

文章编号: 1000-5862(2019)03-0298-11

一种构建波动模态组的复杂网络分析方法研究

彭雅丽 杨雨鑫 曾欣怡 邓建刚

(江西师范大学软件学院 江西 南昌 330022)

摘要: 以公共自行车实际数据为基础, 将其布点的存量时间序列转换为有限的模态序列, 以进一步进行时间序列波动性分析, 并提取序列的关键特征, 构建波动模态组复杂网络. 运用一种基于滑动窗口及模态参数的分析法进行公共自行车存量特征提取, 为系统优化提供依据. 实证研究表明: 所建网络特征与滑动窗口大小、网络的出度、加权聚类系数相关, 通过选择最优参数, 可为优化公共自行车系统调度时间提出可行、高效的解决方案.

关键词: 复杂网络; 时间序列; 存量波动; 模态化; 动态调度

中图分类号: TP 311 **文献标识码:** A **DOI:** 10.16357/j.cnki.issn1000-5862.2019.03.14

0 引言

公共自行车交通系统是一个由动态拓扑网络子系统和动态流量子系统相互作用、相互影响而形成的复杂动态网络. 系统由固定布点区域容量、用户动态需求来驱动布点区域间的流入量和流出量, 导致各布点区域存量随着时间的改变发生变化, 从而影响系统的运行. 布点区域内的自行车存量直接导致用户“无车可借、无桩可还”, 决定着系统运行效率的好坏. 构建并研究其随时间变化的复杂网络模型能为系统特征的提取和优化提供依据. 存量是公共自行车布点区域内在某一时间点拥有的自行车数量, 它是影响公共自行车车辆的动态调度需求设置的关键因素. 而存量变化是动态调度需求设置的一种典型度量, 是一种时间序列数据的变化. 研究其存量随时间的变化, 分析其复杂网络特征, 具有重要作用. 吴建军等^[1]指出, 城市交通网络的拓扑结构复杂性可以根据不同的拓扑表示方式对其进行抽象, 从而展示出非常复杂的、重要的拓扑特征; 不同交通模式下的复杂网络特征研究对于发掘其动态演化规律, 并用于指导交通规划具有重要意义. 进而在文献[2]中针对交通拥堵问题, 研究交通阻塞的复杂网络特征, 分析网络结构对城市交通网络上流量、费用以及阻塞的影响, 以制定阻塞疏导方案. 徐建闽

等^[3]针对交通协调控制问题, 将路网内所有交叉口作为研究对象, 研究复杂网络特征的交通协调控制方法. 高自友等^[4-5]构建交通复杂网络, 包括路段容量、市内交通特点、实时响应策略等, 进行了深入细致的研究, 发表了有相当影响的成果. 汪秉宏等^[6-7]对无尺度网络上信息流的交通动力学进行了系统研究, 获得重要成果, 并发现对于节点输送信息能力有限的网络交通系统, 存在滞后圈, 有双稳态. 严钢等^[8]将相变理论引入交通复杂网络的分析中, 提出了一种衡量网络信息吞吐量的度量方法, 并在此基础上提出了一种高效的路由算法. Shu Jia 等^[9]建立一个基于随机出行需求的路网流量模型, 用来分析公共自行车流量变化对于道路交通流量变化的影响. G. Erdogan 等^[10]将调度后租赁点的自行车数量规定为一个上下浮动的值, 并通过分支切割法进行求解. K. Labadi 等^[11]采用 Petri 技术对城市公共系统进行仿真, 预测各租赁点的需求量变化. 由此可见, 大多数复杂网络的构建是基于交通路网流量、交叉口流量、网点需求等变量本身, 复杂网络不能表达与时序的相关关系, 而时间序列变量中的时序关系是非常重要的. 人们希望其构建的复杂网络本身能反映变量的关键特征与时序特征, 将不断变化的时序变量分析转化为简单的复杂网络指标分析, 这一思路的转变希望能给同类分析问题带来新的思路.

本文基于公共自行车存量变化, 构建一个大尺

收稿日期: 2019-01-27

基金项目: 国家自然科学基金(71661015)资助项目.

