

物联网移动感知中的社会关系认知模型

安 健^{1),2)} 桂小林^{1),2)} 张文东^{1),2)} 蒋精华^{1),2)} 张 进³⁾

¹⁾(西安交通大学电子与信息工程学院 西安 710049)

²⁾(陕西省计算机网络重点实验室 西安 710049)

³⁾(北京仿真中心航天系统仿真重点实验室 北京 100854)

摘 要 社会关系量化是物联网移动感知服务的基础,涉及时间、空间和行为等多种决策因子,对此借助社会网络理论,提出一种面向物联网移动感知的节点社会关系认知模型:(1)从多个角度推理和评估社会关系的复杂性和不确定性,分析物联网移动感知中节点社会关系的时空特性;(2)综合考虑影响社会关系的多种要素,引入位置因子、交互因子、服务质量因子和反馈聚合因子对移动节点社会关系进行合理量化,克服已有量化模型中决策因子单一、计算结果具有较大局限性的缺点;(3)通过信息熵和粗糙集理论确立各个决策因子的权重分配,克服已有权重分配中存在的主观性、动态适应性差的问题。模拟实验结果表明,与已有方法相比,该认知模型具有更好的动态适应性和预测准确性。

关键词 物联网;移动感知;社会关系;认知模型;决策因子;社会网络;社会计算

中图法分类号 TP393 **DOI号**: 10.3724/SP.J.1016.2012.01164

Social Relation Cognitive Model of Mobile Nodes in the Internet of Things

AN Jian^{1),2)} GUI Xiao-Lin^{1),2)} ZHANG Wen-Dong^{1),2)} JIANG Jing-Hua^{1),2)} ZHANG Jin³⁾

¹⁾(School of Electronics and Information Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049)

²⁾(Shaanxi Province Key Laboratory of Computer Network, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049)

³⁾(System Simulation Key Laboratory of Beijing Simulation Center, Beijing 100854)

Abstract In the Internet of Things, the quantification of social relations is the basis of mobile-aware service, which involves many decision factors, such as time, space and behavior. Based on social network theory, a new cognitive model for mobile nodes social relation in the Internet of Things is proposed. Firstly, by reasoning and evaluating the complexity and uncertainty of social relation from various angles, the social characteristics of mobile nodes are summarized. Then, we would quantize the social relations of mobile nodes using location factor, interconnection factor, service quality factor and feedback aggregation factor, so as to solve the shortcomings in these quantitative models which are caused by the single decision factors and the limitation of the calculated results. Finally, the weight distribution is set up by information entropy and rough set theory for these decision factors, which overcomes the shortage of traditional method, in which the weight is set up by subjective manners and has poor dynamic adaptability. Simulation results show that, cognitive model has better predictive accuracy and dynamic adaptability.

Keywords Internet of Things; mobile-awareness; social relation; cognitive model; decision factors; social networks; social computing

收稿日期:2012-02-13;最终修改稿收到日期:2012-04-15。本课题得到国家自然科学基金(60873071,61172090)、国家科技计划重大专项课题(2012ZX03002001)和国家“八六三”高技术研究发展计划项目基金(2008AA01Z410)资助。安 健,男,1983年生,博士研究生,主要研究方向为社会计算、物联网。E-mail: an.jian_sx.0218@stu.xjtu.edu.cn。桂小林(通信作者),男,1966年生,博士,教授,主要研究领域为可信计算、物联网、云计算。E-mail: xlgui@mail.xjtu.edu.cn。张文东,男,1975年生,博士研究生,讲师,主要研究方向为无线传感网络、物联网。蒋精华,男,1988年生,博士研究生,主要研究方向为物联网。张 进,男,1985年生,工程师,硕士研究生,主要研究方向为物联网、传感器技术。

1 引言

物联网最大的变革在于打破了传统思维模式, 实现了物理世界的情景感知、信息处理和反馈控制这一闭环过程, 真正意义上成为了物-物、物-人、人-人间信息连接的新一代智能网络^[1]. 与过去的 WSN 相比, 物联网涉及的感知区域更加广泛, 更加偏重于人们的生活、工作等实际环境, 而手机、PDA 等附着在人身上的各种移动设备的功能不断强大, 不同类型的微型传感设备都可嵌入其中, 实时获取用户感兴趣的信息. 因此, 我们提出基于社会关系认知的物联网移动感知服务计算的概念^[2]. 它是指利用移动节点(人)所携带的各种智能终端组成虚拟社交网络, 并借助社会网络相关理论实现虚拟社会到物理世界的映射. 通过深入研究节点活动规律和社会关系的内在联系, 建立用户服务请求的信任传递链, 发现并选择能够提供目标区域感知服务的移动节点, 最终解决稀疏网络的感知空洞问题, 提高情景感知服务的实时性和可靠性.

人在移动感知中的作用会引起物联网的新变革, 人不仅是信息数据的消费者, 同样是感知数据的参与者, 是物联网移动感知服务的提供者和受用者. 人作为新的移动感知节点, 其移动性、社会性和时空复杂性将给数据感知、数据传递带来新挑战, 而移动节点的行为是在一定社会关系中进行的对象性活动, 其社会关系作为活动的产物反映了活动主体之间的关系, 揭示了移动节点之间内在的本质关系.

社会关系认知建模属于社会计算^[3]的范畴, 它是信息技术与社会学相结合的交叉问题, 主要通过计算机技术来研究社会规律, 并利用群体间的相互沟通与彼此协作来解决各种问题. 通过分析现有社会计算的相关文献^[3-5]可知, 社会计算主要包括个体和群体的社会关系认知、社区结构分析、交互模式和社会文化建模、节点行为规律分析等. 本文所提面向物联网的移动感知服务主要依靠移动节点完成, 由这些节点构成的网络将是一个复杂网络, 而维系复杂网络拓扑结构则主要依靠节点间社会关系, 在文献^[6]中, Grossetti 通过分析不同的群体结构, 证明社会关系在社会学研究中的重要性. Newman 等人^[7-8]则从社会关系角度, 分析了不同社会网络内在结构的演化规律. 本文重点对社会关系进行认知建模, 系统地研究社会关系与物联网移动感知节点的

关系, 这对于实现物联网移动感知服务具有重要意义.

已有社会关系的计算^[9-14]大多针对单一社会属性或采用平均权重法等主观方法, 这将导致计算结果具有局限性, 且含有较大的主观成分, 将影响移动感知服务的可行性. 此外, 在社会关系计算中, 缺少一定灵活性, 即社会关系一旦确定, 在实际过程中将不再改变, 没有考虑到社会关系是随时间变化而动态改变的, 致使认知模型对环境的动态变化适应性不足, 影响认知模型的准确性. 鉴于此, 本文利用社会网络相关理论研究节点社会关系的动态变化, 并将信息熵、粗糙集等方法运用到社会关系的认知建模中. 本文第 1 节论述移动节点社会关系认知建模的必要性; 第 2 节介绍国内外相关工作的研究进展; 第 3 节深入研究移动感知节点社会关系的相关特性和认知模型的系统框架; 第 4 节具体讨论认知模型的构建过程; 第 5 节通过实验对认知模型的可行性和有效性进行验证; 第 6 节对全文进行总结, 并提出下一步的研究计划.

