

Circle of Friends Detection in VANET Based on Trajectory Analysis

Ning Wei-xun, Xiao Xiao-qiang, Zhou Peng

College of Computer, National University of Defense Technology, Changsha, China

Email address:

ningweixun@nudt.edu.cn (Ning Wei-xun), xqxiao@nudt.edu.cn (Xiao Xiao-qiang)

To cite this article:

Ning Wei-xun, Xiao Xiao-qiang, Zhou Peng. Circle of Friends Detection in VANET Based on Trajectory Analysis. *Science Discovery*. Vol. 4, No. 5, 2016, pp. 297-302. doi: 10.11648/j.sd.20160405.16

Received: September 6, 2016; Accepted: October 10, 2016; Published: October 13, 2016

Abstract: Nowadays in the domain of VANET, there are few researches about the social property that based on the social relationship between the vehicle owners which are nodes of VANET. According to the data of vehicles' GPS track, this text studies the situation of vehicles' encounter, analyzes the relationship of vehicle owners and applies the method of *Community Detection* in social network, then the circle of friends in VANET could be found.

Keywords: VANET, Community Detection, GPS Trajectory, Circle of Friends

基于轨迹分析的VANET朋友圈挖掘方法

宁伟勋, 肖晓强, 周鹏

国防科学技术大学计算机学院, 长沙, 中国

邮箱

ningweixun@nudt.edu.cn (宁伟勋), xqxiao@nudt.edu.cn (肖晓强)

摘要: 现有的VANET研究中, 对车辆节点由于车主之间的社会关系而构建的社会属性研究较少。本文基于GPS轨迹数据, 研究车辆的相遇情况, 分析出车辆节点之间的朋友关系, 运用社会网络中社区发现的方法, 挖掘出VANET中的车辆朋友圈。

关键词: 车载网络, 社区发现, GPS轨迹, 朋友圈

1. 引言

车辆自组织网络 (Vehicular Ad-hoc Network, 简称 VANET) 是一个以车载无线通信单元 (On Board Unit, OBU) 或路边单元 (Road Side Unit, RSU) 为节点, 按自组织方式建立的无线移动通信网络, 是一种特殊的移动自组织网络 (Mobile Ad-hoc Network, 简称 MANET) [1][2]。VANET具有MANET的自治性和无固定结构、多跳路由、网络容量有限、网络拓扑动态变化等特点[3], 同时还有由于车辆的移动性产生的无线信道质量不稳定、网络拓扑变化

快、链路寿命短等特殊难点[4]。VANET是在面临汽车普及化的大趋势下应运而生的, VANET中节点通过协作将车辆传感器感知到车辆移动信息传递给附近的邻居车辆, 以及时避免交通事故; 此外, 多个相邻的车辆还可以将自身的行驶线路等信息通过VANET数据传递告知邻居车辆, 以便给出最优的行驶决策 (例如最优的路口通行顺序) [5]。在目前的数据传递策略中, 多数都是基于车辆位置或基于区域范围进行的数据传递。在车辆行驶中, 有些车辆会经常相遇、有些车辆只是偶尔相遇, 而针对车辆相遇的关联关系对数据传递决策影响的研究较少。随着汽车和车载终

端设备的普及,使得车辆轨迹数据的获取已经不再是困扰人们的问题,随之而来的是如何从海量的轨迹数据中挖掘出人们感兴趣的知识[6]。文献[7]从出租车轨迹寻找出租车驾驶员居住地,文献[8]基于GPS轨迹提取出行信息的研究等,文中基于GPS轨迹分析车辆与车辆之间的相遇情况,找出相遇频次较高的车辆(朋友车辆),运用社会网络社区发现的方法挖掘出经常相遇的车辆群体[9],即车辆朋友圈,为VANET数据传递决策提供支持。

2. 车辆轨迹数据预处理

基于真实GPS轨迹数据的研究,由于客观原因会出现许多问题,例如GPS设备没有接收到信号引起的数据丢失、

表1 轨迹记录中数据文件的字段。

字段 含义	Name 车牌号	time 采集时间点	jd 经度	wd 纬度	status 车辆状态	v 车速 (km/h)	angle 行车方向
----------	-------------	---------------	----------	----------	----------------	----------------	---------------