作者简介: 彭雅丽(1983-), 女, 江西吉安人, 副教授, 主要从事无线传感器网络 and 智能交通的研究. E-mail: 29917263@qq.com

度的变量波动模态组复杂网络,以变量转化模态,进而结合大时间尺度把握时序变化,通过分析其复杂网络的存量波动模态组变化规律和存量波动模态组边演化,得到优化调度预警时间,为解决何时调度,提出了一个可行、高效的解决方案。

1 存量模态

布点区域内存量为空,用户租赁需求得不到满足;布点区域内存量溢出,用户“随性”停放,造成布点区域内车辆停放秩序混乱,在一定程度上影响了交通。存量的过多或过少,均会导致布点区域内公共自行车系统处于失衡的状态,不能满足用户的出行需求,造成不文明现象的发生。可见,存量是影响公共自行车系统运行效果的关键因素变量。存量变化是由用户动态需求来驱动的布点区域内车辆的流入量和流出量之间相互作用、相互影响而形成的一个非线性、非稳定的复杂系统。以往对存量变化的研究主要从建立模型的思想出发来刻画变化的特征。模型化的方法在对数据进行分析的过程中,需要大量的前提假设以及需要对参数进行假设验证,这在一定程度上会产生较大误差。目前,国内外的学者对于存量变化都难以进行准确的预测。而在物理经济领域中,对于时间序列数据变化的问题研究,国内外学者通常根据一定的规则将价格变化状态转化为特定的符号,并对其进行符号化描述,然后建立基于时间序列的价格变化符号序列。符号化时间序列分析不需要作任何的假设,将以实数形式表达的序列转化为有一定物理意义的抽象符号表示的符号序列,每一个符号能代表时间序列的某一种基本的、相对独立的变化模式,可以避免对数据的精确建模分析。从大尺度出发,忽略精确的原始值,去除无关紧要的非本质特征,抓住变化的大致特征,留下表达序列关键特征的信息。因此,借鉴符号化方法,本文对存量时间序列数据的研究,提出模态化分析方法。

模态化分析方法的基本思想是把时间序列中不同的值离散成几个可能的模态,从高分辨的数据中生成低分辨的模态,有利于抓住大尺度的关键特征,提取出对原始数据变化起关键作用的关键模态。具体方法如下:

将连续时间进行离散化处理,将时间以 $\Delta t = t_k - t_{k-1}$ 时段进行划分,进行离散化处理,即 $t_0 \sim t_1$ 记为 $t=1$, $t_1 \sim t_2$ 记为 $t=2$,以此类推, t 时刻的存量值记为 S_t 。根据给定的原始数据,将时间平均划分为 t 个区间, $T_{S_t} = \{S_1, S_2, \dots, S_t\}$ 提取数据特征信息,得

到变量的 1 个或多个关键模态。根据关键模态,建立该变量的全模态序列 $T_{C_{S_n}} = \{C_{S_1}, C_{S_2}, \dots, C_{S_n}\}$, 设定模态集的大小为 n 。每个模态根据设置的模态参数 $X = \{X_1, X_2, \dots, X_{n-1}\}$ 设定模态区域,进而将 $\{S_t\}$ 转化为模态序列 $T_{C_{S_t}}$, 其模态表述过程为 $T_{C_{S_t}} = \{C_{S_1}, C_{S_2}, \dots, C_{S_t}, S_t \in X\}$ 。

从模态化的过程可知,模态化分析方法的意义在于得到关键模态。对于本文所研究的存量时间序列,由于各布点区域内的存量随着时间的改变发生变化,导致用户的需求无法满足。因此需要在布点区域内的存量即将达到临界值时,及时作出预警,以预防出现无法满足用户需求的情况。根据存量时间序列数据实际意义,主要掌握存量模态化中的关键模态,即将达到临界值的 2 个关键存量模态 C_{S_1} 和 C_{S_n} 。 C_{S_1} 为存量空置峰值,即布点区域内车辆不足; C_{S_n} 为存量溢出峰值,即布点区域内车辆过多。然而,关键模态的确定在于对原始数据进行恰当的模态参数设置。可见,设置模态 C_{S_1} 和 C_{S_n} 的模态参数在存量变化研究中扮演了极其重要的角色,将模态 C_{S_1} 和 C_{S_n} 的模态参数分别称为预警下限和预警上限。一旦设置的预警下限 X_1 太小和预警上限 X_{n-1} 过大,均难以作为实时的动态调度提供有效的指导。因此,预警下限和预警上限设置需要有效的理论实践方法。