2 相关工作分析

物联网是对普适计算、CPS、M2M 等概念在宏观意义上的概括和延伸, 在物联网移动感知方面, Campbell 等人^[15]针对大范围内部署稀疏传感器网络的数据感知开展研究, 以城市感知为背景, 引入了“以人为中心进行数据感知”的概念, 以手机为主要感知载体, 针对人的随机性提出机会感知与共享感知两种方式, 并以机会感知为主体实现了架构部署、数据感知和传递协议. Nicholas 等人^[16]研究了基于手机的移动传感应用, 并设计了基于手机的移动传感系统结构. Rea 等人^[17]基于活动感知系统提出了一种嵌入式活动识别系统, 进一步地推动移动传感在智能环境、监控、危机响应和军事任务领域中的应用.

随着物联网感知设备的不断丰富, 借助手机、PDA 等智能设备可以极大扩展节点获取数据的途径和能力. 以“人为中心”的移动感知服务则通过引入社会计算相关理论, 收集和分析这些感知数据, 指导移动感知服务的实现, 进而提升稀疏网络中的感知覆盖范围, 减少感知空洞. 2009 年 2 月 Lazer 等人^[3]在《Science》上发表了计算社会学的文章, 系统地阐述了社会计算、社会行为等群体演化规律, 社会计算正成为国际瞩目的前沿研究. 随后, Subrahmanian^[4]

和 Gonzalez 等人^[5]纷纷对社会计算中的关键问题展开研究. 国内关于社会计算的研究最早开始于 2004 年, Wang 等人^[18]通过分析近年来国内外社会计算相关文献, 总结归纳出当前社会计算的主要研究方向, 探讨了社会计算的若干关键问题及发展趋势. Yu 等人^[19]讨论了社会感知计算概念、起源和相关模型, 并对国内外已有的典型系统和关键技术进行了详细介绍. Tang 等人^[20]通过对物理和信息实体进行抽象封装和行为建模, 构建了一个具有感知、推理的自适应实体, 为普适环境下用户的服务选择提供判别依据.

本文在社会关系认知建模中, 主要是归纳和提炼影响节点社会关系的多种因子. 分析现有文献可知, 社会关系计算主要有两类: 一类是基于社会软件. 例如, Ogatha 等人^[9]通过观察节点间彼此的邮件交互频度来衡量社会关系的强度. Qiao 等人^[10]从节点间的信任关系出发, 提出了一种在社交网络中基于用户上下文信息的信任计算方法. 另一类是基于移动节点的行为模式和交互规律. 例如, Li 等人^[11]提出了一种基于层次化位置轨迹模型的度量方法(HGSM). 该方法分别从水平和垂直两个角度, 通过统计并计算移动节点活动轨迹的相似度来衡量彼此之间的社会关系. Nicholas 等人^[12]则利用手机自动收集移动节点的 GPS 信息, 通过比较节点的相似度来构造社会网络. Zhang 等人^[13]通过收集时间周期内节点手机的通话记录, 利用 Affinity Model 来计算和预测节点社会关系的动态变化. 此外, Dantu 等人^[14]在分析节点间通话信息的基础上, 提出了一个 Socioscope 模型用于社会网络和节点行为的分析.

通过以上分析可知, 现有工作主要集中在通信半径受限、节点可信的基础上, 通过多跳完成情景感知服务, 其工作方式和 WSN 相似, 只是将原来的静态节点扩充到动态移动节点. 节点间只要通信可达, 即可传递数据, 没有考虑节点间的信任问题. 已有社会关系计算从特定场景出发, 针对某一具体属性展开分析, 或将节点间的社会关系看作是静态的, 没有考虑节点社会关系的动态变化, 对影响社会关系量化的决策因子(Decision Factor, 简称 DF)考虑不够. 因此, 本文借鉴“移动感知”^[21]和“信任计算”^[21-22]等方面的研究成果, 针对移动感知的情景需求, 基于社会网络理论, 通过分析物联网移动感知中节点的社会关系特征, 提取相应的位置因子(Location factor, 简称 L)、交互因子(Interaction factor, 简称 I)、服务

质量因子(Service quality factor, 简称 Q)以及反馈聚合因子(Feedback aggregation factor, 简称 F), 研究移动节点间的社会关系, 并结合信息熵、粗糙集等理论, 提出了一种移动节点社会关系认知模型, 以指导社会关系的量化和决策因子的权重分配.

3 移动感知节点社会关系特性分析

社会关系是社会中人與人各种关系的总和, 在物联网移动感知场景中, 社会关系的认知即借助附着在移动节点上的各种感知设备(手机、PDA 等), 实时获取节点的活动规律和交互记录等行为信息, 对影响社会关系的关键因素进行分析, 探讨彼此之间的内在关系. 对社会关系进行量化, 使其更加符合实际情况, 能更客观、准确地反映移动节点间的关系变化. 通过对社会网络的分析可知, 移动节点间的社会关系具有以下特征:

(1) 复杂性. 物联网感知服务的实现主要依靠移动节点完成, 社会关系是移动节点的维系纽带, 同时也是移动节点活动规律的外在表现. 考虑到移动节点的时空特性, 其关系的计算涉及行为、环境等多种因素, 很难准确定量和预测.

(2) 社会性. 在物联网移动感知场景中, 节点作为感知服务的践行者, 其行为规律并不是杂乱无章的, 而是受到个体意识、需求和社会角色等因素的影响, 具有一定的社会性. 例如学生每天的日常活动都是受到某一事件(例如课程表)驱动的.

(3) 不对称性. 它是指在交互过程中, 移动节点双方的社会关系存在方向性和差异性. 差异性由交互双方的“非共同经验范围”引起, 即由对同一事件和信息的不同认知造成. 例如节点 A 与 B 的社会关系值 $V(A, B) = 0.8$, 反之 B 与 A 的关系值可能为 $V(B, A) = 0.6$.

(4) 传递性. 它是社会关系的一种认知形式, 当移动主体之间的社会关系计算是间接通过其它节点或环境信息而不是基于彼此直接联系做出的判断时, 我们称这种认知过程为社会关系的传递性. 例如节点 A 与 B, B 与 C 具有社会关系, 则节点 A 与 C 可通过 B 在一定条件下建立社会关系.