表1中采集时间点格式(YYYY/MM/DD hh:mm:ss);车辆状态(0=非打表,即:空载;1=已打表,即:重载);行车方向(0=东;1=东南;2=南;3=西南;4=西;5=西北;6=北;7=东北)。

车辆的数据记录中,多的有九万多条,少的只有几条,其中百分之八十以上车辆的数据量在一万五千条以上。文件格式为TXT文本文件,总计数据量有9.34G。

经过研究分析发现,原始数据集中存在以下几个方面的问题:

1)数据的记录日期不在统计的9天记录范围内,出现如(粤**73,1970/01/01 08:00:00,0.000,0.000,0,0,0,)的内容;

2)部分车辆的记录日期不是按时间递增顺序记录从20140418到20140426,记录的日期顺序颠倒;

记录的数据中有错误的经纬度坐标或时间等,此类问题必须妥善解决,减少“污点”数据的影响,以保证可靠的结果。

2.1. 原始GPS轨迹数据分析

文中用的数据集为中国深圳市出租车的GPS轨迹数据,共包含13799辆车,从2011年4月18日0点到2011年4月26日12点总计9天的运行数据,每个车辆轨迹数据文件均以车牌号命名,数据文件由7个字段构成,如表1所示。

3)轨迹记录数据量少,记录只有几十或几百条;或是只有某一天的轨迹数据等情况。

出现以上情况的数据,占总数据量的16.4%,情况1的错误数据和情况3的不全面数据,对分析结果没有作用,处理过程中产生不必要的开销;情况2的数据记录出现了错误,会带来错误的分析结果,因此对出现以上情况的车辆轨迹数据进行舍弃不用。

2.2. 车辆GPS轨迹数据精简

在轨迹数据的字段中,文中需要的字段只有车牌号、采集时间点、经纬度坐标,并且数据的记录时间都为2011年04月,每条记录的前6位时间完全相同,为了减少计算量,对数据进行精简,得到表2所示数据格式。

表2 处理后的数据格式。

时间	经度	纬度
18000006	114.078453	22.547518
18000101	114.078300	22.545532
18000156	114.080452	22.545668
18000347	114.084114	22.548134
18000442	114.084114	22.548134
18000537	114.084030	22.549932
18000632	114.085052	22.551666
18000727	114.083946	22.551649
18000822	114.081497	22.553682
18000917	114.081497	22.554951
...		

从表2可知,处理后的数据把时间采集点的日期、小时、分钟和秒进行了合并,相邻记录的时间间隔从十几秒到几十秒不等。

3. 车辆朋友关系的分析

在VANET的通信中,两台车辆只有位于彼此的通信范围半径之内才能进行有效的数据交互,可以把这种状态称

为两辆车“相遇”。这种相遇实际上反映的是人们活动的社会特征,体现了人们不同状态下或者复杂或者简单的社会关系模式。

3.1. 车辆相遇模型

由此可知,当两车能在一跳范围内进行通信,即认为两车相遇。判断两车相遇,需要两车在同一时间T,同一地点D(D为两车的通信半径)如图1所示。

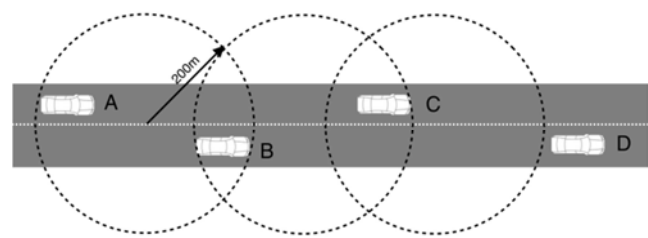


图1 车辆相遇模型。

如果时间T取具体的时间点，比如18日03时24分23秒，由于车辆的移动性和每台车辆时间记录的差异，很少有车辆在相同的T时间点上存在记录，不能分析出正确的相遇结果。所以，时间T取一个时间段，当两车的记录时间差 Δt 小于T，并且两车当前的距离 Δd 小于D时，则认为两车相遇。

$$E = \begin{cases} 1, \Delta t < T \text{ 且 } \Delta d < D \\ 0, \text{ else} \end{cases} \quad (1)$$