2 模态参数分析法

存量的变化包含了许多因素,多种因素共同作用的结果决定了存量的波动趋势^[12-14],在一定程度上反映了存量的主要变化模式。存量时间序列模态化可从大尺度的角度,从数据集中提取数据的关键模态,依靠关键模态分析布点区域内系统的运作状态,为及时发现系统运行的调度状况提供预警信号。由此可见,关键模态的确定可通过分析存量的波动来实现。近年来,随着大量时间序列数据的出现,学者们提出了各种方法针对不同类型的时间序列的波动进行研究,其中对金融时间序列波动的研究是许多学者关注的焦点问题。许多学者利用不同的方法从不同的角度来研究波动的问题,并取得了丰富的成果。R. E. Elliot 根据大量的历史观察,发明了一种波动分析方法,即波浪理论^[15]。波浪理论将金融数据的上下变化和不同时期的持续上升、下降看成是波浪的上下起伏。波浪的起伏遵循自然界的规律,它的核心在于波浪形态的划分,正确地把握波浪形态的划分有利于捕捉波动的关键特征。波浪存在 2 种

发展方式: 驱动浪(也称上升浪)和调整浪(也称下降浪). 金融数据的上升和下降会交替进行, 每一个波浪都由这 2 个基本单位组成, 如图 1 所示.

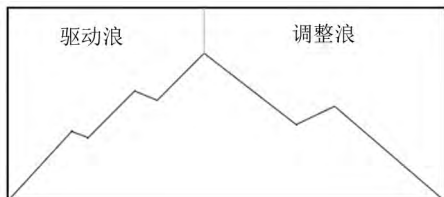


图1 波浪形态

波浪理论的主要优势在于将自然界波动规律运用于经济活动中. 这个依靠观察得来的规律既可以解释、演绎市场的行为, 同时又配合一系列的规则和方针, 可以用来对价格进行分析与预测. 波浪理论重要的意义在于它为市场分析提供了一种前后关系, 传达了当前市场在连续一体中所处的位置, 以及随后可能出现的行为模式. 这种关系为研究提供了基础, 又为市场总体位置与前景提供了展望. 时间序列数据在许多方面体现出了波浪形式, 只是波浪理论在金融市场中的应用较为普遍.

存量数据为一串波动的时间序列, 金融数据的波动与存量的波动现象有着相似性. 它们的波动并非维持不变或进行简单的、单方向的线性运动. 存量变化具有上升和下降 2 个波动特征, 这 2 个波动特征分别体现在存量的 2 个关键模态 C_{S_1} 和 C_{S_n} 中. 这 2 个关键模态隐含存量增大和减小 2 种波动趋势的交替点, 不同波浪上的交替点不同, 且交替时间前后的存量表现出不同的状态, 如图 2 所示. 基于以上的相似性, 在关键模态的模态参数设置中引入波浪理论提供了可能性, 结合存量的波动规律对波浪理论加以改进, 提出存量波动的模态参数分析法. 模态区域的模态参数分析法的目的是对局部波浪形态进行分析, 显示时间序列的关键特性, 进而设置关键模态的预警上限和预警下限.

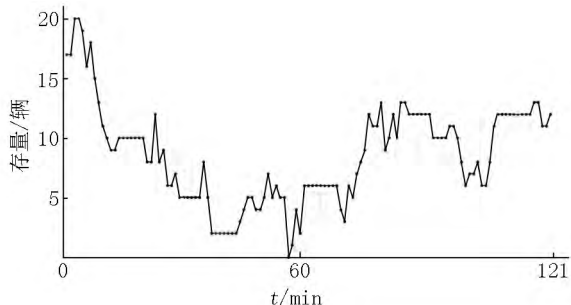


图2 存量时间序列变化

根据波浪理论, 构造模态区域的模态参数算法:

