

基于道路结构特征识别的城市交通状态 空间自相关分析

段滢滢, 陆 锋

(中国科学院地理科学与资源研究所 资源与环境信息系统国家重点实验室, 北京 100101)

摘要: 城市道路交通状态具有空间自相关特征。路段交通状态的变化会很快影响到邻近路段, 导致一定空间范围内路段的交通状态发生改变。揭示城市交通状态的空间自相关特征, 对交通规划、交通控制与诱导具有重要意义。然而, 受到城市路网空间结构和道路拓扑特征的影响, 城市道路交通状态的空间自相关并非各向同性, 也并非均匀地向上下游扩散, 而是有选择性地集中在部分邻近路段上。因此, 仅考虑路段地理空间下的上下游邻近性, 难以全面度量路段间交通状态的相互影响, 识别出交通状态空间相关性强的道路集合。本文借鉴复杂网络分析方法, 量化分析了城市路网的模块化与层次性特征, 利用城市路段在空间上的聚集特征和路段在网络中拓扑角色的差异, 提出了一种新的交通状态自相关路段邻近性判别规则, 即空间邻近且拓扑等价规则, 以此规则实现交通状态空间相关路段聚类过程, 更好地揭示城市路段之间的交通状态空间相关性。

关键词: 空间自相关; 路网结构; 拓扑特征; 社区识别

DOI: 10.3724/SP.J.1047.2012.00768

1 引言

城市交通问题已成为制约我国大中城市快速发展的瓶颈。合理有效提高道路利用率、缓解交通拥堵, 面临的首要问题是从本质上认知道路交通状态的变化规律。城市道路交通状态是指城市道路网络交通流的总体运行状况^[1]。道路交通状态直接决定了道路的通行时间和出行耗费, 是出行者最为关注的交通信息, 也是城市交通和位置服务的研究热点。

传统的交通状态分析, 侧重于识别小范围内路段的交通状态时序变化特征, 较少涉及大规模路网并考虑道路之间交通状态的联系。但是, 在真实的城市路网中, 路段不是单独存在的, 而是作为路网的组成部分, 受到路网整体和局部范围内交通变化的影响。例如, 某一路段发生拥堵, 势必会有较多欲进入该路段的机动车用户会绕行至周边的路段上, 从而增加周边路段的交通量, 造成周边路段交通状态的变化^[2]。因此, 仅分析独立路段交通状态的时序变化, 难以全面认知城市道路交通状态演变过程。

更进一步, 道路交通流是出行行为在城市道路空间中的体现, 受到城市道路空间结构的制约。城市路网的空间特征及拓扑结构在一定程度上决定了交通流在城市空间上的分配, 从而直接影响了城市交通状态^[3-4]。全面认知城市道路交通状态, 不仅需要分析交通状态随时间变化的交通现象, 更需要从根源上探讨城市路网空间结构对交通的影响。而道路交通状态的自相关程度, 可以直接反映出两条道路之间的交通状态是否会产生相互影响, 如某条道路受到某种制约, 交通供给能力大幅下降时, 有哪些道路会受到影响? 或者不同道路高峰期爆发时间是否一致? 对于这些现象的认知, 有助于我们更全面地理解城市交通, 实施更有效的交通控制与诱导。

本研究从空间相关性出发, 引入城市路网的空间结构分析和拓扑特征识别方法, 扩展传统地理空间下道路交通状态的自相关研究, 利用路段的空间邻近和拓扑结构等价性, 识别出局域内交通状态相关的路段集合, 从而为实时交通信息插补和短时交通预测模型提供理论支持, 促进智能交通诱导和出行信息服务的发展。

收稿日期: 2012-11-29; **修回日期:** 2012-12-05.