为得到车辆的相遇信息，对所有的车辆进行两两对比，得出每一台车辆与其它所有车辆的相遇情况，即每台车辆要与其它所有车辆进行遍历对比。

3.2. 基于时间窗口的车辆朋友关系分析

对车辆的每一次相遇进行统计，得到车辆的相遇集，其中相遇频次较高的车辆，认为关系密切的车辆，即存在朋友关系。为了准确寻找有朋友关系的车辆，定义：相遇持续时间，从车辆A和车辆B行驶到彼此通信范围以内，到其超出通信范围的持续时间；时间窗口，对车辆的记录按一定时间长度进行分段，每一段为一个时间窗口。

在一个时间窗口内，从车辆的第一条记录开始，对数据进行分析，当发现两车有一次相遇，即 $E=1$ ，则该窗口内剩余记录不分析，两车直接跳入下一个时间窗口。时间窗口长度的划分对相遇结果的分析有直接的影响，当时间

窗口较大时，多数车辆都有较低的相遇次数，不能找出相遇频次较高的车辆，即不能找出朋友关系密切的车辆；当时间窗口较小时，会把两车一次较长的相遇持续时间划分为多个窗口，增加较多的相遇次数，形成车辆的虚假朋友关系，比如节假日高速路自驾、婚庆车队、堵车等个别事件。

为了确定合适的时间窗口，文中分别以24小时(day)、12小时(h12)、6小时(h6)、3小时(h3)、2小时(h2)、1小时(h1)、30分钟(m30)、20分钟(m20)、10分钟(m10)、5分钟(m5)划分时间窗口，对随机抽取的400台车辆进行分析，得出每台车的相遇集，并对结果按相遇次数排序。其中某台车辆的结果如表3所示。

表3 不同时间窗口下某车与其它车辆的相遇部分结果。

粤**93									
day	h12	h6	h3	h2	h1	m30	m20	m10	m5
9	16	25	34	42	60	88	123	216	401
9	16	24	33	40	54	75	96	153	268
9	15	22	33	35	46	68	87	148	255
9	15	22	29	34	44	59	68	101	183
9	15	21	29	33	38	51	65	100	163
9	15	21	28	31	36	49	59	99	154
9	14	20	25	29	35	47	59	93	153
9	14	20	25	29	34	46	51	73	111
9	14	19	25	29	34	43	49	70	110
9	14	19	25	28	32	39	44	55	73
9	14	19	24	28	32	38	42	55	72
9	14	18	24	27	32	37	42	51	71
9	13	18	22	26	31	37	40	50	64
9	13	18	22	26	30	36	40	47	62
9	13	18	22	26	30	35	39	45	61
...									

