

DOI: 10.7652/xjtuxb201706012

群智感知中采用节点社会属性的亲密度量化方法

张文东^{1,3}, 桂小林^{1,2}, 蔡宁超¹, 安健^{1,2}

(1. 西安交通大学电子与信息工程学院, 710049, 西安; 2. 西安交通大学陕西省计算机网络
重点实验室, 710049, 西安; 3. 新疆大学信息科学与工程学院, 830046, 乌鲁木齐)

摘要: 针对群智感知中节点社会关系计算存在的层次关系划分不清、关联因子描述粗糙等问题,提出一种采用社会属性的亲密度量化方法。该方法通过分析影响节点社会关系的多维要素,将节点属性因子划分为静态和动态两个维度。通过构造多维语义分级树和空间索引编码,对节点静态属性进行挖掘和形式化表示。同时,引入交互信息熵,对社会关系的不对称性进行分析和比较,以提高亲密度量化方法的客观性。基于层次分析法实现节点动态属性的二级评判和有效聚合,并通过节点融合度对亲密关系进行二次修正。实验结果表明:与已有方法相比,采用社会属性的亲密度量化方法预测准确率提高了 14.67%,该方法能够有效降低群智感知中移动节点的误判概率,提高网络社团识别准确率,为候选服务节点集的选择提供有效依据。

关键词: 群智感知; 社会关系量化; 亲密度; 社会属性; 节点融合度

中图分类号: TP309 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-987X(2017)06-0073-06

Intimacy Relationship Quantification Method among Nodes Based on Social Attributes in Crowd Sensing

ZHANG Wendong^{1,3}, GUI Xiaolin^{1,2}, CAI Ningchao¹, AN Jian^{1,2}

(1. School of Electronic and Information Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China;
2. Shaanxi Province Key Laboratory of Computer Network, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China;
3. College of Information Science and Engineering, Xinjiang University, Urumqi 830046, China)

Abstract: A new method, called social-based nodes intimacy quantification method (SNIQ), is proposed to solve the problem of unclear hierarchy and rough associated attribute description in nodes social relationships quantification. A formal representation of social attributes is presented by means of static semantic hierarchy tree and spatial index coding to analyze multi-dimension factors that influence nodes social relationship. The asymmetry of social relations of nodes is reasonably evaluated by introducing the interactive information entropy. Furthermore, analytic hierarchy process (AHP) is used to achieve two-level judgment and effective aggregation of node dynamic attributes, and a fusion degree of nodes is introduced to dynamically modify intimacy relationships of nodes. Experimental results show that SNIQ is better than the traditional algorithms in accuracy and recall rate in the process of getting nodes intimacy relationships, and effectively improves the success rate of nodes selection in crowd sensing. Comparisons with the existing algorithms show that the proposed SNIQ achieves 14.67% improvement in prediction accuracy.

收稿日期: 2017-02-07。 作者简介: 张文东(1975—),男,博士生;桂小林(通信作者),男,教授,博士生导师。 基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61502380);陕西省自然科学基金资助项目(2014JQ8322);陕西省科技统筹创新工程资助项目(2013SZS16-Z01/P01/K01);中央高校基本科研业务费专项资金资助项目(XJJ2014049)。
网络出版时间: 2017-03-28 网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/61.1069.T.20170328.1133.014.html>

Keywords: crowd sensing; social relationship quantification; intimacy relationship; social attributes; node fusion degree

在群智感知服务过程中,移动节点携带的感知设备可以实现对物理环境的广泛感知。感知节点间的社会关系产生了密不可分的联系^[1],使节点间的通信不再单纯地依靠随机相遇来完成,故针对节点在任务执行过程中涉及的资费、电量、数据大小等问题,利用移动节点间的社会关系是实现群智感知任务分配、数据采集、结果回传等过程中需要首先考虑和解决的关键问题。在建立亲密关系时需要考虑各节点属性,然而多数算法对节点属性的考量过于单一。传统算法在对静态属性进行挖掘的时候,由于现有的对个人信息进行分析来量化亲密度的方法大多是通过信息的相似度来计算亲密度,故忽视了信息间的层次关系^[2];同时,用交互记录进行亲密度量化时,大多量化方法都是通过交互次数的比例来量化交互的不对称性,这种做法并不能完全反映节点间的不平衡性^[3];另外,节点间的社会属性一般也是只考虑亲密关系的传递性,进而网络中一些交互次数低、静态属性重合度少,但在社团结构下却拥有很高亲密度的节点没有得到准确评估。这样就导致得到的加权社交网络在通过经典的社团发现算法,例如 Girvan Newman、Finding and Extracting Communities 等方法,对其进行社团划分时得到的结果非常紊乱,因此直接亲密度低,但在社团结构中具有高亲密度的节点同样是值得信任的中继节点。