(5) 动态性. 在认知过程中, 社会关系值是一个随时间变化的量. 随着彼此间的活动规律、交互程度等决策因子的改变, 社会关系动态变化. 例如一段时间内节点 A 与 B 的社会关系值可能为 $V(A, B) = 0.6$, 而随着各种环境因子的改变, 在下一时刻

$V(A, B)$ 可能为 0.3。

通过上述分析可知,社会关系是节点间不同交互方式的内在体现,涉及多种因素.在面向物联网的移动感知服务中,考虑到节点间交互模式具有复杂、多样的特点,本文引入多种类型的决策因子来刻画节点社会关系的时空特性,进一步扩大社会关系认知的广度和深度.其中位置因子 L 反映了时间周期内节点的轨迹特征,它根据不同的地理位置空间尺度,对节点行为轨迹特征进行统计分析,研究在一定时间周期内,不同移动节点到达同一感知区域的频度.此外,由于网络环境的虚拟化,使即使不经常见

面的两个人彼此社会关系也可能很近,通过收集、分析节点间的通话记录,计算彼此间的交互因子 I ,发现彼此间的交互规律.通过定义服务质量因子 Q ,表示移动节点对历史服务记录的评价,反映服务请求者对服务提供者的在过去服务交互过程中的满意程度.同样,考虑到节点间社会关系具有传递性,通过定义反馈聚合因子 F ,反映节点间社会关系的传递和聚合过程,进一步提高社会关系量化的准确性.

图 1 为节点社会关系认知系统结构,可以看出认知模型的构建过程包括以下几个步骤:

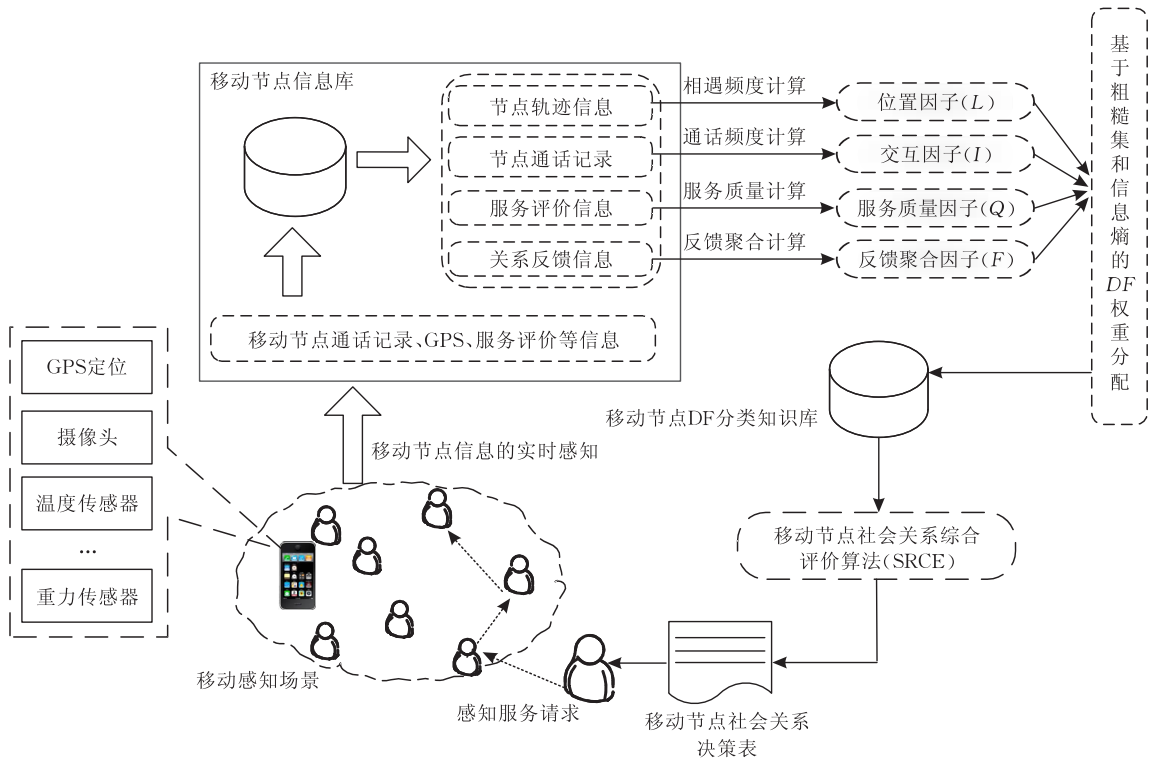


图 1 移动节点社会关系认知系统结构

(1) 移动节点信息的实时感知. 移动节点通过附着在其身上的终端设备,可以实时获得用户的各种行为信息,例如位置信息、环境信息、活动节点当前状态等,用户通过虚拟社交网络注册和发布其相关服务信息.感知服务中心则通过对活动节点原始信息进行分类和预处理,抽取节点的轨迹信息、通话记录和历史服务记录,为下一步 DF 的计算和社会关系量化提供数据支持.

(2) 移动节点 DF 的计算. 在物联网移动感知服务过程中,服务请求的转发和完成依据的是节点间的社会关系,社会关系的动态变化是由空间和时间两者共同决定的.因此,引入 L 、 I 、 Q 和 F 来刻画节点动态变化的社会关系.

(3) 移动节点 DF 权重分配. 移动节点社会关系随时间变化,且在不同时间,状态相互关联.本文利用粗糙集理论构建知识表达系统,获取 DF 的分类知识库,并结合信息熵对 DF 进行动态、合理的权重分配,最终通过移动节点社会关系综合评价算法(SRCE)对社会关系进行量化,形成社会关系决策表,为最终移动感知服务的实现提供决策依据.

通过以上分析可知,移动节点社会关系的认知建模对于扩大物联网感知覆盖范围,减少感知空洞,改善物联网感知服务质量有重要意义.它体现在:①利用物联网主要感知设备组成虚拟社交网络,分析和计算社会关系,并最终通过感、联、智、控 4 个环节实现物理世界与数字世界的无缝融合,真正意义

上实现物-物、人-物以及人-人之间交互的新型智能网络,符合未来物联网的发展趋势;②在社会关系计算中,充分考虑物联网移动感知的时空特性,从不同角度进行特征分析和认知建模,社会关系的计算也更加全面、客观、合理;③社会关系是实现本文物联网移动感知服务的基础,后续工作基于此展开。

4 社会关系认知模型的构建

4.1 移动节点多维 DF 计算

本文综合考虑影响社会关系的多种要素,引入 L, I, Q, F 等多个 DF 从不同角度刻画社会关系的复杂性、传递性、不确定性等特性。

定义 1. 移动节点 A 与 $B (A, B \in N)$ 的社会关系量化值 $V(A, B)$ 表示为

$$V(A, B) = \sum_{m=1}^4 \omega_m \Psi_m(A, B) \quad \text{s. t.} \quad 0 \leq \omega_m \leq 1, \sum_{m=1}^4 \omega_m = 1 \quad (1)$$

式中, Ψ_m 代表不同类型 DF, ω_m 表示不同 DF 的权重大小. 设当 $V(A, B) = 0$ 时表明节点 A 与 B 无社会关系;反之,当 $V(A, B) = 1$, 则 A 与 B 为同一节点, 即 $A = B$.