基金项目: 国家自然科学基金项目(41271408); 国家“863”计划项目(2012AA12A211, 2013AA120305)。

作者简介: 段滢滢(1984-), 女, 湖北襄阳人, 博士, 研究方向: LBS技术、交通GIS理论与技术、复杂网络分析等。

E-mail: duanyy@lreis.ac.cn

2 城市路网结构与拓扑特征

目前,道路空间自相关研究主要是通过道路之间的上下游关系来定义空间邻近^[5-6];或认为一定空间范围的道路是邻近的^[7-8]。这些研究仅从地理空间下道路的邻近关系出发判定道路的邻近性。然而城市交通是一个复杂的社会系统,邻近道路之间交通状态的影响扩散绝非各向同性,单纯依赖空间邻近关系来判断交通状态的自相关性难免有失偏颇。此外,不同的局域路网拓扑结构对交通状态的影响扩散也具有较大的影响和制约。因此,从网络的视角探讨城市交通状态的自相关性十分必要。已有研究表明,网络的空间聚集特征^[4]和层次特征^[3]对网络上的交通流传输影响较大。对于城市路网而言,首先,城市路段在空间中具有聚集现象,如交通小区、商区等区域内部路段密度高、相互连接紧密,呈现出模块化结构。模块内部的路段联系密切,交通相互影响大,而模块之间路段联系稀疏,交通相互影响小;其次,城市道路上的交通流分布具有层次性,少数重要的主干道承担了绝大部分的交通流,这种层次性使得重要性不同的道路(如主干道和胡同之间)即使直接相连,交通的相互影响也并不强。

本研究将从城市路网的模块化和层次性特征出发,分析路段交通状态自相关意义上的邻近性。

2.1 城市路网表达

从网络视角出发探讨城市道路的结构特征,需要解决的首要问题是将欧氏空间下的城市道路集合进行网络化表达。本文的路网表达采用对偶图 $G=(N,E)$ ^[9]模型,节点集 N 表示路网中的路段要素集合,而 E 为路段之间存在的直接连接关系。其中路段(road segment)是指城市道路中两个交叉口之间的道路片段,是城市道路网络最基本的组成单元。基于路段的城市路网对偶图生成过程如图 1 所示。

2.2 城市路网模块化特征识别

城市道路分区可以将庞大复杂的城市路网分解为若干子问题,对不同区域采用不同的控制方案,从而提高交通控制方案的实用性和适用性^[10]。但当前的路网分区方案多从交通控制的需求出发^[11],忽视了道路自身在空间上的聚集特征。复杂网络理论提供了一种网络节点聚类方法,可识别网

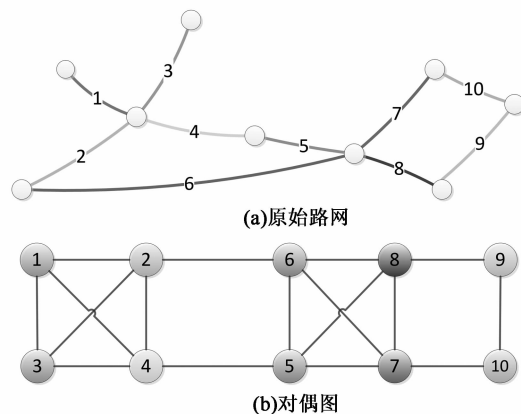


图 1 城市路网的对偶图模型

Fig. 1 The dual graph of urban road network

络中相互连接紧密的节点集合即社区(community),从而量化分析网络的模块化特征。已有研究表明,社区结构广泛存在于自然界、人工和社会网络中。如蛋白质相互作用网中,具有同源性的蛋白质集合^[12];互联网中具有相近话题的互联网页面集合^[13];科学文献互引网中学科相近的作者^[14]。

本文通过以标号传播的社区识别方法^[15],从拓扑关系紧密性角度对路段进行聚类,获取连接紧密的路段集合,从而将城市路网划分为若干内部连接紧密、外部连接稀疏的社区^[16]。该算法主要思想为:初始化时,每个节点被赋予一个唯一的标号;每次迭代过程中,节点的标号由其所有邻居节点的标号决定,将该节点的标号改为拥有节点数最多的标号值,若标号的选择结果不唯一时,随机选择一个标号来更改当前节点;该过程循环进行,随着标号值的传播,紧密联系的节点将被赋予同样的标号值,而这些具有同样标号值的节点将继续扩散影响其他节点的标号值,直到所有节点的标号值都无法更改为止。当迭代终止时,具有相同标号值的节点集合即为一个社区。

对图 1 中示意路段的社区划分结果如图 2 所示。社区中所包含的路段不仅拓扑关系连接密切,且在地理空间中也较为邻近。可以看出,社区发现方法用于城市路网模块特征识别,可以较好地捕获一定空间范围内拓扑联系紧密的路段集合,作为量化分析路段交通状态影响扩散的依据。

