影响越大。

定义 2 边相似度,公式如下:

$$sim_e(e_p, e_q) = \begin{cases} 1 & ae_p = ae_q \\ 0 & ae_p \neq ae_q \end{cases} \quad (2)$$

定义 3 本体概念的相似度是由所有节点的相似度及边的相似度加权组成,公式如下:

$$Sim(C_p, C_d) = w(E_p, n) \times sim_t(C_p, C_d) + \max \left[\sum_j w(C_p, j) \times sim_e(e_1^j, e_2^j) \times Sim(C_p^{e_1^j}, C_d^{e_2^j}) \right] \quad (3)$$

其中 $sim_e(e_1^j, e_2^j)$ 则表示第 j 条边的相似性, $sim_t(C_p, C_d)$ 表示 2 个根节点之间的相似性, $w(E_p, n)$ 表示根节点的权值, $w(C_p, j)$ 表示给第 j 条边的权值,其中,从一个节点出发的各条边的权值和为 1,即 $\sum_j w(C_p, j) + w(C_p, n) = 1$, $Sim(C_p^{e_1^j}, C_d^{e_2^j})$ 为递归计算的下次入口节点。

本体匹配的基本流程分析如下,流程如图 2 所示。

算法 1 本体匹配算法

Step1 初始化匹配集合,定义源本体概念集合 C_p 及待匹配本体概念集合 C_d ,概念集合中的元素分别表示为 E_p 和 E_d 。

Step2 计算概念之间的相似度。计算 $Sim(E_p, E_d)$,分别计算节点的相似度以及边的相似度,节点表示本体中类、实例等,边则与本体中属性、关系等对应。

Step3 设定阈值 TH 。在完成所有概念层次树中深度为 1 的概念相似度计算后,判断相似度是否大于阈值。若大于阈值,则选择相似度较大的进行匹配,得到最优匹配对 $MP(C_p, C_d, R, Me)$;若小于阈值,则记录未匹配概念的上层概念 C_{p-1} ,计算源本体中上层元素与待匹配本体中元素之间的相似度,即 $Sim(E_{p-1}, E_d)$,进一步判断是否大于阈值。重复进行相似度计算。

Step4 将得到的匹配对 $MP(C_p, C_d, R, Me)$ 存入匹配集合(DeducedADL)中。匹配对中的 C_p 表示源本体中的概念, C_d 表示待匹配本体中的概念, R 表示两个概念之间的关系,本文主要考虑“相等”的关系, Me 表示 C_p 与 C_d 之间的相似度。

Step5 判断是否匹配成功,即判断是否产生匹配对,若匹配成功则表示推理产生的活动在预定义的场景活动中存在,即正常活动;若匹配不成功,则表示产生异常活动,系统将会对异常活动进行处理。

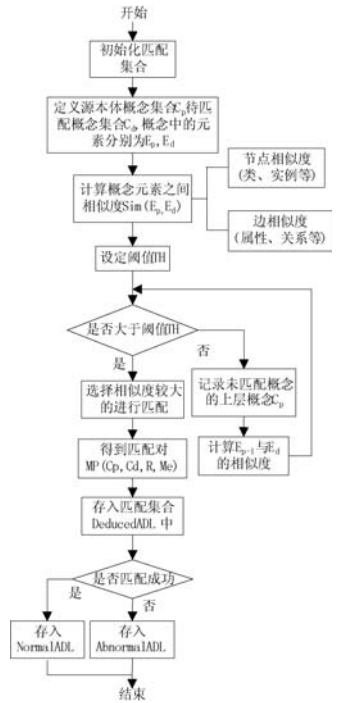


图 2 匹配核心算法流程图

2.2 基于本体匹配的异常活动识别方法

基于本体匹配的异常活动识别方法的流程如图 3 所示。下面是对该算法的详细分析。

算法 2 基于本体匹配的异常活动识别算法

Step1 预处理过程。首先对构建的本体进行预处理,消除异质性问题,包括不同的语言表示、建模方法与编辑工具。本文采用 Protégé 进行 SmartHome 本体构建,Protégé 工具只能识别英文,在 SHOnto 本体构建时统一采用英文表示,因此不存在异质问题。