随着定位技术例如全球定位系统(Global Positioning System, GPS)的发展和普及,移动节点可以利用手机等智能设备实时地获取个人位置信息,并将自己的移动过程以轨迹的形式记录下来. 这些原始信息反映了移动节点的行为、意图以及当前状态^[12]. 由社会网络分析可知,处于同一子群内的移动节点活动规律相近,联系比较紧密,彼此具有一定的社会关系. 通过研究移动节点的行为轨迹,挖掘用户历史轨迹中频繁出现的模式,可以获得移动节点在不同感知区域的位置关联性。

在物联网移动感知中,根据感知服务种类的不同,可将感知区域划分为不同半径大小的区域,如图 2,虽然移动节点多次进入感知区域,但是所产生的停留点会有偏差. 因此,通过对移动节点轨迹中停留点进行聚类,使得处于同一感知区域的停留点被划分为一个聚类中. 这样,移动节点的行为轨迹可以表示为一个到达不同感知区域的时间序列。

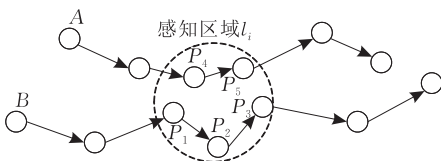


图 2 移动节点 GPS 轨迹

定义 2. 移动节点 A 在时间周期内的轨迹信息表示为 $G = \{\cup \langle l_i, s_i, e_i, \alpha \rangle\}$, 其中 l_i 是感知区域位置信息, s_i, e_i 分别是节点到达、离开该区域的时间集合, α 是时间阈值, 用于控制不同节点到达目标区域的时间间隔. 则节点 A 与 B 的位置因子 $L(A, B)$ 表示为

$$L(A, B) = \frac{\sum_{i=1}^n \text{sim}(G_i(A), G_i(B))}{T} \quad (2)$$

式中 T 是时间周期, $\text{sim}(G_i(A), G_i(B))$ 是移动节点 A 与 B 在位置 l_i 的相似函数, 它反映了不同移动节点在同一位置的相遇持续时间, 可通过式(3)计算得出, 其中 α 是时间阈值, 用于控制不同节点到达目标区域的时间间隔。

$$\begin{aligned} \text{sim}(G_i(A), G_i(B)) = & \max\{s_i(A), s_i(B)\} - \min\{e_i(A), e_i(B)\} \\ \text{s. t.} & |s_i(A) - s_i(B)| \leq \alpha \end{aligned} \quad (3)$$

近年来,移动智能终端逐渐成为日常生活中人们沟通交流的主要工具,加速了人们的信息交流和彼此社会关系的演变. 因此,分析移动节点间的通信模式可以反映不同节点间的社会关系和交互规律,例如,好友间的通话模式会不同于陌生者。

定义 3. 移动节点 A 在时间周期内的通话总时间和通话总次数分别记为 T_A^η 和 M_A^η , 其中 $\eta \in \{\text{in}, \text{out}\}$ 代表打入和打出记录, 节点 A 与 B 之间的通话时间和通话次数记为 $T_{A,B}^\eta$ 和 $M_{A,B}^\eta$. 则节点 A 与 B 的交互因子 $I(A, B)$ 可表示为

$$I(A, B) = \sqrt{\sum_{\eta} \left(\frac{T_{A,B}^\eta}{T_A^\eta} \times \frac{M_{A,B}^\eta}{M_A^\eta} \right)} \quad (4)$$

在物联网移动感知中,服务质量的评价表示了服务请求者对服务提供者的服务满意程度. 因此,服务交互双方对服务质量的评价会改变彼此之间的社会关系,而服务因子则反映了社会关系随服务质量变化而动态改变的属性。

定义 4. 设移动节点 A 对 B 在最近 h 个服务中的评价记录为 $\Phi(A, B) = \{q_{A,B}^1, q_{A,B}^2, \dots, q_{A,B}^h\}$, 其中 $0 \leq q_{A,B}^k \leq 1, k \in [1, h]$, h 为历史服务记录阈值, $\Phi(A, B)$ 中的元素根据历史服务时间进行排列. 则节点间的服务质量因子可表示为

$$Q(A, B) = \begin{cases} \sum_{k=1}^h q_{A,B}^k \times \rho(k) / h, & h \neq 0 \\ 0, & h = 0 \end{cases} \quad (5)$$

式中 $\rho(k)$ 是衰减函数, 用来对发生在不同时刻的服

务反馈评价加权. 在此, 对于最新最近的服务评价给予更高的权重, 衰减函数的计算公式为

$$\rho(k) = \begin{cases} 1, & k=h \\ \rho(k-1) = \rho(k) - 1/h, & 1 \leq k \leq h \end{cases} \quad (6)$$

在计算节点 A 与 B 的社会关系过程中, 考虑到社会关系的传递性, 除了直接计算 A 和 B 的社会关系外, A 还可以从其它节点间接获取关于 B 的社会关系推荐值. 如图 3 所示, 节点 A 与 B 是间接连通的, 它们之间的社会关系可以通过路径中的其它对等体之间传递得到. 反馈聚合过程主要是根据社会关系之间的传递性来计算不同反馈者对目标节点的社会关系值. 因为不同反馈者与源节点的距离(跳数)不同, 反馈信息的可靠性也不一样, 因而不能采取简单的算术平均计算. 本文采用文献[23]设计的基于 DTT 的聚合算法计算不同移动节点间的反馈聚合因子.

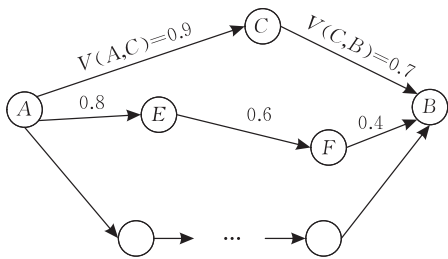


图 3 社会关系的传递性

定义 5. 设反馈者的集合为 $\{f_1, f_2, \dots, f_n\}$, $V(f_k, B)$ 表示第 k 个反馈者与移动节点 B 的社会关系值. 则 A 与 B 的反馈聚合因子为

$$F(A, B) = \begin{cases} \frac{\sum_{k=1}^n (\omega(f_k) \times V(f_k, B))}{\sum_{k=1}^n \omega(f_k)}, & n \neq 0 \\ 0, & n = 0 \end{cases} \quad (7)$$

式中 n 为反馈者的个数, 当移动感知网中没有可以提供信息的反馈者时, 取 $F(A, B) = 0$, $\omega(f_k)$ 为反馈加权函数:

$$\omega(f_k) = \begin{cases} \prod_{i=0}^{d-1} V(x_i, x_{succ}), & d > 1 \\ 1, & d = 1 \end{cases} \quad (8)$$

其中 d 表示反馈者与源节点距离, $V(x_i, x_{succ})$ 表示从源节点 A 到目的节点 B 的社会关系传递路径上移动节点 x_i 与它的后继节点的社会关系值.

4.2 基于粗糙集和信息熵的 DF 权重分配

在社会关系量化过程中, DF 的权重确定是至

关重要的, 权重的大小反映了各属性指标在社会关系决策量化中的地位, 直接影响到随后移动感知服务的质量. 因此, 解决社会关系量化问题的重要前提就是需要确定各 DF 的权重分配, 设计一个合理、有效的权重分配方法.