用Matlab对不同时间窗口的相遇数据进行分析如图2所示：

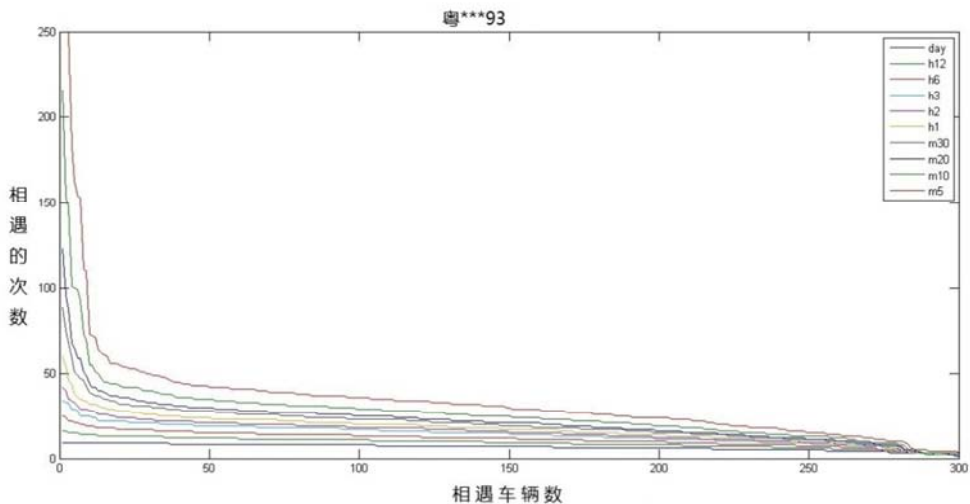


图2 某车在不同时间窗口下与其它车辆的相遇情况分布图。

图2中，纵坐标为车辆相遇的次数，横坐标为相遇的车辆数。在不同时间窗口下相遇频次较高的前50辆车相遇

次数的差异较大, 50辆车以后的相遇次数差异相对稳定且逐渐缩小, 相遇车辆排名300以后的次数较少, 为了表示清晰, 图中不再显示。

可知, 不同时间窗口下, 相遇的车辆频次分析的结果有所不同, 为了取得合适的时间窗口, 设不同时间窗口的时间集为:

$$T = \{day, h12, h6, h3, h2, h1, m30, m20, m10, m5\} \quad (2)$$

则一台车辆在不同时间窗口下的相遇集为

$$S'_t = \{C_1, C_2, C_3, \dots, C_i\} (t \in T, 0 < i \ll 400) \quad (3)$$

在稳定的朋友圈中, 圈内的成员应该还是比较稳定的, 不会随着不同的时间参考点而有较大的变化, 相应车辆的相遇集中, 有朋友关系的车辆也应该是较稳定的。在不同时间窗口下, 得出相遇集中的相同车辆的重合率, 重合率最高情况下的时间窗口, 即为找到的合适的时间窗口。根据150法则, 随机抽取部分车辆的相遇集中频次较高的前150台车, 研究相遇集的重合率。取车辆A在不同时间窗口下分析得到的相遇集中, 取相遇频次最高的前150台车辆做为子集, 得到:

$$S_t = \{C_1, C_2, C_3, \dots, C_i\} (t \in T, 0 < i \ll 150) \quad (4)$$

计算两个子集内车辆的重合率

$$C = \frac{S_i \cap S_j}{150} (S_i, S_j \in S_t) \quad (5)$$

由此得到车辆A在不同时间窗口下的重合率, 如表4所示。

表4 车辆A在不同时间窗口下的重合率。

	day	h12	h06	h03	h02	h01	m30	m20	m10	m05
day	100	85	85	83	82	81	79	79	74	74
h12	85	100	94	89	89	87	87	84	83	81
h06	85	94	100	93	92	91	89	85	84	81
h03	83	89	93	100	93	94	90	89	85	83
h02	82	89	92	93	100	95	93	91	88	87
h01	81	87	91	94	95	100	95	92	89	88
m30	79	87	89	90	93	95	100	93	93	91
m20	79	84	85	89	91	92	93	100	94	93
m10	74	83	84	85	88	89	93	94	100	96
m05	74	81	81	83	87	88	91	93	96	100
C_m	82.2	87.9	89.4	89.9	91	91.2	91	90	88.6	87.4

表4中重合率C以百分数表示, 最后得出在不同时间窗口下的平均重合率 C_m 。可以看出, 在不同时间窗口下, 得出的相遇车辆集有较大不同, 为了找到合适的时间窗口, 得到稳定的相遇车辆集, 以此方法, 随机选取部分车辆, 计算平均重合率 C_m , 得到表5结果。

表5 部分车辆的平均重合率。

	Day	h12	h06	h03	h02	h01	m30	m20	m10	m05
车A	82.2	87.9	89.4	89.9	91.0	91.2	91.0	90.0	88.6	87.4
车B	76.4	81.8	86.2	88.0	88.1	88.8	88.6	89.7	87.5	87.7
车C	78.1	82.8	87.0	87.8	87.7	89.6	88.5	87.6	87.4	86.7
车D	79.3	86.2	89.2	90.2	90.5	91.6	91.5	90.4	88.4	87.9
车E	76.4	84.2	87.4	89.2	89.8	89.6	89.9	90.2	89.7	88.0
车F	81.2	85.7	89.5	90.5	91.7	91.9	90.8	90.6	91.4	90.1
车G	79.9	86.1	89.6	91.2	91.3	92.1	91.1	91.4	89.7	88.2
车H	80.0	87.6	88.4	89.8	90.3	91.0	90.4	90.0	88.1	87.8
车I	78.4	84.8	86.6	89.5	89.8	89.9	90.2	89.8	88.8	87.2
车J	78.4	87.6	88.5	89.5	90.1	90.2	90.4	89.6	89.5	88.2
车K	67.1	74.7	77.6	79.6	80.9	80.0	80.8	79.9	80.5	79.1
K	0	0	0	0	9.1	54.5	18.2	18.2	0	0

