基于复杂网络的交通网络模型综述

盛夏

(吉林建筑科技学院,长春 130000)

摘要:基于复杂网络,将拓扑网络中的相关概念在交通网络系统中的含义进行了解读,总结了近几年交通网络模型的发展,给出了加权复杂网络城市交通关键路段识别和交通网络事故致因分析的最新研究进展。

关键词: 复杂网络;交通网络;权值;路段识别;事故致因

中图分类号: U16 文献标志码: A 文章编号: 1674-8646(2020)10-0024-02

An Overview of Traffic Network Models Based on Complex Networks

Sheng Xia

(Jilin University of Architecture and Technology, Changchun 130000, China)

Abstract: Based on complex networks, the meaning of related concepts in topological networks in transportation network systems is interpreted, the development of transportation network models in recent years is summarized, and the latest research progress in the identification of critical sections of urban traffic in weighted complex networks and accident causation analysis in transportation networks is given.

Key words: Complex networks; Traffic networks; Weights; Roadway identification; Accident causation

1 交通模型中复杂网络概念解读

交通模型系统中可以把位置抽象为一个节点来简化分析,公交、地铁、出租站点、交通枢纽处,甚至车流量较大的小区都可以看做是节点 N,而连接节点间的"路"则看成边,那么城市的交通图就可以看成一幅巨大的拓扑网络图。若在边中引入权重的概念,就可以根据道路长度、使用频率等数据来给出它的交通承载量,即权重,从而给出一些优化的出行、改建方案。

一个节点的度被定义为与该节点直接相连的边的个数,它是衡量节点重要程度的指标之一。具体模型中,它可以描述不同交通枢纽的发达程度。较大的节点一般被称为中心节点。网络的度分布是网络模型中度为 k 的节点占节点总数的比例,若引入权重,则可以将与某一个节点直接连接的边的权值和定义为节点强度,它可衡量某节点分布均匀性,从而指向"抗攻击性"的重要标准。

聚类系数是描述节点之间结集程度的量。一个节点 i 的聚类系数是该节点的所有邻居节点间实际存在连接数与最大可能存在的边数量的比值。网络中聚类系数越大,表示节点和其邻居节点联系越密,所以在交通系统中它是一个衡量交通站密集程度的量。网络平均聚类系数 C 为所有节点的聚类系数的均值。

网络中的路径长度不是具体道路的实际长度,而

收稿日期: 2020 - 02 - 18

作者简介: 盛 夏(1987-),女,讲师,硕士。

是连接两个节点所需要的边数。如站点 *i* 和 *j* 需要通过另一站点来衔接,那么路径长度就是连接这两个节点所需要的最少的边数,被称最短路径。平时出行中,在不考虑道路拥堵的前提下,一般都会选择最短路径作为最优出行线路。

介数分为边介数和点介数,网络中所有最短路径中经过某个节点的数量比例称为该节点的介数,边介数定义类似。介数反映了节点或边在整个网络中的影响力,在交通网络用来描述节点或边上经过的交通流,可以考察平均意义上的网络交通流分布均匀性。

2 两类典型的交通网络模型系统研究进展

随着复杂网络的发展,交通网络也在逐步完善, 而数据收集的便捷也使网络模型的实用性和真实性得 到了提升。从应用角度出发,给出近几年来一些具有 实用价值的交通系统的复杂网络模型分析。

2.1 加权复杂网络城市交通关键路段识别

城市交通四通八达,优化关键路段刻不容缓,关键路段不论大小宽窄,平坦与否,对其识别也不能单从车流量来下定论,那么路段的影响评估就成了识别关键路段的重要方法。Ball等^[1]曾经通过移除网络中某一条边后计算其最短路径的变化来判断该边的重要性。Girvan等^[2]更是提出了边介数的重要概念来评估网络中边的重要性,介数越大表明该边对网络模型的传输、控制能力就越强。

考虑路段自身复杂情况,通过节点 N_i ,引入方向边和权重 W_{ii} ,根据原始法或对偶法建立加权城市交

通复杂网络模型是当下的主流方法。在此基础上,引入 LinkRank 算法,针对重要性对复杂网络中的边排序,以此识别重要路段。对于路口 i 到路口 j 对应的有向路段,给出如下综合评价模型^[3]: $W_{ij} = \sum_{k=1}^{4} f_k \cdot w_k$,其中 f_k 表示因素 k 的评分, w_k 表示因素 k 的相对权重(此项要由近几年数据及专家评分法确定),车流量可选取某几个时间段的平均值。

应用 LinkRank 算法,有公式: $L_{ij} = \pi_i G_{ij}$, 其中 L_{ij} 表示 LinkRank 矩阵中的元素, π_i 表示 PageRank 向量中的元素, G_{ij} 表示 Google 矩阵中的元素。重要度排序流程图见参考文献 [3] 中图 2。