粗糙集理论是一种处理不确定性知识的工具, 其思想是在保持分辨能力不变的前提下, 通过知识简约导出问题的决策分类规则, 在粗糙集理论中, 刻画知识不确定性时常用信息熵^[24]来描述.

定义 6. 系统的不确定性可用熵 $H(R^*)$ 表示, 即

$$H(R^*) = - \sum_{i=1}^n P(X_i) \log_2^{P(X_i)} \quad (9)$$

式中 R^* 为 R 在论域 U 上的划分, $R^* = U/R = \{X_1, X_2, \dots, X_n\}$.

定义 7. 设 Z 为论域 U 上的另一种等价关系, $Z^* = \{Y_1, Y_2, \dots, Y_m\}$, 则在已知知识 R^* 时, 知识 Z^* 的条件熵为

$$H(Z^* | R^*) = - \sum_{i=1}^n P(X_i) \sum_{j=1}^m P(Y_j | X_i) \log_2^{P(Y_j | X_i)} \quad (10)$$

定义 8. 知识的互信息量反映了 Z^* 从 R^* 上获取的信息量, 可表示为

$$\Theta(R^*; Z^*) = H(Z^*) - H(Z^* | R^*) = H(R^*) - H(R^* | Z^*) \quad (11)$$

利用知识表达系统中的条件属性和决策属性可以进一步构造 DF 决策表, 如表 1 所示.

表 1 基于时间序列的 DF 决策分析表

论域 U	条件属性				决策属性
	$L(A, B)$	$I(A, B)$	$Q(A, B)$	$F(A, B)$	$V(A, B)$
X_1	$x_{1,1}$	$x_{1,2}$	$x_{1,3}$	$x_{1,4}$	V_1
X_2	$x_{2,1}$	$x_{2,2}$	$x_{2,3}$	$x_{2,4}$	V_2
\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots
X_j	$x_{j,1}$	$x_{j,2}$	$x_{j,3}$	$x_{j,4}$	V_3
\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots
X_n	$x_{n,1}$	$x_{n,2}$	$x_{n,3}$	$x_{n,4}$	V_n

决策表中每一行表示一种决策规则, U 中的对象根据不同的决策规则被划分到不同的决策类中. 为计算 DF 的权重, 本文将粗糙集和信息熵结合起来, 通过粗糙集构建知识表达系统, 形成 DF 决策表, 并利用模糊聚类依次删减某一因素后对论域中对象重新分类, 计算属性的依赖程度和重要程度, 分析各因素对样本分类的影响程度, 建立 DF 分类知识库, 再结合信息熵理论中的互信息量得出各 DF 的分类权重.

4.3 移动节点社会关系综合评价算法

物联网移动感知中的社会关系认知模型是通过节点间社会特性进行分析,归纳并计算出影响节点关系变化的 DF ,并结合粗糙集和信息熵理论,确定不同 DF 的权重分配,最终对移动节点间的社会关系做出合理量化,下面给出本文模型的总体实现流程。

算法 1. 移动节点社会关系综合评价算法 (Mobile nodes Social Relation Comprehensive Evaluation algorithm, SRCE).

输入: 移动节点 N 相关信息

输出: 社会关系值

1. 输入移动节点 N 相关信息,包括轨迹信息、通话信息、历史服务评价信息等。

2. 根据式(2)~(8)计算移动节点 DF ,即 L, I, Q 和 F 。

3. 设 $\mathbf{X} = \{X_1, X_2, \dots, X_n\}$ 为基于时间序列的不同样本对象,每个样本有 m 个特征指标向量(即 $DF, m=4$),则可用特征矩阵表示为

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \dots & x_{1n} \\ x_{21} & x_{22} & \dots & x_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{m1} & x_{m2} & \dots & x_{mn} \end{bmatrix}$$

4. 建立模糊相似矩阵。采用多元分析法确定不同对象间的相似程度,由此建立一个对象与对象间的模糊相似矩阵 $\mathbf{R} = (\delta_{i,j})_{n \times n}$,本文采用最大最小法建立模糊相似矩阵:

$$\delta_{ij} = \frac{\sum_{k=1}^m (x_{ik} \wedge x_{jk})}{\sum_{k=1}^m (x_{ik} \vee x_{jk})} \quad (12)$$

5. DF 分类知识库。利用平方自合成法求出模糊等价闭包矩阵,即

$$\mathbf{R}^2 \rightarrow \mathbf{R}^4 \rightarrow \dots \rightarrow \mathbf{R}^k = t(\mathbf{R}) \quad (13)$$

首先,根据矩阵系数可以确定若干个分类置信水平 $\gamma_k (k=1, 2, \dots, \lambda)$,不同的置信水平会构造出不同的分类结果,对权重的计算将有直接影响,置信水平的选取至关重要。考虑到移动节点间社会关系的复杂性和动态多样性,阈值的选取要尽可能客观、全面,故本文在不同置信水平上,以置信区间的左区间值为阈值,并删除阈值中的最大和最小值,通过其余的 γ_i 对论域 U 进行截距和分类,其分类结果记为 $C_i (i=1, 2, \dots, r), r$ 为分类数;其次,从全部属性中依次删除各个属性后再重复步 4 和 5,确定在相同阈值范围内的分类数目,记为 C'_i ,依次类推,考察各个属性对分类的影响,并将结果存入 DF 分类知识库中。

6. 通过式(9)~(11)计算删除各个因素后,在相同阈值范围内的互信息量大小 $\theta(C_i; C'_i)$,并通过以下公式计算不同属性所含信息量的大小。

$$K_j = \frac{1}{r} \sum_{i=1}^r \theta(C_i; C'_i), \quad j=1, 2, \dots, m \quad (14)$$

7. 根据属性大小计算各 DF 的权重,权重分配公式为

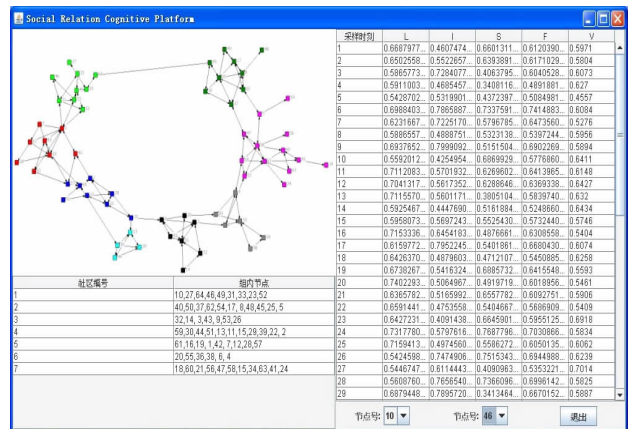
$$w_j = \frac{K_j}{\sum_{j=1}^m K_j}, \quad j=1, 2, \dots, m \quad (15)$$

8. 根据式(1)计算移动节点社会关系量化值 V 。

9. 输出社会关系值,结束。

5 实验结果与分析

实验采用课题组自开发的原型系统和 Ucinet 相结合的方式完成。原型系统采用 java 语言编写,如图 4 所示,主要分为服务器端和手机端,其中服务器端实时收集手机端上传的信息,挖掘、分析移动节点社会关系,实现本文相关算法;手机端采用 Android 操作系统,实现对移动节点社会信息的自动采集和上传。Ucinet 主要对大规模移动节点组成的社会网进行结构分析。原始数据集则选用麻省理工学院 Reality Mining 提供的标准数据集。该项目记录了麻省理工学院校园中 100 个携带蓝牙智能手



(a) 服务器端界面



(b) 手机端界面

图 4 移动感知服务原型系统

机的学生和职工为期 9 个月的移动轨迹、相遇数据和通话记录,为算法的验证提供了很好的数据支持^[25].