2.3 城市路网层次特征识别

从网络的视角来看,网络产生层次特征的原因是网络中的节点重要性不同,节点中心性是评价网

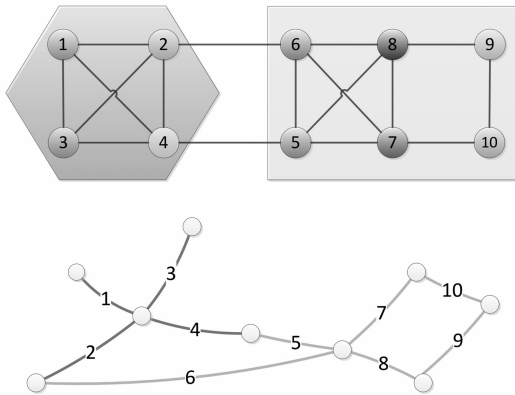


图2 城市路网社区划分

Fig. 2 Communities in urban road network

络节点功能地位重要性的基础指标^[17]。其中,最重要的度量指标为节点度(degree)和中介中心性(betweenness centrality)。

节点度记录节点所连接的边的数目,记作 $\deg(v)$,其中, v 表示图中第 v 个节点。节点的度越高,则其在局部区域内越重要。然而城市路网的密度在空间上并非均匀分布,通常市中心的道路密度要高于郊区,影响了路段重要性判别。为了解决这一问题,本文提出了一种相对节点度(intra-degree,记作 $ideg(v)$)度量方法,通过度量该路段的节点度与其所处的区域范围内所有路段度的平均值进行比较,来判断该路段在局域内的结构重要性,公式如下:

$$ideg(v) = \frac{\deg(v)}{\sum_{j \in community C_i} \deg(j) / |C_i|}, v, j \in community C_i \quad (1)$$

其中, v 和 j 代表处于同一个社区 C_i 内部的节点, $|C_i|$ 代表社区 C_i 中所含有的节点总数。

节点的中介中心性度量是经过节点的最短路径数量比例,其定义如公式(2):

$$Bc(v) = \sum_{u \neq w \in V} \frac{\sigma_{uw}(v)}{\sigma_{uw}} \quad (2)$$

其中, σ_{uw} 表示节点 u 到 w 之间最短路径的条数,而 $\sigma_{uw}(v)$ 则表示这些最短路径中,经过节点 v 的数目。这里的最短路径可以是出行距离最短或出行时间最短路径。

节点的中介中心性是所有中心性度量指标中唯一与交通状态相关的指标。可以看出,中介中心性和最短路径相关,符合用户出行选择路径的需求,因为用户在出行时,往往会优先选择能够缩短出行时间的道路,使得中介中心性较高的路段如快速路、跨江大桥等,具有较高的被选择几率,因而,

承担了更多的交通流,重要性较高。

由于这 2 种重要性度量指标分别从不同角度出发评价节点不同方面的重要性,不能相互替代,因此,本研究同时采用这 2 种指标来对路段进行层次划分,将所有路段的拓扑角色分为 4 类:将 $ideg(v)$ 高且 $Bc(v)$ 高的路段称为“核心路段”; $ideg(v)$ 低但 $Bc(v)$ 高的路段称为“桥接路段”; $ideg(v)$ 但 $Bc(v)$ 低的路段称为“区域核心路段”; $ideg(v)$ 低且 $Bc(v)$ 低的路段称为“外围路段”。图 1 中各路段的拓扑角色识别结果如图 3 所示。

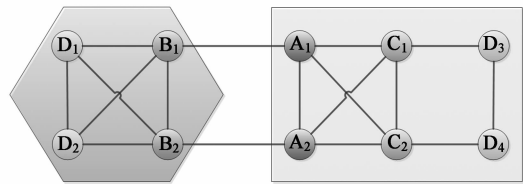


图3 路段拓扑角色识别

Fig. 3 Topological role identification of road segments

图 3 中, A_1, A_2 为核心路段, B_1, B_2 为桥接路段, C_1, C_2 为区域核心路段, $D_1 - D_4$ 为外围路段。在本研究中,若两条路段在路网结构中具有相同的拓扑角色,则视这两条路段为拓扑等价。

3 交通状态相关路段邻近性的判别

城市交通状态的影响并非各向同性。这是由于城市路段所处的地理位置和路段在网络中所承担的角色均对出行中的路径选择产生影响,从而影响了交通流的均匀扩散传播。鉴此,本文提出了一种新的交通状态相关路段邻近性的判别规则,当两条路段同时满足空间邻近和拓扑等价时,才认为这两条路段是邻近的。其计算方式如公式(3):

$$a_{ij} = \begin{cases} 1 (i, j \text{ in the same community \& role } i = \text{role } j) \\ 0 (\text{otherwise}) \end{cases} \quad (3)$$