Step2 导入待匹配的 ADL 本体。通过本体推理后产生一系列的高层复杂活动(ADL)。

Step3 抽取 ADL 中的元素及语境。将待匹配的 ADL 元素及其相关的语境抽取用于计算相似度。

Step4 计算语义相似度。采用某种计算方法计算元素间的语义相似度,为了获得较为精准的匹配结果,而不考虑匹配效率,本文主要采用顺序匹配的方法来计算语义相似度。

Step5 匹配。将待匹配的元素及语义相似度作为输入,结合给定的阈值和权重,判定匹配元素间的映射关系。

Step6 匹配后得到相应的匹配集合,匹配集合存入到 DeducedADL 中。按照匹配是否成功进一步将结果存入到 NormalADL 和 AbnormalADL 中。匹配成功则表示是正常的活动,匹配不成功则表示发生异常,需要对异常活动作进一步处理,通知家人等。

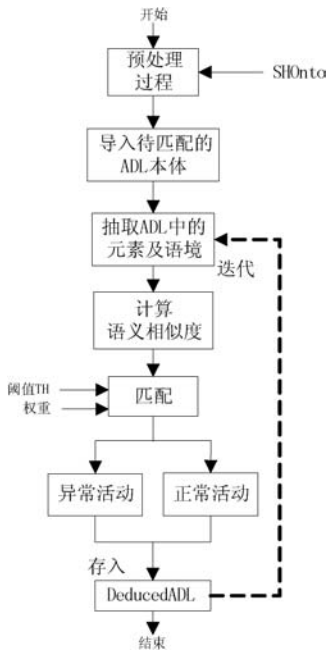


图 3 基于本体匹配的异常活动识别流程图

2.3 基于本体匹配的异常活动识别方法分析

本文提出的基于本体匹配的异常活动识别方法,是在基于本体推理的基础上实现的。首先构建的以活动为核心的领域本体,并采用本体推理的方式实现了从简单的用户行为活动推理得到的高层复杂的活动(ADL);然后在将推理得到的结果存入到本体库中时,采用本体匹配的方法,将推理得出的活动(DeducedADL)与预定义的场景活动(PredefinedADL)进行匹配,计算它们之间的相似度,得出匹配集合,其中将不兼容的部分(匹配失败的概念)视为异常活动。最后,系统通过得出的异常活动,提供相应的服务措施。根据所描述的本体匹配算法可以看出,在本体匹配的过程中采用的加权方式能够减小不相似部分对相似度的影响。同时将待匹配本体中未匹配的概念记录下来并与源本体中上一层概念进行匹配,解决概念之间的粒度划分不一致的问题,同时确保不会产生漏配,使得匹配的结果更加准确,因此识别出的异常活动也更加准确。

3 实验及分析

3.1 异常活动识别系统框架(AARS)

如图 4 描述了异常活动识别系统(AARS)的架构图,为本文提出的异常活动识别方法提供了一种解决方案。从整体来看主要分为 4 个模块:数据采集模块、情境融合模块、ADL 模式监控模块和服务模块。用户在场景中所处的位置信息可以用红外传感器系统获取,简单行为可以通过惯性传感器模块获取,高层复杂的场景活动则通过本体推理得到。将数据采集模块产生的数据提交到情境融合模块,采用映射方法进行信息融合处理。将融合后的信息存入到本体库中,通过一系列自定义的规则进行推理,从而得到当前用户正在执行的 ADL。采用本文提出的

本体匹配的方法将推理得出的活动与预定义的场景活动进行匹配,从而得出异常活动。本文提出的以活动为核心的 SmartHome 本体通过 Protégé 工具创建,SmartHome 本体涵盖了场景、活动、传感器、用户等实体、属性及其相应的关系。系统推理模块的实现采用 Jena 推理机^[15]。Jena 是一个为构建语义网应用程序的 Java 框架,提供了可对 OWL 编程化的环境,同时提供了基于规则的推理引擎。服务模块主要通过分析异常活动为用户提供相应的服务。例如通知家人可以及时提供帮助。