本文提出了一种基于节点社会属性的亲密度量化方法 (social-based nodes intimacy quantitative, SNIQ),对节点的亲密关系从静态属性、动态交互和社会属性 3 个方面进行综合考量,使关系量化更加准确。该方法首先根据节点的静态语义属性构建静态语义分级树,对节点的固有属性进行挖掘,再联合节点间的交互记录进行加权求和,得到节点间亲密度的初始量化关系。在初步求得节点之间亲密度的基础上,通过两节点的邻节点之间的亲密关系计算朋友圈的融合程度,对亲密度做进一步修正。同时,所得到的社交网络的社团结构更加明晰,对节点的社会属性评价更加准确。在上面提到的众包服务中任务回传的背景下,本文所提方法很好地解决了中继节点寻找问题,同时为中继节点移动轨迹的预测提供了更加符合群体社会性的依据。

1 静态语义分级树的构建

首先采集移动节点的静态语义信息,对其 ID、

位置、兴趣等社会信息进行提取。本文通过 GeoHash 对系统的某些属性进行定位,然后再进行其他属性的分级。GeoHash 是一种将位置坐标用字符串代替的做法,而且从高位开始,匹配的字符串越多,节点间的距离越相近^[4]。

对静态语义分级树进行构建的时候,此方法需要定位到目标位置节点。根据位置的经度和纬度,此算法使用逼近编码的方式进行二进制编码,采用二分法进行地理位置区间划分,最终得到两个分别表示目标位置的经、纬度 7 位二进制数串。将两个生成的数串进行合并,将偶数位放经度,奇数位放纬度,把二进制串组合成新串,最终通过 base32 编码^[5]对所得到的新串进行编码,得到最终的移动节点的位置 GeoHash 编码。在实现过程中,对整体区域使用 Peano 空间曲线进行编码。这里没有使用公认较好的 Hilbert 空间填充曲线是因为 Peano 思路和计算相对简单,能更好地适应大规模的轨迹算法。但是,Peano 容易突变,造成编码虽然相似但可能相距很远的问题,所以需要筛选 GeoHash 编码相似的 POI 点,进行实际位置计算^[6]。

下一步对移动节点的各个固有属性进行分级。用文字对属性进行阐述,同时进行属性的分级,然后对每一级的属性进行二进制编码。本文采用汉字国标码来进行二进制编码,而英文直接用 ASCII 码进行编码。在汉字中间,机内码和国标码之间的转换关系为:汉字机内码=汉字国标码+8080H。从所得的属性的二进制编码最终得到了属性的十六进制编码,至此完成了以 GeoHash 编码为根结点、各级属性为叶子结点的静态语义分级树。

最后,在计算两个移动节点的静态语义亲密度时,根据静态语义分级树的结构,给出亲密度量化的计算公式为

$$I_{ij}(A_i) = G_{ij}(A_i)/2 + 2^{n-m-1}G_{ij}(A_i) \quad (1)$$

式中: $I_{ij}(A_i)$ 为节点 i 和 j 关于属性 A_i 的亲密度; $G_{ij}(A_i)$ 表示节点 i 和 j 对于属性 A_i 的位置编码 (GeoHash 编码)从最高位开始到第一个不相同的二进制位之间的长度与 GeoHash 编码总长度的比值(在构建 GeoHash 编码时考虑到运算的需要,对所有编码取同样长度); n 表示除 GeoHash 编码层之外,两个节点关于属性 A_i 由最高层开始到第一个不匹配层之间的层数; m 代表属性 A_i 除 GeoHash