本文将满足上述邻近性判别条件的路段组成的集合称为“空间相关集”。对图 1 中的路段进行邻近性判别后所得的空间相关集如图 4 所示。

4 交通空间相关性实验分析

4.1 实验数据

本研究所采用的实验路网数据为北京市四环内及四环周边区域的道路数据。该数据包含北京

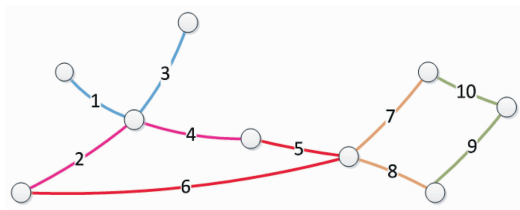


图 4 路段邻近性判别结果

Fig. 4 Proximity decision of road segments

市城区内高速、快速路(环线)、主干道、次干道及部分支路和胡同,共有路段 16 491 条。其范围如图 5 所示。



图 5 实验路网

Fig. 5 Experimental road network

本研究采用的北京市路网交通状态数据为经过浮动车采集并与基础路网匹配处理后所得到的每条路段的时速数据。获取时间为 2007 年 7-9 月,获取周期为 5min,每天 24h 连续。

4.2 实验流程

依据本文提出的路段邻近性判别规则,实验区域路段空间相关集的识别过程如图 6 所示。

图 6(a)中展示的是图 5 中所有路段社区划分后的结果,不同颜色代表不同的社区。图 6(b)为图 6(a)中北三环四通桥附近局部区域放大图,红色社区包括友谊宾馆周围路段,绿色社区为包含双安商场华星影城等兴趣点的双榆树商圈的路段,紫色社区主要包括北京理工大学及其路段,蓝色社区为包括农业科学院、中国农业大学等机构在内的道路路段。图 6(c)中展示的是图 6(b)中各路段的拓扑角色,其中,红色代表核心路段,蓝色代表桥接路段,橙色代表区域核心路段,绿色代表外围路段。图 6(d)为同一社区内部拓扑角色相同的路段所得到的空间相关集,每一个集合中的路段用同样的颜色表

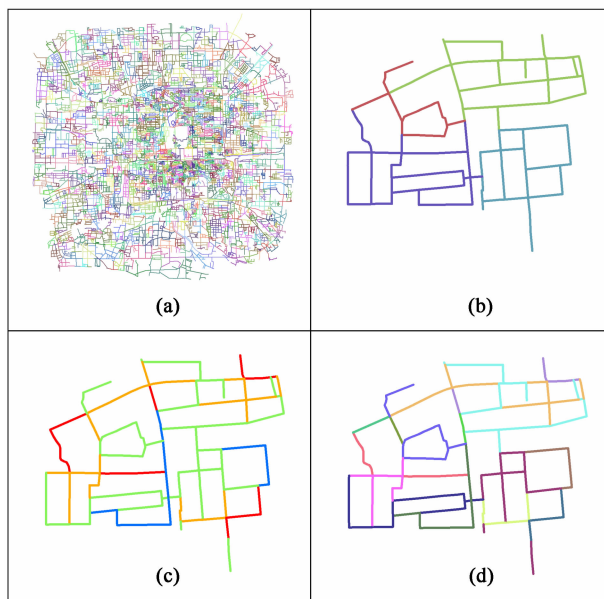


图 6 空间相关集的识别过程

Fig. 6 The generation process of spatial related sets 示。

4.3 结果分析

由于城市交通具有时序变化特征,因此,判断路段的交通状态自相关性不能仅考虑个别时间节点上路段之间交通状态的相关性,而应该考虑不同路段之间交通状态随时间变化过程的相关性。换言之,本文研究的是路段一天内交通状态变化时序数据的空间自相关性。由于传统空间自相关研究中所采用的 Moran's I、Geary's C 等经典空间自相关统计指标中并未考虑时间因素,仅能计算某个时间切片下时序数据的空间自相关值,难以捕获动态时空数据的自相关特征^[6],因此,本研究利用两条路段之间一天内通行时速时序数据的相关系数来评价路段交通状态的相关性。计算公式如下:

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2 \sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2}} \quad (4)$$

其中, X_i 和 Y_i 分别为路段 X 和 Y 在第 i 个时间段的通行速度。 \bar{X} 和 \bar{Y} 为分别为两条路段日平均时速。本研究所采用的浮动车数据采集周期为 5min,即 $n=288$ 。