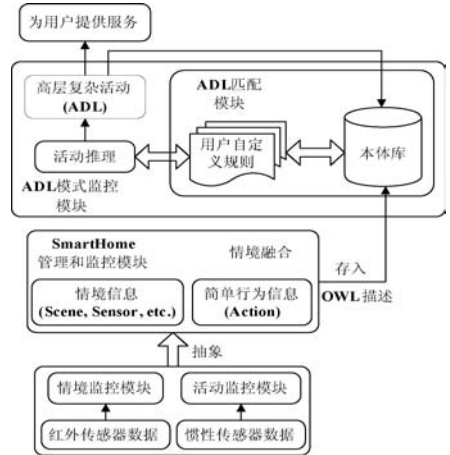


图 4 异常活动识别系统架构图

3.2 实验方案

本文系统方案部署在智能空间实验室中,在实验者身上绑 12 个电子标签,用标签位置坐标表示用户位置,标签分别贴在肘部、手腕、臀部、膝盖和脚踝,采样频率为 60 Hz,通过动作捕捉系统获取标签的坐标,6 个 RFID 射频识别传感器嵌在墙上和用户身上贴上标签组合捕捉用户的动作。智能空间中的家用电器等设备也部署传感器。系统运行在 Intel(R) Core(TM) i5-3210M CPU 2.5 GHz Duo 处理器的宿主计算机上,系统内存为 6.00 GB,硬盘容量 800 GB。数据有 0.8 mm 的标准噪声偏差。每一个对象传感器标签的位置都被记录在一个 Session 中,Session 持续 3 ~ 5 s。另外通过惯性传感器系统捕捉用户的简单行为,分别记录 10 个标签的加速度数据:上臂和下臂,大腿和脚踝、胸部和腰部,样本为 100 Hz,通过蓝牙将数据发送到计算机中。

实验采用实例来验证本文提出的异常活动识别方法的可行性和有效性。以活动为核心的 SmartHome 本体采用 Protégé 工具创建。如图 5 所示是由 Protégé 工具创建的 SmartHome 本体的 OntoGraf 图,详细描述了 SmartHome 本体中包含的活动(ADL)、传感器(Sensor)、用户(User),以及对应的子类与实例,如活动(ADL)的子类复杂活动(Activity)和简单行为(Action),简单行为(Action)中的静态行为(StaticAction)的实例躺着(Lying)、站着(Standing)等。

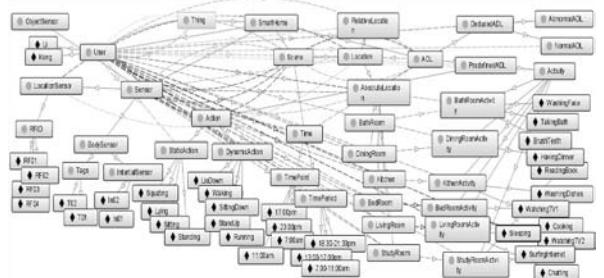


图 5 protégé 创建的智能家居本体(OntoGraf 图)

用户在智能空间中执行以下五组动作,即在客厅看电视 (WatchingTVInLivingRoom), 躺在厨房 (LyingInKitchen), 客厅行走 (WalkingInLivingRoom), 躺在床上 (LyingOnBed), 做饭 (Cooking), 如表 1 所示对用户执行的动作和结合本体创建的自定义规则进行了详细的描述。