(i) 在上升波浪的某一波峰点 K (所谓波峰点是指前一个小时对应的存量值与后一个小时对应的存

量值都比该时刻低, 以 1 h 为间隔, 将每个小时作为某一时刻) 后的在 12 h 内若出现超出该点对应存量值的 4% (根据数据的实际意义进行设置) 以上的新波峰点 J , 则上升情况延续, J 取代 K ; 若不能出现 4% 以上的新波峰点而出现 4% 以下的下降波谷点, 则上升情况结束, 其中的波峰点对应的时刻作为上升情况的结束时刻, 波峰点对应的时刻作为转入下降趋势的起点; 若不能出现超出 4% 以上的新波峰点也不出现 4% 以下的下降波谷点, 则上升情况结束, 波峰点 K 对应的时刻就是其最后 1 h, 波峰点 K 的这个时刻作为平稳振荡的第 1 个时刻, 波峰点 K 对应的存量值为当前上升波浪的极大值. 对于下降波浪, 完全类似.

(ii) 设置平稳振荡(或称箱体振荡整理)幅度限 4%. 若某时刻的布点区域内存量高出布点区域存量的 4%, 则意味着平稳振荡结束, 新的上升情况开始; 同样地, 若某时刻的布点区域内存量低于布点区域存量的 4%, 则意味着平稳振荡结束, 新的下降情况开始.

(iii) 运算按时间从最早的时刻开始, 每个数据只扫描 1 次, 与当前的极大值、极小值进行比较, 重复 (i)、(ii) 的过程, 判断当前极值是否结束.

(iv) 在上升波浪中, 观察每个波浪的极大值, 并检验每个波浪的极大值是否为其他上升波浪的极小值. 若是, 则设为存量的预警上限; 若不是, 则将每个波浪的极大值列为预警上限的候选值. 在这些预警上限的候选值中, 进行大量的实验验证, 从中测试出最优预警上限. 在下降波浪中, 观察每个波浪的极小值, 并检验每个波浪的极小值是否为其他上升波浪的极大值. 若是, 则设为存量的预警下限; 若不是, 则将每个波浪的极小值列为预警下限的候选值. 在这些预警下限的候选值中, 进行大量的实验验证, 从中测试出最优预警下限. 将布点区域内存量临界值的变化与波浪起伏紧密结合, 以此掌握布点区域内存量的峰值模态变化情况, 为构建存量波动模态组复杂网络提供理论实践基础.

3 存量波动复杂网络建模

近年来, 学术界逐渐将复杂网络用于各领域的时间序列建模(如交通流、原油价格等), 进而研究复杂系统的波动特征. 在对时序复杂网络的研究中, 研究者通常基于最原始的时序复杂网络数据进行分析, 这种分析方法最大可能地保留了复杂网络的波动时序信息. 但是原始时序复杂网络数据的时间尺度通常是非常小的, 在原始时间尺度下, 难以对网络

的局部结构性质进行观察和分析. 若将时间尺度逐渐增大, 网络中的每个节点具有传递性和记忆性, 整个网络会慢慢体现出一些局部和整体结构特征, 从而捕获大尺度的波动特征.

基于上述问题, 若需要分析存量波动时序复杂网络的某些宏观结构性质或行为, 则需要对存量模态序列进行时间尺度上的粗粒化, 构建具有时间滑动窗口的存量波动复杂网络.

根据存量模态序列 $T_{C_{S_n}} = \{C_{S_1}, C_{S_2}, \dots, C_{S_n}\}$, 设定一个大小为 W 的滑动窗口, 从 C_{S_n} 的第 1 个时刻, 即时序复杂网络的第 1 个模态 C_{S_1} 开始, 将窗口内的 W 个模态即 $T_{C_{S_W}} = \{C_{S_1}, C_{S_2}, \dots, C_{S_W}\}$ 进行合并, 以 1 h 作为步长, 形成粗粒化时序复杂网络的第 1 个节点 V_i . 滑动窗口向后滑动 W 个窗口, 以此类推, 滑动 N_W 次后, 即到达存量模态序列的末尾, 粗粒化过程结束. 图 3 是滑动窗口为 4 的粗粒化过程. 由于模态组形成过程是通过数据滑动的形式实现的, 因此后一个模态组的形成以前一个模态组为基础, 模态组之间具有传递性和有向性, 便于存量波动时序复杂网络的构建(见表 1).