如表5所示, 在不同时间窗口t下, 将所选车A到车K的11辆车的相遇关系中的重合率比较。随机样本中的11辆车重合率最高的结果集中在2小时、1小时、30分钟和20分钟这四种时间窗口内, K值表示最高重合率在每个时间窗口下的比例。由此可知在t取1小时的情况下, 最高重合率所占比例最高, 在此时间窗口下得到的车辆相遇关系最稳定。

4. 车辆朋友圈的挖掘

通过以上工作, 得到了以时间窗口t取1小时的车辆相遇集, 也即得到了每台车辆有朋友关系的朋友集合。基于得到的车辆朋友集合, 可以运用社会网络中社区发现的方法, 挖掘出VANET中的社区, 也就是朋友圈。

4.1. 社会网络的社区发现

社会网络是社会个体成员之间通过互动、交流等行为形成的相对稳定的关系体系, 其关注点在于人们之间的互动和联系, 这些互动与联系会影响人们的社会行为从社会网络中的众多结点以及众多连接关系之中, 可以发现众多节点可以划分为组, 每一组之间结点的连接关系较为稀疏, 组内结点的连接关系较为稠密, 将这样的组称为社区结构[10]。同一社团内的节点联系密切, 因此边连接相对来说是稠密的, 不同社团的节点联系较少, 因此边连接是稀疏的[11]。由于车辆节点是由人驾驶的, 也就意味着车辆之间的交互与通信应该表现出人类的社会属性, 在此基础上, 可以运用社区发现的方法来分析VANET中的社区关系。

4. 2. 基于聚类算法的车辆朋友圈挖掘方法

在分析有朋友关系的车辆时，每台车辆与其朋友车辆天然的形成了一个小的簇，即社区，因此可以用聚类算法进行社区的挖掘。聚类算法是一种自底向上的算法，将每个顶点看做一个社区，计算每两个社区之词的相似度，将相似度最高的两个社区合并，并重新计算所有社区对之间的相似度，直到所有顶点合并成一个一个社区，即整个图为一个社区为止。聚类过程参照CHAMELEON算法[12]，这是一种分层次的聚类方法，第一阶段把数据分成很多小的簇或者类，在前期工作中，得到的车辆相遇集自然形成了小的簇，根据二八原则，文中取相遇集中频次最高的150辆车中的百分之二十车辆做为基础簇；第二阶段根据特征值或是距离，计算簇与簇之间的互连性和紧密性，合并这些小的簇，最后形成较大的簇，即朋友圈。

聚类过程中，簇与簇之间的相似度，根据杰卡德相似度判断。杰卡德系数：两个集合A和B交集元素的个数在A、B并集中所占的比例，称为这两个集合的杰卡德系数，用符号 $J(A, B)$ 表示。

$$J(A, B) = \frac{|A \cap B|}{|A \cup B|} \tag{6}$$

杰卡德算法可以看成是一个自收缩算法，其本身只需要控制杰卡德系数的大小就可以得到结果，当 $J(A, B)$ 大于阈值 J 时，合并两个簇，为了控制聚类过程的结束条件，程序加入了聚类后形成簇的个数 N ，当最终形成簇的个数等于 N 时，聚类过程结束。在聚类过程中，程序自动调整阈值 J 的大小，最终形成 N 个簇。