表 1 推理规则实例描述

ADL 描述	自定义推理规则
WatchingTV	$(? x \text{ locatedIn LivingRoom}) \wedge (TVSet \text{ locatedIn LivingRoom}) \wedge (TVSet \text{ hasStatus ON}) \rightarrow (? x \text{ hasState watchingTVInLivingRoom})$
LyingInKitchen	$(? x \text{ locatedIn Kitchen}) \wedge (? x \text{ hasAction Lying}) \rightarrow (? x \text{ lyingInKitchen})$
WalkingInLivingRoom	$(? x \text{ locatedIn LivingRoom}) \wedge (FloorSensor \text{ hasStatus ON}) \rightarrow (? x \text{ walkingInLivingRoom})$
LyingOnBed	$(? x \text{ locatedIn BedRoom}) \wedge (BedRoom \text{ hasBed B01}) \wedge (Bed \text{ hasSensor TS01}) \wedge (TS01 \text{ hasStatus ON}) \rightarrow (? x \text{ lyingOnBed})$
Cooking	$(? x \text{ locatedIn Kitchen}) \wedge (Kitchen \text{ hasCooker C01}) \wedge (C01 \text{ hasStatus ON}) \rightarrow (? x \text{ CookingInKitchen})$

表 2 是对推理活动匹配结果分析。针对上述用户执行的活动,将推理得出的结果与预定义的场景活动进行匹配,匹配分析如下:Me 表示推理得出的活动与预定义的场景活动之间的相似度,R 表示两者之间的关系,很明显可以看出,匹配的准确度较高,且得出的关键结论是 LyingInKitchen 与厨房场景不匹配。

表 2 推理活动匹配分析

PredefinedADL	DeducedADL	Me	R	匹配是否成功 (T/F)
WatchingTV	WatchingTVInLivingRoom	0.976	=	T
StandingInKitchen	LyingInKitchen	0.12	≠	F
SittingInKitchen	LyingInKitchen	0.13	≠	F
Walking	WalkingInLivingRoom	0.98	=	T
Lying	LyingOnBed	0.87	=	T
Cooking	CookingInKitchen	0.96	=	T

3.3 实验结果分析

为了评估和验证本文提出的方法的正确性和可行性,本文采用准确率和误报率对实验结果进行评价。准确率 (Accuracy), 用于衡量该方法的正确性,即该算法可以返回的正确匹配结果的能力。误报率 (FalseAlarm) 表示产生异常活动,但系统未检测出。准确率和误报率的公式如下:TP 表示识别成功的异常活动数,TN 表示识别不成功的异常活动数,FP 表示误报的异常活动数,FN 表示漏报的异常活动数。

准确率 (Accuracy, %) = 系统正确推理出的活动数/用户执行的活动次数 (总的执行次数) = $(TP + TN)/(TP + FP + FN)$ 。

误报率 (FalseAlarm, %) = 误报的异常活动/用户执行的活动数 = $FP/(FP + TP)$ 。

实验选取多个用户执行表 1 中列出的 5 组活动,采用本文提出的方法进行识别。识别结果如表 3 所示,根据识别结果可知,本文提出的方法能够有效地识别出用户执行的活动,且准确率较高。

表 3 异常活动识别准确率 (Accuracy, %)

DeducedADL	TP	FP	TN	FN	Accuracy
WatchingTVInLivingRoom	39	0	0	2	0.951
LyingInKitchen	4	0	0	0	1.000
WalkingInLivingRoom	17	0	0	2	0.895
LyingOnBed	26	0	0	3	0.897
CookingInKitchen	40	0	0	3	0.961
平均准确率					0.941

另外,本文将提出的基于本体匹配的异常活动识别方法与文献[7]的基于传感器数据的异常活动识别方法进行比较,主要对两种方法的其准确率和误报率进行了测试。实验结果如图 6 所示。