本研究通过 3 种不同邻近性判别规则,对得到邻近路段之间的交通相关性进行对比。3 种邻近性判别规则包括:地理空间中直接相连的路段,即

上下游路段;地理空间中邻近路段,即同一个社区内部的路段;和本文所提出的顾及路网结构的邻近路段,即同一个空间相关集中的路段。

针对不同的邻近性判别规则,对所有满足邻近条件的路段对之间的相关系数进行计算,最终通过路网中所有被观测路段之间相关系数的平均值来反映整体的自相关特征。3种方式所得邻近路段两两之间交通状态相关系数的统计结果如表1所示。

表1 邻近路段交通相关系数统计

Tab. 1 The statistical results of r between adjacent road segments

邻近路段	r 平均值	标准差
上下游路段	0.57	0.25
同一个社区内的路段	0.47	0.23
同一个空间相关集中的路段	0.64	0.21

可以看出,不同的邻近性定义规则所得到的邻近路段之间交通相关性不同。导致上下游路段和同一个社区内路段之间交通相关性不高的主要原因是交通流的扩散并非各向同性,而是与空间邻近路段在路网中的层级有关。本文提出的以路网结构特征识别的路段邻近性规则,不仅考虑了地理约束,也兼顾了路段在网络中的角色地位,比仅考虑地理距离的路段邻近性判别方式,能够更好地捕捉到路段交通状态的空间相关性。

5 结论与讨论

城市道路交通具有很强的规律性。这种规律性不仅仅体现在道路自身在相同时间条件下,时速具有较强的自相关特性,也表现空间相关道路之间具有较强的互相影响。但是,由于受到交通规则和出行行为的限制,交通流的扩散传播并非各向同性的,即使地理距离最接近即直接相连的道路,其交通状态也并不直接相关。如一条道路的进城和出城两个方向在早晚高峰时会呈现出巨大的差异,而主干道的拥堵并不一定会导致与其相交的支路拥堵。这种交通流扩散的不均匀性使得仅通过地理距离来度量路段的邻近性,难以发现路段交通的空间相关性。

本研究考虑城市路网结构对城市交通的影响,从城市道路的网络结构出发,通过城市路网拓扑特征分析,识别出空间邻近且连接紧密的路段集合,

并在此基础上对路段在网络中的拓扑角色进行判别,以评价路段的拓扑等价性,最终,通过空间邻近和拓扑等价两个约束条件,提出新的路段邻近性判别规则,获取交通状态相互影响的路段空间相关集。实验结果表明,空间相关集内部的路段交通状态的相关性,要高于上下游路段和空间邻近路段之间交通状态的相关性。这说明本研究所提出的路段邻近性的度量方法可以更有效地度量交通状态相关的城市路网中路段之间邻近关系,识别出交通状态相关的路段集合。所得到的结果可用于对城市道路的实时交通数据进行合理有效填补,对城市交通状态尤其是出现交通异常情况下的城市交通状态进行短时预测,更好地服务于城市居民的公众出行。

城市道路交通是一个十分复杂的动态变化过程。本研究从城市路网结构对城市交通的影响出发,对城市交通的空间自相关现象作了一定的分析和解释。但仍存在一些不足,有待进一步探讨。首先,本研究主要考虑了路网的模块化和层次性特征对城市交通的影响,而路网的其他空间结构和拓扑特征对城市交通的影响,有待进一步研究;其次,本研究所采用的社区发现方法为路网的模块化特征识别和路网分区问题,提供了一种新的解决途径,但未对不同社区发现算法的差异性和适用条件做深入探讨;最后,空间相关集识别结果的评价依赖于时空数据自相关分析,如何选择适当的时空数据分析模型和自相关度量方法来评价城市交通这一时空数据的自相关特征是将来需要重点研究的内容。

参考文献:

- [1] 姜桂艳,郭海锋,孟志强,等. 基于实时信息的城市道路交通状态评价指标体系研究[J]. 交通与计算机, 2007, 25(5): 21-24.
- [2] 熊志华,姚智胜,邵春福. 基于路段相关的路网行程时间可靠性[J]. 中国安全科学学报, 2004, 14(10): 81-84.
- [3] Jiang B, Yin J, Zhao S. Characterizing the human mobility pattern in a large street network[J]. Physical Review E, 2009, 80(2): 21136.
- [4] Han X P, Hao Q, Wang B H, *et al.* Origin of the scaling law in human mobility: hierarchy of traffic systems [J]. Physical Review E, 2011, 83(3): 36117.
- [5] Elhorst J P. Specification and estimation of spatial panel