取 $N=3$ 时，聚类结果如表6所示。

表6 当 $N=3$ 时的聚类结果。

8. 1	18. 1	20. 1	25. 1	57. 1	71. 1	73. 1	96. 1	100. 1	116. 1
121. 1	143. 1	154. 1	155. 1	161. 1	165. 1	183. 1	218. 1	231. 1	243. 1
247. 1	249. 1	254. 1	268. 1	278. 1	280. 1	282. 1	284. 1	288. 1	331. 1
332. 1	344. 1	373. 1	385. 1						
2. 2	4. 2	9. 2	14. 2	15. 2	17. 2	21. 2	24. 2	30. 2	33. 2
35. 2	37. 2	39. 2	40. 2	41. 2	42. 2	43. 2	44. 2	45. 2	47. 2
48. 2	49. 2	52. 2	58. 2	59. 2	60. 2	62. 2	63. 2	64. 2	67. 2
69. 2	72. 2	74. 2	75. 2	76. 2	80. 2	81. 2	82. 2	85. 2	86. 2
87. 2	92. 2	93. 2	94. 2	97. 2	101. 2	102. 2	105. 2	108. 2	109. 2
111. 2	112. 2	114. 2	115. 2	117. 2	119. 2	120. 2	124. 2	126. 2	127. 2
129. 2	133. 2	135. 2	136. 2	137. 2	138. 2	147. 2	148. 2	150. 2	153. 2
157. 2	158. 2	159. 2	162. 2	163. 2	166. 2	167. 2	169. 2	171. 2	172. 2
179. 2	180. 2	184. 2	195. 2	196. 2	197. 2	198. 2	199. 2	203. 2	204. 2
211. 2	213. 2	216. 2	217. 2	222. 2	225. 2	226. 2	227. 2	229. 2	230. 2
232. 2	233. 2	235. 2	239. 2	241. 2	244. 2	246. 2	258. 2	252. 2	253. 2
258. 2	260. 2	261. 2	262. 2	263. 2	164. 2	265. 2	267. 2	269. 2	274. 2
281. 2	287. 2	289. 2	292. 2	293. 2	194. 2	297. 2	299. 2	300. 2	301. 2
302. 2	303. 2	304. 2	306. 2	307. 2	309. 2	310. 2	311. 2	314. 2	316. 2
317. 2	318. 2	319. 2	320. 2	321. 2	324. 2	325. 2	326. 2	334. 2	335. 2
336. 2	339. 2	340. 2	343. 2	345. 2	348. 2	349. 2	351. 2	353. 2	359. 2
360. 2	361. 2	363. 2	364. 2	365. 2	366. 2	367. 2	367. 2	369. 2	375. 2
377. 2	378. 2	379. 2	381. 2	382. 2	383. 2	386. 2	387. 2	388. 2	389. 2
393. 2	396. 2	397. 2	399. 2						
1. 3	3. 3	5. 3	6. 3	7. 3	10. 3	11. 3	12. 3	13. 3	16. 3
19. 3	22. 3	23. 3	26. 3	27. 3	28. 3	29. 3	31. 3	32. 3	34. 3
36. 3	38. 3	46. 3	50. 3	51. 3	53. 3	54. 3	55. 3	56. 3	61. 3
65. 3	66. 3	68. 3	70. 3	77. 3	78. 3	79. 3	83. 3	84. 3	88. 3
89. 3	90. 3	91. 3	95. 3	98. 3	99. 3	103. 3	104. 3	106. 3	107. 3
110. 3	113. 3	118. 3	122. 3	123. 3	125. 3	128. 3	130. 3	131. 3	132. 3
134. 3	139. 3	140. 3	141. 3	142. 3	144. 3	145. 3	146. 3	149. 3	151. 3
152. 3	156. 3	160. 3	164. 3	168. 3	170. 3	193. 3	174. 3	175. 3	176. 3
177. 3	178. 3	181. 3	182. 3	185. 3	176. 3	187. 3	188. 3	189. 3	190. 3
191. 3	192. 3	193. 3	194. 3	200. 3	201. 3	202. 3	205. 3	206. 3	207. 3
208. 3	209. 3	210. 3	212. 3	214. 3	215. 3	219. 3	220. 3	221. 3	223. 3
224. 3	228. 3	234. 3	236. 3	237. 3	238. 3	240. 3	252. 3	256. 3	250. 3
251. 3	255. 3	256. 3	257. 3	259. 3	266. 3	270. 3	271. 3	272. 3	273. 3
275. 3	276. 3	277. 3	279. 3	283. 3	285. 3	286. 3	290. 3	291. 3	295. 3
296. 3	298. 3	305. 3	308. 3	312. 3	313. 3	315. 3	322. 3	323. 3	327. 3
328. 3	329. 3	330. 3	333. 3	337. 3	337. 3	341. 3	342. 3	346. 3	347. 3
350. 3	352. 3	354. 3	355. 3	356. 3	356. 3	358. 3	362. 3	370. 3	371. 3
372. 3	374. 3	376. 3	380. 3	384. 3	384. 3	391. 3	392. 3	394. 3	395. 3
398. 3	400. 3								