5.1 实验参数设置

实验的主要目的是考察社会关系认知模型对移动感知网络结构和感知服务的影响.因此认知模型的评估主要从两个方面出发:(1)有效性分析.检测本文所提认知模型与其它已有模型在优化网络内部结构、提高服务成功率方面的不同;(2)动态适应性分析.考查认知模型在各种不确定因素的动态变化过程中能够提供可靠感知服务的能力.作为参照,将本文模型同 HGSM^[11]和 AM^[13]模型进行比较,实验相关参数设置如表 2 所示.

表 2 实验参数设置表

参数名	参数值	参数描述
移动节点数 N	64	移动节点集
采样天数	200	移动节点活动周期
时间阈值 Q	600 s	距离相似度判别阈值
历史服务记录 h	7	历史服务交互评价记录

5.2 认知模型有效性分析

社会关系认知模型的主要目的是有效、合理化节点间社会关系,为感知服务提供决策依据.其中“关系”是维系感知网络中移动节点的“纽带”,是移动节点多种社会属性的系统集成.这些关系把大量移动节点联系成一更大的关联系统,即移动感知网.因此,对社会关系认知模型有效性分析本质是对移动感知网络内部结构的研究,分析认知模型对网络内部结构以及移动感知服务的影响.本文通过定义整体网密度 $NOD(0 \leq NOD \leq 1)$ 、度数中心势 $DCP(0 \leq DCP \leq 1)$ 、网络分派指数 $EI(0 \leq EI \leq 1)$ 以及服务查找成功率 $SSR(0 \leq SSR \leq 1)$ 等网络结构测试指标^[26]来说明认知模型的有效性.

NOD 反映了网络中移动节点的联系紧密程度, NOD 越大,说明网络中存在的关系越多,网络越发达.设网络中节点个数为 N ,关系总数为 TR ,则 NOD 计算公式为

$$NOD = \frac{TR}{N(N-1)} \quad (16)$$

DCP 反映了移动节点在网络中的中心性.如果一个移动节点与其它很多节点都具有关联,则该节点具有较大的“权利”,处于网络的核心地位.因此, DCP 越大,说明网内移动节点关系数差异越大,网络分布越不均匀,网络的健壮性也越差. DCP 可通过以下公式得出:

$$DCP = \frac{\sum_{i=1}^N (D_{RDMax} - D_{RD}(i))}{N-2},$$

$$D_{RD}(i) = \frac{d_{out}(i) + d_{in}(i)}{2(N-1)} \quad (17)$$

式中 i 代表不同的移动节点, $D_{RD}(i)$ 代表移动节点的相对度数中间度, D_{RDMax} 则为所有相对度数中间度的最大值, $d_{in}(i)$ 、 $d_{out}(i)$ 分别代表节点 i 的出度和入度.

EI 指数是对感知网络中不同子群内部关系数量与外部关系数量的统计,它表示了网络中子群的林立程度. EI 越大,说明移动节点的社会关系越趋向于子群内部,意味着子群的林立程度越大, EI 的计算公式如下:

$$EI = \frac{IL - EL}{IL + EL} \quad (18)$$

式中 IL 代表网络所有子群内部社会关系的数量, EL 代表子群之间的社会关系数量.

SSR 说明了移动感知服务节点(服务提供者)的发现成功率. SSR 越大,表明处于目标区域能够提供感知服务的节点越多. SSR 的计算公式如下,其中 SN 为查找成功次数, TN 为总查找次数.

$$SSR = \frac{SN}{TN} \quad (19)$$

实验在不同移动节点个数下观察 3 种模型的不同指标变化情况.从图 5(a)中的比较结果看出,随着移动节点个数的增加,3 种模型的 NOD 都不断增大,表明节点间存在的社会关系数量增多,但是本文模型的增长幅度要明显高于后两种模型.这是由于 SRCE 算法考虑了影响移动节点社会关系的多种因素,不再局限于单一社会信息(轨迹信息或通话信息).因而模型能够更好地反映节点间社会关系的变化趋势.其次,本文模型中通过引入了因子 Q 和 F ,将隐藏于社会关系中的传递性和反馈性作用于移动节点间,使得社会关系的认知范围更加广泛,即使不在同一社区内的节点也可建立社会关系.这可从图 5(b)~(c)中看出,与其它两种模型相比,本文模型的 DCP 指数增长幅度缓慢,说明感知网络中的节点“权利”分布比较分散,健壮性更好. EI 指数则说明,随着节点个数的增加,在本文模型构造的社会网络中,不同子群间的联系更紧密,任意节点间的可达性越大.从图 5(d)中可以看出,感知服务节点的发现效率也明显优于其它模型,验证了以上分析的正确性,说明本文的模型符合人们的认知习惯,能够及时、有效地反映节点社会关系的动态变化.