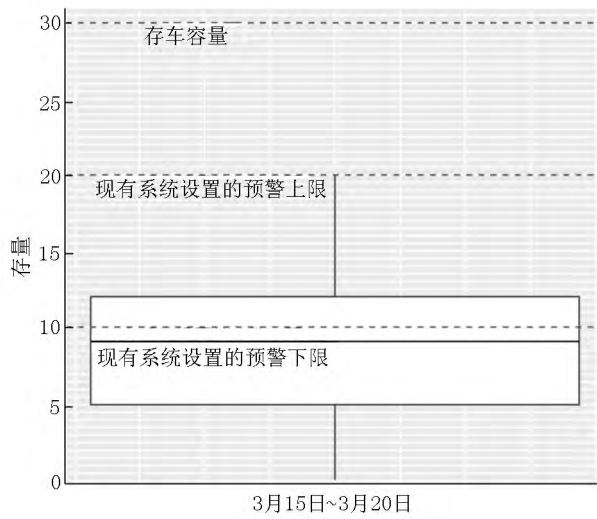


图 3 存量箱线图

表 1 模态化过程

存量	模态	模态组	存量	模态	模态组
17	p	—	10	N	ppNN
17	p	—	9	N	pNNN
20	P	—	9	N	NNNN
20	P	ppPP	10	N	NNNN
19	p	pPPp	10	N	NNNN
16	p	PPpp	10	N	NNNN
18	p	Pppp	10	N	NNNN
15	p	pppp	10	N	NNNN
13	p	pppp	10	N	NNNN
11	N	pppN			

时序复杂网络由节点与边构成, 在构建存量波动时序复杂网络时, 以存量波动模态组为节点, 模态组之间的有向转换为边, 模态组间转换的次数为该有向加权时序复杂网络的权重. 经过粗粒化的存量波动时序复杂网络可以较好地呈现出一些网络结构特征和网络的相关指标, 进而对这些特征的演化进行研究. 每个粗粒即模态组表示某种确定的波动变化模式. 粗粒化的存量波动时序复杂网络分析的本质在于分析该复杂网络模型下的重要参数和影响因子, 从该复杂网络中找到布点区域内存量的波动规律, 有助于人们客观、全面地认识存量的波动, 找出隐藏在内部的信息, 为调度预警提供指导.

3.1 存量波动模态组变化规律研究

调度预警主要需要掌握存量峰值 P 与空置峰值 U . 存量波动模态组变化规律主要分析哪些时刻出现 P 与 U 模态的模态组节点间进行了频繁的相互转换, 其转换模式是什么, 什么情况导致出现 P 与 U 的峰值模态组, 能否唯一确定当前模态的下一个模态, 即为需要调度的 P 或 U , 以列为预警模态.

节点的聚类系数反映了与该节点的邻接节点之间相互关联的程度, 由于存量波动时序复杂网络为加权网络, 因此采用加权聚类系数 C_q 进行计算. 一个模态组 q 的聚类系数 C_q 是指在与这个节点模态组 Q 的一度连接的模态组集合中模态组实际的边数与最大边数之比. 聚类系数越低, 表示近邻之间的关联程度越松散, 反之, 越紧密. 加权聚类系数^[13] 定义为

$$C_q = \frac{1}{k_q(s_q - 1)} \sum_{p \in k} \frac{(w_{qp} + w_{qk})}{2} a_{qp} a_{pk} a_{kq}, \quad (1)$$

其中 w_{qp} 为节点 (q, p) 边的权重, k_q 为节点 q 的点强度, 即 $k_q = \sum_{p \in N_z} w_{qp}$, s_q 为节点 q 的度数. a_{qp}, a_{pk}, a_{kq} 代表 3 个节点之间是否互相有关联, 值为 0 表示它们之间没有关联, 值为 1 表示它们之间有边相关联. 若 3 者之间均有关联, 表示它们构成一个三角形. 加权聚类系数值越低, 代表该模态组在网络中与其他模态组的转换越简单. 若聚类系数为 0, 则说明其邻接节点间无任何出入度边相连, 只需进一步找出其出度为 1 的临近节点, 即可确认其为预警模态组.