对于上述方法,还可以用一个变异 SI 模型来进行验证,如下: $\theta = \frac{\theta_{ij} + \theta_{ji}}{2}$, $\theta_{ij} = \frac{W_{ij}}{3 \times \sum_{k=1}^{4} w_k}$,其中 θ_{ij} 表示有向路段 E_{ij} 的感染概率; W_{ij} 表示 E_{ij} 的综合权重; w_k 表示因素 k 的相对权重。

验证评估流程为:第一,选取排序前 15%、15% ~ 50% 和后 50% 的路段所代表的节点进行感染。第二,经过变异 SI 模型的感染后,计算某节点对网络的综合影响力,主要看该节点在网络中的感染能力。

通过验证可以看出,算法排序与感染结果一致,证 实越是关键路段,对网络中临近路段乃至全网路段的 影响就越大。

2.2 交通网络事故致因分析

有车的地方就难免会发生一些大小事故,这给人们带来了不便和危险,因而交通事故分析及处理是交通网络研究中最关心的一个话题。

关于事故风险,故障树分析法是由一个可能的顶事件开始,自上而下搜索发生的原因,找到所有引发可能的底事件。Liu 等^[4]定量结合这个模型,分析了高铁事故致因因素。贝叶斯网络更多用于描述多变量相互关联的事故的结构分析。NP 等^[5] 根据贝叶斯网络正反推理,分析并根据事件结构、概率和关键重要度对交通运输风险进行了定量评估及排序,从而找到其中的薄弱环节。

在处理事故致因分析方面,以铁路事故致因分析为例,有复杂网络结合 FN 算法、事故链等进行综合分析的,假设事故致因因素用节点表示,它们之间的作用用边来表示,并将铁路事故分析网络模型设为无向网络模型,且主要致因与次要致因因素对事故后果影响相同。结合近几年数据收集,将边的权重进行量化,使之更加具有应用性,具体可参照文献[6]中给出的数据表格。运用 FN 算法对网络进行社团划分,通过对社团划分之前和之后的网络拓扑结构进行比对分析发现,社团划分对找到致因因素之间的相关性(因果关系、关联关系)更加高效。

致因因素状态则可以根据"受伤传播性"来划分, 主要是看各类故障的传播机制,即节点状态变化关系。

危险由致因因素 i 到 j 的传播概率可表示为 P_{ij} = $\frac{n(ij)}{n(i)}$, 其中 n(i) 表示致因因素 ,i 作为主要和次要致因出现的总次数 ,n(ij) 表示致因因素 i 发生的前提下j 发生的次数。设初始危险为 $B_i(0) = \sum_{s \neq i \neq i} \frac{\sigma_{si}(i)}{\sigma_{si}}$, 安全阈值为 $T(i) = (1+\alpha) B_i(0)$ 。危险传播动力学过程可表示为 $[T]: I_{ij}(k) = \omega_p P_{ij} + \omega_d \frac{d_j(k)}{\sum_{j \in V_k} d_j(k)}$,其中 ω_p 是与传播概率相对应的比例系数 $,\omega_d$ 是与节点度相对应的比例系数 $,V_k$ 是第 k 时间下行节点集合 $,d_j(k)$ 是第 k 时间下行节点中节点 j 的度。

依据上述模型,对不同的数据进行相应的事故致 因关联网络故障分析,形成事故成因链,再进行 Hub 边移除后网络事故分析,以及介数最大节点移除后网 络事故分析等的比对,找到事故的关键致因因素,以此 加以优化。此外,还可以引入动态权重下铁路事故致 因的网络分析。

3 不足及前景展望

若从方法考虑,目前前沿的研究还包括交通网络的静态特性分析、烟花生成建模、行为研究以及应用研究等,这些方法也或多或少存在一些不足。总体来看,静态特性分析要多于动态交通研究,这就使很多模型在建立过程中设置更多的附加理想条件,导致了课题背景适应建模条件这一现象的发生,在一定程度上降低了实用性和客观性。但随着网络拓扑领域的研究发展,未来人们会在这一交叉学科中融入更多的新鲜方法,让它变得更加完善也更具价值!

参考文献:

- [1] Ball M O, Golden B L, Vohra R V. Finding the most vital arcs in a network [J]. Operations Research Letters, 1989, 8(02):73-76.
- [2] Girvan M, Newman M E. Community structure in social and biological networks [J]. Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America, 2001, 99(12):7821-7826.
- [3] 尹小庆,莫宇迪,林云,等. 基于有向含权复杂网络的城市交通路网关键路段识别[J]. 计算机应用研究,2018,(02):100-101.
- [4] Liu P, Yang L, Gao Z, et al. Fault tree analysis combined with quantitative analysis for high speed railway accidents [J]. Safety science, 2015, (79): 344 357.
- [5] Yang N P, Yang Y F, Feng W. Risk assessment of railway dangerous goods transport rocess based on fuzzy Bayesian Network [J]. Journal of China Railway Society, 2014, 36(07):8-15.
- [6] 王珊珊. 基于复杂网络的铁路系统事故致因与风险分析 [D]. 北京: 北京交通大学,2018.
- [7] 丁明,韩平平. 小世界电网的连锁故障传播机理分析 [J]. 电力系统自动化,2007,(18):94-95.