- data models[J]. *International Regional Science Review*, 2003, 26(3): 244.
- [6] Cheng T, Haworth J, Wang J. Spatio-temporal autocorrelation of road network data[J]. *Journal of Geographical Systems*, 2011, 1 - 25.
- [7] Min X, Hu J, Zhang Z. Urban traffic network modeling and short-term traffic flow forecasting based on gstarima model[C]. // *Proceedings of the 13th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems*, 2010, 1535 - 1540.
- [8] Ding Q Y, Wang X F, Zhang X Y, *et al.* Forecasting traffic volume with space-time ARIMA model[J]. *Advanced Materials Research*, 2011, 156: 979 - 983.
- [9] Porta S, Crucitti P, Latora V. The network analysis of urban streets: A dual approach[J]. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 2006, 369(2): 853 - 866.
- [10] 李振龙. 城市交通分区的探讨[J]. *交通运输系统工程与信息*, 2005, 5(6): 82 - 86.
- [11] 李润梅, 宫晓燕. 面向动态交通分配的城市道路网络分区研究[J]. *中国科学院研究生院学报*, 2006, 23(4): 520 - 526.
- [12] 梅娟, 何胜, 王正祥, 等. 基于网络模块性的蛋白质序列聚类[J]. *食品与生物技术学报*, 2010, 29(1).
- [13] 杨楠, 弓丹志, 李欣, 等. Web 社区发现技术综述[J]. *计算机研究与发展*, 2005, 42(3): 439 - 447.
- [14] Girvan M, Newman M E J. Community structure in social and biological networks[C]. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 2002, 99(12): 7821.
- [15] Raghavan U N, Albert R, Kumara S. Near linear time algorithm to detect community structures in large-scale networks[J]. *Physical Review E*, 2007, 76(3): 36106.
- [16] Fortunato S. Community detection in graphs[J]. *Physics Reports*, 2010, 486(3 - 5): 75 - 174.
- [17] Newman M E J. *Networks: An introduction*[M]. Oxford University Press, 2010.

Spatial Autocorrelation of Urban Road Traffic Based on Road Network Characterization

DUAN Yingying and LU Feng

(State Key Laboratory of Resources and Environmental Information System, Institute of Geographic Sciences and Natural Resources Research, CAS, Beijing 100101, China)

Abstract: Urban road traffic is spatially autocorrelated. The change of traffic on certain road will quickly affect the traffic on nearby roads, which will alter the overall traffic status within a neighborhood. Revealing the spatial autocorrelation structure in urban road traffic is important for traffic planning, traffic controlling and traffic guidance. The traffic interaction between neighboring roads is not isotropy. The traffic change on certain road does not equally spread to each spatially adjacent road, but concentrate on some of them. Thus only using spatial adjacency to define adjacent roads cannot well reveal the spatial autocorrelation in urban road traffic. Recent research has proved that the dynamic flow on networks highly depend on the structure of networks. Characterizing the structure of urban road network is essential to reveal the spatial autocorrelation in urban road traffic. The aim of this research is to reveal the spatial autocorrelation of urban road traffic based on road network characterization. We first investigate the modular character and hierarchal feature of urban road network quantitatively. The modulars in road network are defined as a group of closely connected neighboring road segments and identified by community detection algorithm from complex network theory. The hierarchal feature of urban road network helps to determine the structural importance of road segments. Topological roles are defined based on the structural importance of road segment. Then we provide a novel approach to define adjacent road segments based on the topological roles in spatially adjacent road segments. Two road segments defined as adjacent road segments not

only locate in a nearby neighborhood but also have the same topological roles. A set of adjacent roads constitute a spatial related set. Experiment results on the road network of Beijing imply that the spatial related sets identified by the proposed approach can capture the spatial autocorrelation structure of urban road traffic.

Key words: spatial autocorrelation; road network structure; topological characteristic; community detection

(上接第 750 页)

Secondly, geometric shape of area features is analyzed according to the nodes of convex hull tree at three levels, namely, node level, neighborhood level and global level. Moreover, quantitative indicators at each level are defined and utilized for the description of geometric shape, including edge number as the indicator of shape complexity, and convexity as that of shape pattern at node level, out-degree at neighborhood level and layer at global level as indicators of geometry distributions. Sequentially, the corresponding computational models are respectively developed based on geometry characteristics at three levels, which are further used to measure spatial information content of individual area features. At last, an example is provided to illustrate the rationality and the accuracy of the proposed methods.

Key words: area feature; information content; spatial cognition; convex hull tree; characteristic