3.2 存量波动模态组边演化研究

在该存量波动时序复杂网络中, 边是有向的, 表示上一时刻的模态组经历一个模态变化到下一时刻的模态组. 边相连的 2 个模态组是按时序递增关联的, 且有一个模态发生变化. 若某个模态组的出度^[14] 为 1, 则表明当前模态组的下一个时刻模态组是唯

表 5 滑动窗口 4 的复杂网络属性

模态组	加权聚类系数	出度
pppp	0	2
pppN	0	1
ppNN	0	1
pNNN	0	1
NNNN	0	4
NNNU	0	1
NNUU	0	2
NUUU	0	1
UUUU	0	2
UUUu	0	1
UUuN	0	1
UuNN	0	1
uNNu	0	1
uuNN	0	1
uNNN	0	1
NUUu	0	1
UUuU	0	1
UuUN	0	1
uUNN	0	1
UNNN	0	1
NNNu	0	1
NNuU	0	1
NuUN	0	1
NNNp	0	2
NNpN	0	1
NpNN	0	1
NNpp	0	1
NppN	0	1

表 6 滑动窗口 5 的复杂网络属性

模态组	加权聚类系数	出度
ppppp	0	2
ppppN	0	1
pppNN	0	1
ppNNN	0	1
pNNNN	0.083 333 336	2
NNNNN	0.033 333 335	4
NNNNU	0	1
NNNUU	0	2
NNUUU	0	1
NUUUU	0	1
UUUUU	0	2
UUUUu	0	1
UUUuN	0	1
UUuNN	0	1
UuNNu	0	1
uNNuu	0	1
NNuuN	0	1
NuuNN	0	1

表 6(续)

模态组	加权聚类系数	出度
NppNN	0	1
uuNNN	0	1
uNNNN	0	1
NNUUu	0	1
NUUuU	0	1
UUuUN	0	1
UuUNN	0	1
uUNNN	0	1
UNNNN	0	1
NNNNu	0	1
NNNuU	0	1
NNuUN	0	1
NuUNN	0	1
NNNNp	0.083 333 336	2
NNNpN	0	1
NNpNN	0	1
NpNNN	0	1
NNNpp	0	1
NNppN	0	1

表 7 滑动窗口 6 的复杂网络属性

模态组	加权聚类系数	出度
pppppp	0	2
pppppN	0	1
ppppNN	0	1
pppNNN	0	1
ppNNNN	0	1
pNNNNN	0	1
NNNNNN	0	4
NNNNNU	0	1
NNNNUU	0	2
NNUUUU	0	1
NNUUUU	0	1
UUUUUU	0	2
UUUUUu	0	1
UUUUuN	0	1
UUUuNN	0	1
UUuNNu	0	1
UuNNuu	0	1
uNNuuN	0	1
uNNNN	0	1
NNuuNN	0	1
NuuNNN	0	1
uuNNNN	0	1
uNNNNN	0	1
NNUUUu	0	1
NNUUuU	0	1
NUUuUN	0	1

表 7(续)

模态组	加权聚类系数	出度
UUuUNN	0	1
UuUNNN	0	1
uUNNNN	0	1
UNNNNN	0	1
NNNNNu	0	1
NNNNuU	0	1
NNNuUN	0	1
NNuUNN	0	1
NuUNNN	0	1
NNNNNp	0	2
NNNNpN	0	1
NNNpNN	0	1
NNpNNN	0	1
NpNNNN	0	1
pNNNNp	0	1
NNNNpp	0	1
NNNppN	0	1
NNppNN	0	1
NppNNN	0	1