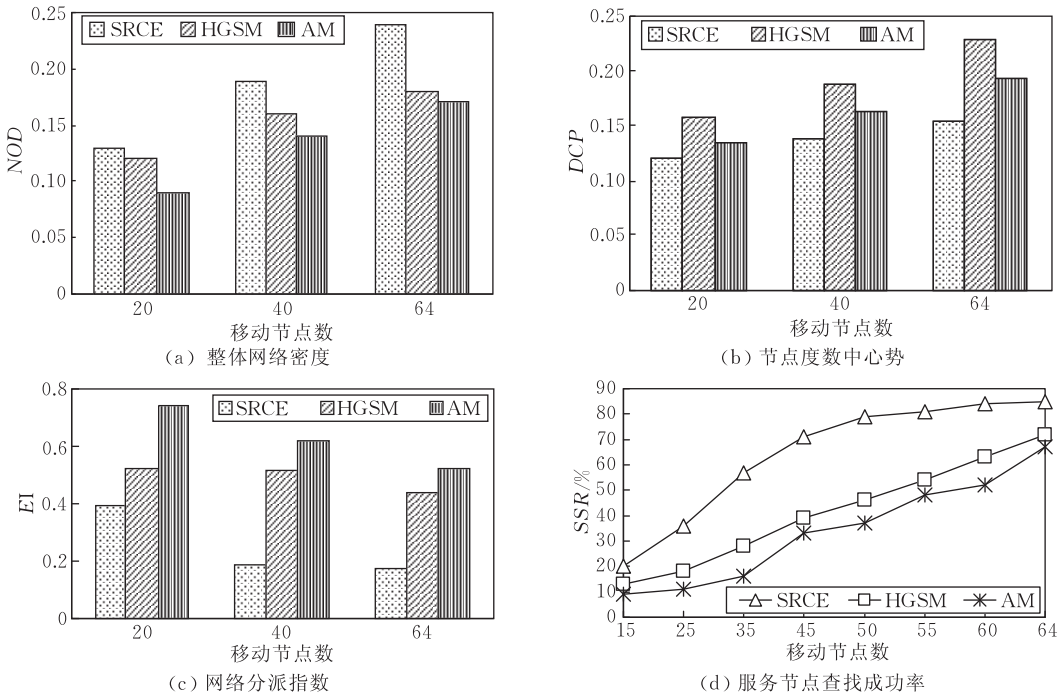


图 5 认知模型有效性分析

5.3 认知模型动态适应性分析

移动节点社会关系的认知就是针对物联网移动感知场景中节点移动性、随机性在时间、空间两方面给数据感知、数据传递造成的问题,提出一种在各种不确定因素的动态变化过程中能够提供可靠感知服务能力的方法.由上述分析可知,认知模型的动态适应性主要体现在移动节点的动态性上,实验通过 2 个参数来反映模型的动态性.

(1) 感知服务请求频度 SRF ($0 \leq SRF \leq 1$),反映了感知网络的繁忙程度. SRF 越大,说明感知服务请求越频繁.

(2) 移动节点活跃度 MAF ($0 \leq MAF \leq 1$),反映了感知网络的稳定程度.例如,当 MAF 为 0.8 时,表明当前网络中 80% 的移动节点可提供感知服务,20% 的节点为离开状态,无法参与感知服务.

认知模型动态性评估是在不同时间周期中,通过改变参数大小,测试 3 种模型的 SSR 指标变化.首先观察在一个动态性变化较小的网络环境中模型的动态适应能力.图 6(a) 中, $SRF = 0.2$, $MAF = 1.0$,说明网络处于稳定且不繁忙状态.从图 6(a) 可以看出,在交互初期,由于移动节点间的各种信息反馈较少,3 种模型的 SSR 都不高;随着交互信息的不断积累,3 种模型的 SSR 都有了明显提高,最后趋于一个相对稳定的状态,但是本文模型的发现效率要明显优于其它两种.图 6(b) 中, $SRF = 0.8$, $MAF = 0.6$,说明网络处于一个繁忙且不稳定的状

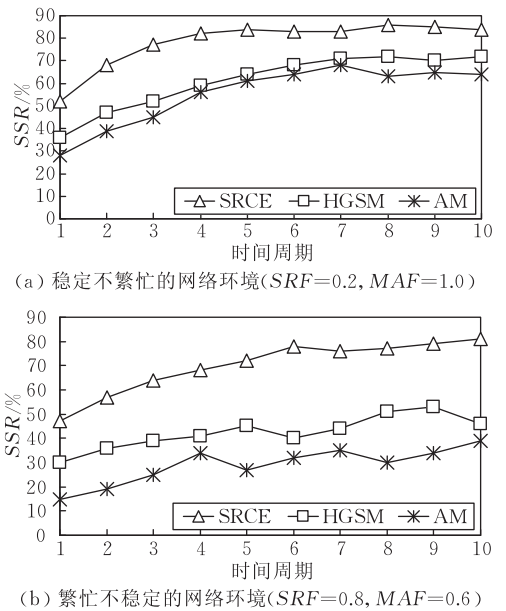


图 6 认知模型动态性分析

态,40% 的节点处于离开状态.这时 3 种模型的 SSR 都有不同程度的下降,但三者的下降的比例有明显差别:本文模型下降了 8.5%,HGSM 下降了 18.6%,AM 下降了 26.3%.原因主要有:(1) 本文模型针对移动节点社会关系的多种属性进行有侧重的建模,充分考虑了影响社会关系变化的多种主观和客观因素;(2) 本文模型构造的感知网络具有较好的健壮性,社会关系分布更加广泛,因而当节点退出时,不会对感知服务造成太大的影响.从图 6(b) 可以看出,后两个模型的 SSR 指标出现波动较大,

这是由于一些处于网络核心,具有较大“权利”节点的状态改变造成的;本文所提出的模型则表现出较好的健壮性和动态适应性。

6 结 论

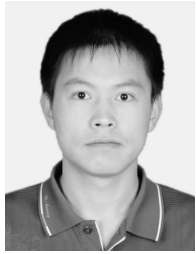
本文首先分析了影响移动节点社会关系的社会要素,提取位置因子、交互因子,服务质量因子和反馈聚合因子作为社会关系量化的决策因子;其次,通过引入粗糙集和信息熵理论对移动节点的不同属性深入研究,挖掘其社会属性变化规律,动态自适应地分配不同属性的权重大小;最后,通过实验验证本文所提认知模型具有较好的动态适应性和有效性。

在以后的工作中,我们将在以下两个方面进一步加强研究:(1)建立面向全局的感知服务中心并结合图论、机器学习等方法,对移动感知网络中凝聚子群的构建、节点间的可信交互等关键技术进行深入研究;(2)设计基于 SOA 架构的移动感知服务模式,实现移动感知服务的注册、发布、主动发现以及自动组合和智能推送。