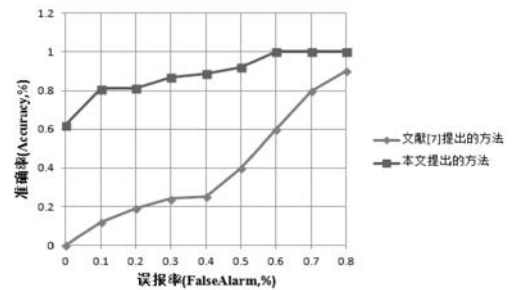


图 6 实验结果分析对比

如图 6 所示。横坐标表示异常活动识别误报率 (FalseAlarm), 纵坐标表示异常活动识别准确率 (Accuracy)。由实验结果可以看出,本文提出方法明显优于传统基于数据的异常活动识别方法。针对本文提出的几组活动进行识别,从误报率可以看出,文献[7]提出的基于传感器数据的异常活动识别方法的误报率不断上升,且准确率也较低;而本文提出的方法误报率基本趋于稳定,同时准确率也较高。因此针对异常活动的识别问题,本文提出的方法相对传统的基于传感器数据具有一定的优势。

4 结 语

本文提出的基于本体匹配的异常活动识别方法有效地解决了异常活动识别的问题,在目前异常活动数据较为稀少的情况下,提高了异常活动识别的准确率。本文构建的活动领域本体有效地解决了异构信息的同意描述,同时结合智能空间中的场景描述,通过情景感知技术来实现,有效提高了推理的准确性。在本体匹配模块中,采用结构层的匹配思想,有效提高了匹配的准确率。总体来看,研究特点在于将本体推理与本体匹配结合起来实现异常活动的识别,从理论上保证了异常活动识别过程的有效可行,最后通过实验验证了基于本体匹配的异常活动识别方法的准确性。下一步的工作将进一步对智能空间中复杂活动进行建模,并且进一步扩大研究范围,研究含多人行为交互时异常活动的识别问题。

(下转第 325 页)

可信认证和提高安全性的目的,因此可以接受这样的计算代价。

通过在可信网络访问服务器中添加一个信息访问鉴别模块 IADM 把用户即将访问的信息进行等级划分,分为公开信息、涉密信息等级别,涉密信息以外的信息资源因其公开性无需进行完整性检查,这样降低了服务器端的性能开销,并使得模型整体通信效率更高。

3.3 安全性考虑

由于模型中加入新的功能模块和实体,实际应用中就需要考虑更多的安全性和技术支撑问题,如下所述:

IADM 模块的资源安全防护:需要加强对用户的资源访问进行实时监控和控制,避免恶意用户采取恶意攻击方法绕过鉴别系统非法访问资源。

策略管理器和 PDP 之间的安全信道:通过安全协议保证信道安全,只有保证了信道的安全性,才可以保证传输的消息的安全性。

模型中众多接口之间的消息传输也会带来很多的安全性问题,所以必须保证接口之间消息的可靠传输,相应的安全协议是模型应用得到支撑的关键。

4 结 语

本文基于可信网络连接框架提出了一种改进的网络终端认证模型 TNTAM,并对模型的具体应用流程进行了设计。重点阐述了模型的总体设计和具体应用流程,旨在体现可信计算平台在终端接入网络认证时的安全配置思想。新的模型在可信网络连接框架基础上通过在客户终端加入身份认证系统模块,在可信网络服务器端加入信息分级鉴别模块以及引入策略管理器来实现对网络请求者与网络接入者之间的双向认证,为可信终端入网认证时的安全隐患提供了一种可行的解决思路。在下一步工作中,将对模型具体的安全协议和应用支撑进行进一步研究和改进。

参 考 文 献

[1] 冯登国,秦宇,汪丹,等.可信计算技术研究[J].计算机研究与发展,2011,48(8):1332-1349.

[2] 温博为.可信计算平台技术应用研究[D].西安:陕西师范大学,2013.

[3] 王浩,陈泽茂,李铮,等.基于可信网络连接的多级涉密网安全接入方案[J].计算机科学,2012,39(12):65-68.

[4] Pashalidis A, Mitchell C J. Single sign-on using trusted Platforms [M]. Information Security. LNCS 2851, Berlin:Springer, 2003:54-68.

[5] George P. User authentication with smart cards in trusted computing architecture[C]//Proceedings of the International Conference on Security and Management, LasVegas, Nevada, USA, 2004:25-31.