表 8 滑动窗口 7 的复杂网络属性

模态组	加权聚类系数	出度
ppppppp	0	2
ppppppN	0	1
pppppNN	0	1
ppppNNN	0	1
pppNNNN	0	1
ppNNNNN	0	1
pNNNNNN	0	1
NNNNNNN	0	4
NNNNNNU	0	1
NNNNNUU	0	2
NNNNUUU	0	1
NNNUUUU	0	1
NNUUUUU	0	1
NUUUUUU	0	1
UUUUUUU	0	2
UUUUUUu	0	1
UUUUuUN	0	1
UUUuNNu	0	1
UUuNNuu	0	1
UuNNuun	0	1
uNNuunN	0	1
NNuuNNN	0	1
NuuNNNN	0	1
uuNNNNN	0	1
uNNNNNN	0	1
NNNNUUu	0	1

表 8(续)

模态组	加权聚类系数	出度
NNNUUuU	0	1
NNUUuUN	0	1
NUUuUNN	0	1
UUuUNNN	0	1
UuUNNNN	0	1
uUNNNNN	0	1
UNNNNNN	0	1
NNNNNNu	0	1
NNNNNuU	0	1
NNNNuUN	0	2
NNNuUNN	0	1
NNuUNNN	0	1
NuUNNNN	0	1
NNNNNNp	0	2
NNNNpNN	0	1
NNNpNNN	0	1
NNpNNNN	0	1
NpNNNNp	0	1
pNNNNpp	0	1
NNNNppN	0	1
NNNppNN	0	1
NNppNNN	0	1
NppNNNN	0	1
NNNNNpp	0	1

表 9 滑动窗口 8 的复杂网络属性

模态组	加权聚类系数	出度
pppppppp	0	2
pppppppN	0	1
ppppppNN	0	1
pppppNNN	0	1
ppppNNNN	0	1
pppNNNNN	0	1
ppNNNNNN	0	1
pNNNNNNN	0	1
NNNNUUuU	0	1
NNNNNNNN	0	4
NNNNNNNU	0	1
NNNNNNUU	0	2
NNNNNUUU	0	1
NNNNUUUU	0	1
NNUUUUUU	0	1
NUUUUUUU	0	1
UUUUUUUU	0	1
UUUUUUUu	0	1
UUUUUUuN	0	1
UUUUUuNN	0	1

表 9(续)

模态组	加权聚类系数	出度
UUUUuNNu	0	1
UUUUuNNu	0	1
UUuNNuuN	0	1
UuNNuuNN	0	1
uNNuuNNN	0	1
NNuuNNNN	0	1
NuuNNNNN	0	1
uuNNNNNN	0	1
uNNNNNNU	0	1
NNNNNUUu	0	1
NNNUUuUN	0	1
NNUuUNNN	0	1
UUuUNNNN	0	1
UuUNNNNN	0	1
uUNNNNNN	0	1
UNNNNNNN	0	1
NNNNNNNu	0	1
NNNNNNuU	0	1
NNNNNuUN	0	1
NNNNuUNN	0	1
NNNuUNNN	0	1
NNuUNNNN	0	1
NuUNNNNN	0	1
NNNNNNp	0	2
NNNNNNpN	0	1
NNNNNpNN	0	1
NNNNpNNN	0	1
NNNpNNNN	0	1
NNpNNNNp	0	1
NpNNNNpp	0	1
pNNNNppN	0	1
NNNNppNN	0	1
NNNppNNN	0	1
NNppNNNN	0	1
NppNNNNN	0	1
NNNNNNpp	0	1
NNNNNppN	0	1

由表 3 ~ 表 9 可知,随着滑动窗口的增大,波动复杂网络中加权聚类系数不为 0 的模态组个数逐渐减小,模态组的出度大小逐渐减小,当滑动窗口增大到一定程度后,波动复杂网络中所有模态组的加权聚类系数为 0,模态组的出度大小整体趋为 1,这说明其他模态组向当前存量峰值波动模态组转换路径唯一,模态组之间的转换简单。