参 考 文 献

- [1] Atzori L, Iera A, Giacomo M. The Internet of Things: A survey. *Computer Networks*, 2010, 54(15): 2787-2805
- [2] An Jian, Gui Xiao-Lin, Zhang Jin et al. An algorithm to discover service nodes for mobility-aware in the Internet of Things. *Journal of Xi'an Jiaotong University*, 2011, 45(12): 6-9(in Chinese)
(安健, 桂小林, 张进等. 面向物联网移动感知的节点社会关系发现算法. *西安交通大学学报*, 2011, 45(12): 6-9)
- [3] Lazer D, Pentland A, Adamic L et al. Computational social science. *Science*, 2009, 323(5915): 721-723
- [4] Subrahmanian V S. Cultural modeling in real time. *Science*, 2007, 317(5844): 1509-1510
- [5] Gonzalez M C, Hidalgo C A, Barabasi A L. Understanding individual human mobility patterns. *Nature*, 2009, 458(7235): 238-239
- [6] Grossetti M. Where do social relations come from? A study of personal networks in the Toulouse area of France. *Social Networks*, 2005, 27(4): 289-300
- [7] Newman M. Modularity and community structure in networks. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 2006, 103(23): 8577-8582
- [8] Girvan M, Newman M. Community structure in social and biological networks. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 2002, 99(12): 7821-7826
- [9] Ogatha H, Yano Y, Jin Q et al. Computer supported social networking for augmenting cooperation. *Computer Supported Cooperative Work*, 2001, 10(2): 189-209
- [10] Qiao Xiu-Quan, Yang Chun, Li Xiao-Feng et al. A trust calculating algorithm based on social networking service users' context. *Chinese Journal of Computers*, 2011, 34(12): 2403-2413(in Chinese)
(乔秀全, 杨春, 李晓峰等. 社交网络服务中一种基于用户上下文的信任度计算方法. *计算机学报*, 2011, 34(12): 2403-2413)
- [11] Li Quan-Nan, Zheng Yu, Xie Xing et al. Mining user similarity based on location history//*Proceedings of the 16th ACM International Conference on Advances in Geographic Information Systems (GIS'08)*. New York, USA, 2008: 34-44
- [12] Nicholas D L, Ye X, Hong L et al. Enabling large-scale human activity inference on smart phones using community similarity networks//*Proceedings of the 13th International Conference on Ubiquitous Computing (UbiComp 2011)*. Beijing, China, 2011: 355-364
- [13] Zhang Hui-Qi, Dantu R. Predicting social ties in mobile phone networks//*Proceedings of the IEEE International Conference on Intelligence and Security Informatics (ISI)*. Vancouver, Canada, 2010: 25-30
- [14] Zhang Hui-Qi, Dantu R, Cangussu J W. Socioscope: Human relationship and behavior analysis in social networks. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, Part A: Systems and Humans*, 2011, 41(6): 1122-1143
- [15] Campbell A T, Eisenman S B, Lane N D et al. People-centric urban sensing//*Proceedings of the 2nd Annual International Workshop on Wireless Internet (WICON'06)*. New York, USA, 2006: 18-22
- [16] Nicholas D L, Miluzzo E, Hong L et al. A survey of mobile phone sensing. *Communications Magazine*, 2010, 48(9): 140-150
- [17] Rea A, Bordello G, Hemingway B et al. The mobile sensing platform: an embedded activity recognition system. *Pervasive Computing*, 2008, 7(2): 32-41
- [18] Wang Fei-Yue. Social computing: concepts, contents, and methods. *International Journal of Intelligent Control and Systems*, 2004, 9(2): 91-96
- [19] Yu Zhi-Wen, Yu Zhi-Yong, Zhou Xing-She. Socially aware computing. *Chinese Journal of Computers*, 2012, 35(1): 16-26(in Chinese)
(於志文, 於志勇, 周兴社. 社会感知计算: 概念、问题及其研究进展. *计算机学报*, 2012, 35(1): 16-26)
- [20] Tang Lei, Zhou Xing-She, Yu Zhi-Wen. Research and implementation of adaptive entity under ubiquitous computing environment. *Journal of Xi'an Jiaotong University*, 2011, 45(2): 102-106(in Chinese)
(唐蕾, 周兴社, 於志文. 普适环境下自适应行为实体的研究与实现. *西安交通大学学报*, 2011, 45(2): 102-106)
- [21] Li Xiao-Yong, Gui Xiao-Lin. Trust quantitative model with multiple decision factors in trusted network. *Chinese Journal of Computers*, 2009, 32(3): 405-416(in Chinese)
(李小勇, 桂小林. 可信网络中基于多维属性决策的信任量化模型. *计算机学报*, 2009, 32(3): 405-416)

- [22] Li Xiao-Yong, Gui Xiao-Lin. Research on dynamic trust model for large scale distributed environment. *Journal of Software*, 2007, 18(6): 1510-1521(in Chinese)
(李小勇, 桂小林. 大规模分布式环境下动态信任模型研究. *软件学报*, 2007, 18(6): 1510-1521)
- [23] Li Xiao-Yong, Gui Xiao-Lin, Zhao Juan et al. Novel scalable aggregation algorithm of feedback trust information. *Journal of Xi'an Jiaotong University*, 2007, 41(8): 879-883 (in Chinese)
(李小勇, 桂小林, 赵娟等. 基于 DDT 的反馈信任信息聚合算法. *西安交通大学学报*, 2007, 41(8): 879-883)
- [24] Yulmetyev R M, Emelyanova N A, Gafarov F M. Dynamical Shannon entropy and information tsallis entropy in complex systems. *Physica A*, 2004, 341(11): 649-676
- [25] Eagle N, Pentland A, Lazer D. Inferring friendship network structure by using mobile phone data. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 2009, 106(36): 15274-15278
- [26] Varlamis I, Eirinaki M, Louta M. A study on social network metrics and their application in trust networks//*Proceedings of the 2010 International Conference on Advances in Social Networks Analysis and Mining (ASONAM)*. Odense, Denmark, 2010: 168-175



AN Jian, born in 1983, Ph.D. candidate. His research interests include social computing and Internet of Things.

GUI Xiao-Lin, born in 1966, Ph.D., professor, Ph.D. supervisor. His research interests include cloud computing,

Background

This work is supported by National Natural Science Foundation of China (Nos. 60873071, 91018011), the Important Projects of the National Science and Technology (No. 2012ZX03002001), and the National High Technology Research and Development Program (863 Program) of China (No. 2008AA01Z410).

The most important evolution for IoT is achieving the closed loop process in physical world awareness, handling and controlling, and constructing a new generation of intelligent interconnected network that connects things-things, things-human, and human-human in the real environment. Comparing with traditional wireless sensor network, IoT puts more attention on real-life environment in which people are working and living, and makes the sense range more wide. In addition, the auxiliary function of people in awareness will help improving a new technical evolution of IoT. Nowadays, human is not just consumers of information, but also participants of date-aware, they can also be the provider of awareness service. In the future, the networks constituted by mobile equipments carried by people will be the main platform of IoT. This network utilizes the mobile characteristic of human to realize the environmental awareness to solve the awareness-hole problem in sparse networks, and raise the sense-serve quality of IoT.

As the new sense-nodes, the mobility, randomness and space complexity of human behavior could bring new technical challenges to the date-aware and date-transmit, for these problems are rarely considered in past studies, we need a new

Internet of Things and dynamic trust management.

ZHANG Wen-Dong, born in 1975. Ph. D. candidate, lecturer. His research interests include wireless sensor networks and Internet of Things.

JIANG Jing-Hua, born in 1988, Ph. D. candidate. His research interests focus on Internet of Things.

ZHANG Jin, born in 1985, M. S. candidate, Engineer. His research interests include wireless sensor networks and Internet of Things.

way to carry out the research. In present researches, people usually suppose that sense nodes trust each other, so they can receive, transmit, and transport any information freely. However, the real situation is: (1) Mobile nodes do not have the pre-trust relationship between each other. A node would only transmit the data and sensing request from its familiar nodes and ignore the request and date from nodes which it doesn't know; (2) With the development of technology, many micro-sensing devices can be embedded in mobile devices such as mobile phone, PDA and others to timely get the user interested information in the target area; (3) With the presence of new mobile-sense equipment like mobile phone, it seems possible to break through the confine of communication radius. As a result, the communication radius would be widened obviously so that the distance between two nodes can even be ignored.

As mentioned above, if a user wants to receive the information about target areas, it is necessary to find out and choose a mobile-aware node in this region to provide the wanted awareness service. However, the most difficult problem is how to choose and find out mobile nodes, and then make them interconnect with each others. In this paper, by introducing correlation social network theory, we would analyze the social relation between mobile-aware nodes, mine the social property and activity rules of nodes, and ultimately improve the discovery efficiency of nodes in objective regions, and increase the success ratio of awareness service.