编码层之外的总层数。使用式(1)可以将亲密度数值控制在0~1的范围内,且可体现出节点之间的亲密度关系。

设每个属性都拥有若干个属性集(这里只考虑家庭住址等拥有位置相关的属性),属性集用 $A(A_1, A_2, \dots, A_j)$ 表示,对于节点 i 和 j 的亲密度 S_{ij} ,取所有类型属性的亲密度最大值,具体的表述如下式

$$S_{ij} = \max(I_{ij}(A_1), I_{ij}(A_2), \dots, I_{ij}(A_j)) \quad (2)$$

综上所述,根据静态语义编码和式(1)与式(2),可求得节点 i 和 j 基于静态语义的节点亲密度 S_{ij} 。

2 节点亲密度的量化与修正

2.1 动态交互亲密度的量化

在社交网络中,同样存在各式各样不确定的信息^[7]。以往的节点间的关系量化,更多的是建立在交互次数和交互记录中,对于交互信息的价值权重没有进行合理的考量。在现实中,节点的不对称性是社交网络的一个显著特点,所以在节点的交互信息中,用科学合理的方式对交互进行价值考量,来评价节点之间的不对称性显得更加必要,可通过信息熵进行信息价值评价,以解决上面阐述的问题。信息熵作为衡量信息价值的标准,可以有效过滤信息的冗余,更加精确地量化节点之间的不对称性。

在本节中,将基于节点间的交互记录和节点与邻节点的交互信息熵,来更加精确地确定节点间的亲密度。首先给出下面的几个定义。

定义1 初始交互亲密度。设节点 i 与 j 的交互次数为 c_{ij} ,存在交互次数阈值 β 且 c_{ij} 大于 β ,则节点 i 对 j 的初始交互亲密度 $N(i, j)$ 定义为与 i 的交互次数介于 β 和 c_{ij} 的节点数和与 i 交互次数大于 β 的节点数的比值。

定义2 亲密度权重指标。 $P(i, j)$ 为节点 i 对 j 交互亲密度的权重指标,用节点 i 和 j 的交互次数与节点 i 的总度数的比值表示。

定义3 交互信息熵。设节点 i 有 k 个邻节点,以 i 为中心点, i 的交互信息熵^[8]为

$$H(i) = - \sum_{\theta=1}^n P(i, \theta) \log P(i, \theta) \quad (3)$$

定义4 平均交互信息熵。表示系统中所选取的有代表性的 q 个节点的信息熵平均值

$$\bar{H} = \sum_{i=0}^q H(i) / q \quad (4)$$

用定义2、定义3和定义4可以对定义1中的 $N(i, j)$ 的权值进行确认。首先由二元信息熵函数

可以得出, $P(i, j)$ 越接近0.5,其信息熵越大,也就是中心节点的交互分布越均匀^[9],则在考虑该节点与其他节点亲密度量化的过程中,在交互次数一定时,应该赋予其较小的权值。同理,对于交互信息熵较小的节点,需要赋予较大的权值,由此可以得到相对于节点 i 和 j 的初始交互亲密度权值。

根据节点的权重指标对两节点的初始交互亲密度进行修正(这里假设节点 i 的交互信息熵小于 j)得到

$$C_{ij} = N(i, j)w_{ij} + N(j, i)w_{ji} \quad (5)$$

式中: C_{ij} 为节点 i 和 j 的交互亲密度; $N(i, j)$ 为节点 i 对 j 的初始交互亲密度; $N(j, i)$ 为节点 j 对 i 的初始交互亲密度; w_{ij} 为节点 i 的初始交互亲密度权值; w_{ji} 为节点 j 的初始交互亲密度权值。

综上便得到了节点 i 和 j 的交互亲密度,在上一节中所得到的的是节点的静态语义亲密度,两者在量化节点间亲密关系的过程中都扮演着重要的角色,而对其各自在亲密度量化中的权值分配成为影响算法准确率的关键。在得到静态语义亲密度 S_{ij} 和交互亲密度 C_{ij} 之后,需要做的就是对其权值进行量化,在这里通过层次分析法^[10]对两者的权重进行量化。根据两者之间的重要性构建1~9的比例标度取值,构造对比判断矩阵。