表6中，为了方便聚类过程，对每辆车以数字编号取代车牌号。逗号前的数字代表车辆编号，逗号后的数字表示车辆归属的簇。结果可视化如图3所示。



图3 当N=3时的车辆朋友圈。

图3中，每一个放射状图形代表一个车辆朋友圈。放射状中心节点代表该朋友圈的类别，放射状端节点代表位于该朋友圈的车辆。

5. 结论

本文对VANET中车辆朋友圈的挖掘进行了研究，得出的车辆朋友圈关系可以为车载网络路由机制和数据转发策略提供支持，在车载网络应用中，为了避免朋友圈关系引起的数据泛洪和带宽浪费，对车辆朋友圈的挖掘方法采用了非重叠社区发现方法，实际车辆的朋友圈关系要比这种结果复杂的多，未来的工作需要进一步研究。

致谢

非常感谢本文受国家自然科学基金项目61272485的支持。

参考文献

[1] Hannes Hartenstein, Kenneth P. Laberteaux. VANET车载网技术及应用[M]. 孙立民, 何云华, 周新运, 刘鸿亮赵茂华, 译. 北京: 清华大学出版社, 2013.

- [2] Vehicular ad-hoc network. 2007. http://en.wikipedia.org/wiki/Vehicular_ad-hoc_network.
- [3] 何宗键, 曹建农, 郑俊浩. 车联社交网络: 机遇、挑战和应用[J]. 中兴通讯技术, 2014, 01:31-34.
- [4] Abusch-Magder D, et al. 911—NOW: A network on wheels for emergency response and disaster recovery operations[J]. Bell Labs Technical Journal, 2007, 11(4): 113—133.
- [5] 金蓓弘, 张扶桑, 张利锋. 车载自组织网络中的数据传递[J]. 集成技术, 2015, 4:18-29.
- [6] Castro, P. S., Zhang, D., Chen, C., Li, S., and Pan, G. From taxi GPS traces to social and community dynamics: A survey. ACM Comput. Surv. 46, 2, Article 17 (November 2013), 34 pages.
- [7] Qi, G., Li, X., Li, S., Pan, G., Wang, Z. & Zhang, D. "Measuring social functions of city regions from large scale taxi behaviors". Pervasive Computing and Communications Workshops (PERCOM Workshops), 2011 IEEE International Conference on IEEE, pp. 384.
- [8] Donovan, B. & Work, D. B. (2015). "Using coarse gps data to quantify city-scale transportation system resilience to extreme events". arXiv preprint arXiv:1507.0601.
- [9] 尹相杰. 社会网络中的社区发现与节点评估算法研究[D]. 吉林大学, 2014.
- [10] Wang, D., Kwon, K., Sohn, J., Joo, B.-G., Chung, I.-J., 2014. Community topical "fingerprint" analysis based on social semantic networks. In: Advanced Technologies, Embedded and Multimedia for Human-centric Computing. Publishing, pp. 83 - 91.
- [11] J. Xie, S. Kelley, B. K. Szymanski Overlapping community detection in networks: the state-of-the-art and comparative study ACM Comput. Surv., 45 (4) (2013), pp. 43:1 - 43:35.
- [12] Ahmad B. Alkhodre. Hybrid fuzzy social mobility model Original Research Article. Karbala International Journal of Modern Science, Volume 2, Issue 1, March 2016, Pages 29-40.