[6] 王佳慧,吴振强,李洁.扩展的可信网络平台接入与认证[J].计算机工程与设计,2010,31(2):239-241.

[7] 颜菲,任江春,戴葵,等.基于 TNC 的安全认证协议设计与实现[J].计算机工程,2007,33(12):160-162.

[8] 马卓,马建峰,李兴华,等.可证明安全的可信网络连接协议模型[J].计算机学报,2011,34(9):1669-1677.

[9] 邱罡.可信系统保护模型与设计[D].西安:西安电子科技大学,2010.

[10] 徐明明.终端可信接入与远程证明研究[D].南京:南京邮电大学,2012.

[11] 张启明.无线局域网可信接入模型研究[D].哈尔滨:哈尔滨工程大学,2012.

[12] 李飞.基于可信计算的无线网络终端认证机制研究[J].科学技术与工程,2011,32(11):8069-8072.

[13] 邓松,林为民,张涛.基于 TNC 的电力终端安全接入技术研究[J].电力系统通信,2012,33(1):78-81.

(上接第 282 页)

参 考 文 献

[1] 周兴社,於志文.面向老年人生活的智能辅助[J].中国计算机学会通讯,2010,6(6):57-67.

[2] 朱旭东,刘志镜.基于主题隐马尔科夫模型的人体异常行为识别[J].计算机科学,2012,39(3):251-275.

[3] Narayanan C Krishnan, Diane J Cook. Activity recognition on streaming sensor data[J]. Pervasive and Mobile Computing, 2010, 10 (Part B): 138-154.

[4] Palmes P, Pung H K, Gu T, et al. Object relevance weight pattern mining for activity recognition and segmentation [J]. Pervasive Mobile Computing, 2010, 6(1):43-57.

[5] Liming Chen, Nugent C D, Hui Wang. Knowledge-Driven Approach to Activity Recognition in Smart Homes [J]. Knowledge and Data Engineering, IEEE Transactions on, 2012, 7(24):961-974.

[6] Liming Chen, Jesse Hoey, Chris D Nugent, et al. Sensor-based Activity Recognition [J]. Systems, Man, and Cybernetics, Part C: Applications and Reviews, IEEE Transactions on, 2012, 42(6):790-808.

[7] 李娜,侯义斌,黄樟钦.基于人体加速度特征的实时跌倒识别算法[J].小型微型计算机系统,2012,33(11):2410-2413.

[8] Jie Yin, Qiang Yang, J J Pam. Sensor-Based Abnormal Human-Activity Detection [J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2008, 20(8):1082-1090.

[9] Ihnhan Bae. An Ontology-based approach to ADL recognition in smart homes [J]. Future Generation Computer Systems, 2014, 33:32-41.

[10] 邓昌智,敖翔,周明俊,等.以活动为中心的个人信息管理[J].软件学报,2008,19(6):1428-1438.

[11] Bogdan Pogorelc, Matjaž Gams. Home-based health monitoring of the elderly through gait recognition [J]. Journal of Ambient Intelligence and Smart Environments, 2012, 4(5):415-428.

[12] Dario Bonino, Fulvio Corno. DogOnt-Ontology Modeling for Intelligent Domestic Environments [C]. The Semantic Web-ISWC 2008, 5318:790-803.

[13] Ngamni Arch-int, Somjit Arch-int. Semantic Ontology Mapping for Interoperability of Learning Resource Systems using a rule-based reasoning approach [J]. Expert Systems with Applications, 2013, 40(18):7428-7443.

[14] 李川.一种高效的本体匹配算法的研究[D].重庆:重庆大学,2011.

[15] 刘秀磊,廖建新,朱晓民,等.本体匹配中基于抑郁组合的词法分析算法[J].电子学报,2012,40(8):1624-1630.

[16] The Apache Software Foundation. What is Jena? [EB/OL]. (2011) [2012-03-31]. http://incubator.apache.org/jena/about_jena/about.html.