在构造AHP中的对比判断矩阵时,需要对社交网络中的亲密度量化情景进行分析。在社交网络中,节点的静态语义虽然能在一定程度上反映节点的亲密度,但是有时忽视了同一社会群体中某些节点本身因未知因素而产生的非亲密感,故需要根据不同情形进行分析,从而得到符合场景的相关因素的重要程度并根据AHP量化方法进行对比判断矩阵构造。

根据AHP量化方法,对静态语义亲密度和交互亲密度进行量化,得到最终节点间亲密度

$$D_{ij} = \alpha S_{ij} + \gamma C_{ij} \quad (6)$$

式中: D_{ij} 为节点 i 和 j 的亲密度; α 为静态语义亲密度权值, γ 为交互亲密度权值, $\alpha + \gamma = 1$ 。

2.2 亲密度的修正——社会属性的加入

通过亲密度计算方法可得到节点亲密度,但在社交网络中存在这样一些节点,根据其动态交互记录和静态语义属性所得到的亲密度值并不是很大,但它们处在一个结构相对紧密的社团中,这种关系可以从它们邻节点之间的亲密度值反映出来^[11]。对这种特殊的亲密关系进行研究,能更充分地挖掘节点的社会属性。尤其是在本文所论述的众包任务

回传场景中,根据亲密度进行轨迹预测时,以人为中心的节点运动轨迹很大程度上所遵循的正是社会属性,所以有必要对这种社会属性进行挖掘,使算法能更好地在轨迹预测中得到应用。

下面通过分析节点的邻节点之间的关系,来对节点本身的亲密度进行修正。对邻节点之间的关系进行分类得到如图1所示的3类。本文只考虑3种情况:第1种是*i*和*j*拥有共同的邻节点;第2种是*i*和*j*各自的邻节点之间具有较为亲密的关系;第3种如图1中(3)所表示的,其*i*和*j*的邻节点拥有共同的邻节点。当然,会存在*i*和*j*之间存在更多节点的情况,这里只考虑价值相对较高的这3种情况。

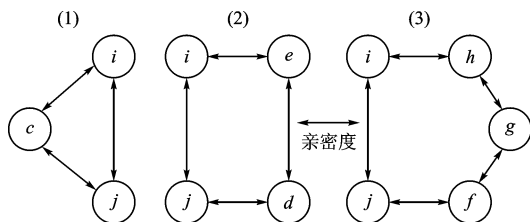


图1 节点关系分类图

在了解了存在的节点关系之后,本小节给出下面几个定义,以便于进行之后的亲密度的修正。

定义5 节点平均亲密度 $\bar{\lambda}$,其含义是在所研究的社交网络中,抽选出 α 个有代表意义的样本与其邻节点的平均亲密度,平均亲密度一定程度上反映了系统总体的亲密关系

$$\bar{\lambda} = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^{d(i)} D_{ij} / \sum_{i=1}^n d(i) \quad (7)$$

式中:*i*表示所选的能代表网络亲密度平均水平的节点,*j*是其邻节点; $d(i)$ 表示节点*i*的连接度数; D_{ij} 表示节点*i*和*j*的亲密度。

定义6 节点对融合度。对于节点*i*和*j*的融合度用 M_{ij} 表示,其含义为节点对(*i*,*j*)与邻节点的亲密关系。在图1中将节点对与邻节点的关系分成了3类,把*i*和*j*看成两个端点的话,则两端点之间的节点数越多,其节点对融合度就越低。这里通过节点*i*和*j*的邻节点所形成链路中亲密度的积来量化一条链路的融合度,而节点对的总融合度为图1中所显示的3种情况的链路融合度之和。在式(8)中展示了对节点对融合度的具体计算过程,最终此公式可以将节点对与邻节点的亲密程度体现出来(这里假设在节点*i*和*j*的邻节点中拥有图1中的第1种形态的链路数为 x ,拥有第2种形态的链路数为 y ,拥有第3种形态的链路数为 z)。

$$M_{ij} =$$

$$\sum_{a=0}^x D_{a1} D_{a2} + \sum_{b=0}^y D_{b1} D_{b2} D_{b3} + \sum_{c=0}^z D_{c1} D_{c2} D_{c3} D_{c4} \quad (8)$$

式中: $D_{a1} D_{a2}$ 为两条边的邻节点链路亲密度乘积; $D_{b1} D_{b2} D_{b3}$ 为3条边的邻节点链路亲密度乘积; $D_{c1} D_{c2} D_{c3} D_{c4}$ 为4条边的邻节点链路亲密度乘积。

定义7 平均融合度用 $\bar{M}$ 表示。在社交网络中,取有代表性的 b 个点,对其融合度求平均值。 $\bar{M}$ 反映的是网络中各个节点对的邻节点融合程度的平均值

$$\bar{M} = \sum_{i=1}^b \sum_{j=1}^{\deg(i)} M_{ij} / b \quad (9)$$

式中: $\deg(i)$ 表示节点*i*的度。

上面几个指标结合起来,便可以量化一个社区总体的亲密程度,其目的在于让节点对融合度高的节点亲密度值变大,所以可得到下式

$$D'_{ij} = \begin{cases} D_{ij}, & M_{ij} < \bar{M} \\ 2D_{ij} - D_{ij}^2, & M_{ij} \geq \bar{M} \end{cases} \quad (10)$$

式中: D'_{ij} 表示节点*i*和*j*修正后的亲密度。对于亲密度修正,需要考虑两点:首先修正后的亲密度必须符合之前亲密度的取值范围(0,1);其次,亲密度在之前的基础上需要有一定程度的提高。满足上面两点的函数有很多,这里采用了范围较为合理的 $y = 2x - x^2$ 。式(10)是对亲密度的修正,这样得到的修正亲密度拥有更加准确的社团属性,能够更加精确地反映系统的社会关系,所以修正后的亲密度能为轨迹预测中社会属性的挖掘提供更好的依据。

3 实验与结果分析

3.1 SNIQ 性能实验与结果分析

对SNIQ算法的性能进行综合分析主要分两步,首先根据人人网数据集,用SNIQ算法将用户之间的亲密度进行量化,再通过好友推荐算法中的测试指标来验证亲密度评估的准确率。由于静态语义和交互记录在亲密度量化过程中一直都是考虑的重要因素,而本文提出的亲密度修正算法并没有证实其有效性,所以有必要通过实验证明亲密度修正算法是科学合理的。在本文中引入模块度等指标对网络进行评价,用MIT Reality Mining数据集^[12]来验证亲密度修正算法的正确性。实验环境为联想天启M7300计算机,2.67 GB内存,Windows10操作系统,处理器为Intel(R) Core(TM) i5-2400 CPU。

3.1.1 SNIQ 亲密度量化实验 对于静态语义和交互记录进行亲密度量化,本文采用人人网提供的数据库。人人网开放平台API2.0提供了丰富的数据源。对于亲密度量化指标,目前比较常用的是在 N

个最优好友推荐研究中采用的准确率、召回率^[13]。为了解决准确率和召回率之间的不平衡性,引入了调和平均数 F ,其定义如下

$$F = 2PR / P + R$$

(11)

式中: P 为准确率; R 为召回率。一般而言,准确率和召回率是负相关的。因为如果为了追求较高的准确率,就会严格控制推荐个数,这样就会导致召回率降低,所以为了更加全面地评价推荐质量,提出了调和平均数 F 。

本文使用基于关系的两阶段好友推荐模型(模型 1)和基于内容的好友推荐模型(模型 2)与本文方法进行对比,3 种模型在不同最优好友数 N 下的准确率、召回率和调和平均数如图 2~4 所示。

由图 2 可以看出,在好友数较少的情况下,3 种算法的准确率十分接近,而随着好友数增大,SNIQ 算法的准确率明显高于其他两种。图 3 描绘了召回率的变化情况。随好友数增大,召回率受本身固有属性影响都出现了下降,但 SNIQ 算法的召回率始终高于其他两种算法。图 4 中调和平均数在好友数为 10 左右的时候达到最大值,且 SNIQ 算法的调和平均数始终大于另外两种算法,表示 SNIQ 算法的综合性能相对较高,量化关系较为合理准确。

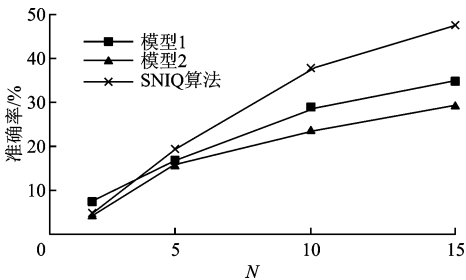


图 2 3 种算法在不同最优好友数下的准确率

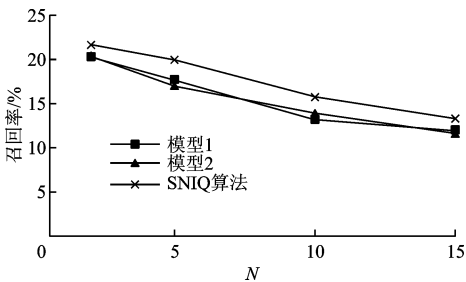


图 3 3 种算法在不同最优好友数下的召回率

3.1.2 亲密度修正算法性能评估 为了更好地验证亲密度修正算法,本文使用 MIT Reality Mining 数据集进行实验分析。在该数据集中,包含 94 个节点和 1 372 条链接。同时,每个实验者都提交了与其他实验节点的真实社会关系。最后,经过对网络进行

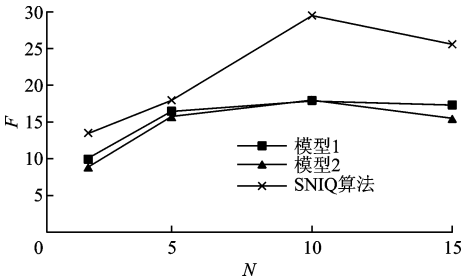


图 4 3 种算法在不同最优好友数下的调和平均数

处理删除掉部分交互记录过少的孤立节点和一些通信次数较少的边之后,得到 88 个节点和 117 条边。

为了验证亲密度修正算法对社交网络中社团结构的影响,在本文中通过较为经典的 FN 社区划分算法对未修正网络和已修正网络进行社区划分,同时通过模块度对网络的社团划分质量进行评估^[14]。模块度是现在最常用的衡量复杂网络社区划分质量的指标,而 FN 算法正是利用模块来进行网络簇合并,其基本思想是先将网络划分为若干个网络簇,然后再对网络簇进行合并,其合并的依据是两个簇合并过程中两簇模块度之差取得最大值。通过迭代的算法最后直至网络中总的模块度最大为止。经过记录,得到在未修正算法结束时网络的总模块度为 0.89,在已修正算法结束时网络的总模块度为 0.96。

整个实验过程记录了模块度变化的情况。由图 5 可以看出,修正网络与未修正网络在迭代开始的时候模块度变化并不大,而随着算法的进行,经过修正的亲密网络模块度明显高于未修正网络,也就是说修正后的亲密网络社会关系更加明显。

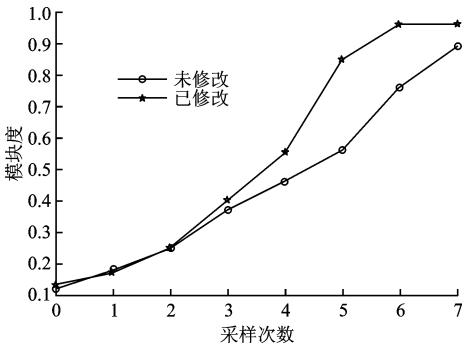


图 5 社团划分过程中的模块度变化

上面的实验说明了亲密度修正算法可以加强亲密关系网络的社会属性,而对其加强后的正确性并没有论证。由于 MIT Reality Mining 同时提供了节点之间的朋友关系报告,实验根据网络中的亲密度权值,以系统中部分好友的平均亲密度 0.531 2 为阈值,对节点的亲密关系进行了预测,结果见表 1。

表 1 朋友关系预测表

网络 类型	正确节 点对数	漏判节 点对数	误判节 点对数	预测准 确率/%
未修正	91	134	64	40.44
已修正	124	101	73	55.11

表 1 中的预测准确率由正确节点对数与所统计的真实朋友关系总数的比值所得。从表 1 中的结果可以看出,在所统计的 225 对真实朋友关系中,已修正的关系网络预测正确对数达到了 124,明显高于未修正网络的 91,已修正网络的预测准确率比未修正网络高了 14.67%。虽然误判率略高于未修正网络,但其差距在可接受的范围内。从上面的统计结果可以看出,已修正的亲密关系网络能够更加真实地反映节点之间的亲密关系,所以将修正后的亲密密度用于后面的轨迹预测算法中,也会一定程度上提高轨迹预测的准确率。

4 结 论

在众包任务回传过程中,为了实现快速高效且成本低廉的数据传输,节点的选择起到至关重要的作用。本文提出了一种基于感知节点社会属性的亲密度量化算法。该方法通过静态语义分级树的构建、动态交互亲密度的量化和亲密度的修正 3 个步骤,对节点之间亲密度进行量化,作为众包节点选择的评价依据,并利用社交网络开放接口和开放数据集对提出的算法进行了有效性验证。

然而,上述提出的算法本身还不够完善,需要在以下几个方面进行改进,使算法达到更好的效果。对于亲密度的量化为了获得更加精确的结果,分别从静态语义、交互记录和社会关系 3 个方面进行挖掘,然而由于考虑的因素过多,基于交互记录的亲密度量化算法和亲密度修正算法复杂度都偏高。在社交网络中,交互记录的更新非常频繁,这会对动态亲密度计算带来较大的时间代价。

参考文献:

[1] WATTS D J. Networks, dynamics, and the small-world phenomenon 1 [J]. American Journal of Sociology, 1999, 105(2): 493-527.

[2] MUSAU F, WANG G, GUO S, et al. Neighbor similarity trust against sybil attack in P2P e-commerce

[J]. IEEE Transactions on Parallel and Distributed Systems, 2015, 26(3): 547-554.

[3] TOMASI A. The role of intimacy in the evolution of technology [J]. Journal of Evolution and Technology, 2008, 17(1): 1-12.

[4] BALKIĆ Z, ŠOŠTARIĆ D, HORVAT G. GeoHash and UUID identifier for multi-agent systems [C] // Proceedings of the 6th KES International Symposium on Agent and Multi-Agent Systems: Technologies and Applications. Berlin, Germany: Springer, 2012: 290-298.

[5] JOSEFSSON S. The Base16, Base32, and Base64 data encodings: RFC 4648 [S]. Fremont, California, USA: IETF, 2006: 8-10.

[6] SUWARDI I S, DHARMA D, SATYA D P, et al. GeoHash index based spatial data model for corporate [C] // Proceedings of the International Conference on Electrical Engineering and Informatics. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2015: 478-483.

[7] CASTELLANO G, GONZALEZ-SANTANDER J L, LARA A, et al. Classification of flavonoid compounds by using entropy of information theory [J]. Phytochemistry, 2013, 93(1): 182-191.

[8] SHANNON C E. A mathematical theory of communication [J]. ACM Sigmoble Mobile Computing and Communications Review, 2001, 5(1): 3-55.

[9] LI X Y, GUI X L. Trust quantitative model with multiple decision factors in trusted network [J]. Chinese Journal of Computers, 2009, 32(3): 405-416.

[10] MORDESON J N, WIERMAN M J, CLARK T D, et al. The analytic hierarchy process [M]. Berlin, Germany: Springer, 2013: 93.

[11] LAI Y, CHEN Y, ZOU Q, et al. Design and analysis on trusted network equipment access authentication protocol [J]. Simulation Modelling Practice and Theory, 2015, 51(51): 157-169.

[12] NATHAN E, ALEX P. Reality mining: sensing complex social systems [J]. Personal and Ubiquitous Computing, 2006, 10(4): 255-268.

[13] SUI X, CHEN Z, MA J. Location sensitive friend recommendation in social network [M]. Berbin, Germany: Springer, 2015: 316-327.

[14] WAGNER G P, PAVLICEV M, CHEVERUD J M. The road to modularity [J]. Nature Reviews Genetics, 2007, 8(12): 921-931.

(编辑 武红江)