由表 10 ~ 表 16 可知,不同滑动窗口构建的存量波动复杂网络得到的预警调度时刻不同。当滑动窗口大小为 2 ~ 6 时,预警调度时刻包含了实际调度

时刻 2017-03-17 18:00;当滑动窗口为 7 和 8 时,得到的预警调度时刻比实际调度时刻提前了 1 h,表现出了预警时效性。在调度时刻合理性方面,当滑动窗口为 2 和 3 时,预警调度时刻比实际调度时刻多 2 个,为 2017-03-16 23:00 和 2017-03-17 1:00。由于用户的需求量大,存量都为 2,时间为深夜,容易造成早高峰时期的供应不足,因此需要在该时刻进行调度。2017-03-16 23:00 为预警调度时刻,而 2017-03-17 1:00 为冗余预警调度时刻。可见,当滑动窗口为 2 ~ 3 时,预警调度时刻除与实际调度吻合外,还多出一个合理时刻,同时也多一个冗余时刻。当滑动窗口为 4 ~ 8 时,预警调度时刻比实际调度时刻多 4 个,包含滑动窗口为 2 ~ 3 的调度时刻,该分析调度结果与在滑动窗口为 2 ~ 3 时一样。2017-03-16 23:00 为调度时刻,2017-03-17 1:00 为冗余预警调度时刻。另外 2 个时刻为 2017-03-17 20:00、2017-03-18 7:00。在 2017-03-17 20:00 时,存量为 4,处于预警范围内,若在实际的调度时刻进行调度,则 2017-03-17 20:00 是冗余的预警调度时刻。在 2017-03-18 7:00 时,存量为 4,处于预警范围内,又为早高峰,用户需求量大,容易造成早高峰时期的供应不足,因此需要在该时刻进行调度。2017-03-18 7:00 为预警调度时刻。可见,当滑动窗口为 4 ~ 8 时,预警调度时刻除与实际调度吻合外,另推出 2 个合理时刻,同时多出 2 个冗余时刻。

表 10 滑动窗口 2 的调度时刻表

日期	时刻	存量/辆	模态组
2017/3/16	23:00	2	NU
2017/3/17	1:00	2	UU
2017/3/17	18:00	0	NU

表 11 滑动窗口 3 的调度时刻表

日期	时刻	存量/辆	模态组
2017/3/16	23:00	2	NNU
2017/3/17	1:00	2	UUU
2017/3/17	18:00	0	NNU

表 12 滑动窗口 4 的调度时刻表

日期	时刻	存量/辆	模态组
2017/3/16	23:00	2	NNNU
2017/3/17	1:00	2	NUUU
2017/3/17	18:00	0	NNNU
2017/3/17	20:00	4	NUUu
2017/3/18	7:00	4	NNNu

表 13 滑动窗口 5 的调度时刻表

日期	时刻	存量/辆	模态组
2017/3/16	23:00	2	NNNNU
2017/3/17	1:00	2	NNUUU
2017/3/17	18:00	0	NNNNU
2017/3/17	20:00	4	NNUUu
2017/3/18	7:00	4	NNNNu

表 14 滑动窗口 6 的调度时刻表

日期	时刻	存量/辆	模态组
2017/3/16	23:00	2	NNNNNNU
2017/3/17	1:00	2	NNNNUUU
2017/3/17	18:00	0	NNNNNNU
2017/3/17	20:00	4	NNNNUUu
2017/3/18	7:00	4	NNNNNNu

表 15 滑动窗口 7 的调度时刻表

日期	时刻	存量/辆	模态组
2017/3/16	23:00	2	NNNNNNU
2017/3/17	1:00	2	NNNNUUU
2017/3/17	17:00	5	uNNNNNN
2017/3/17	20:00	4	NNNNUUu
2017/3/18	7:00	4	NNNNNNu

表 16 滑动窗口 8 的调度时刻表

日期	时刻	存量/辆	模态组
2017/3/16	23:00	2	NNNNNNU
2017/3/17	1:00	2	NNNNUUU
2017/3/17	17:00	5	uuNNNNNN
2017/3/17	20:00	4	NNNNNUUu
2017/3/18	7:00	4	NNNNNNNu

综合上述分析,由于波动复杂网络是基于滑动窗口的大小进行构建,滑动窗口的变化会引起波动复杂网络的变化,以致影响系统调度优化中预警时效性和预警合理性的变化.合理地设置滑动窗口的大小,不仅可以准确地得出实际的调度时刻,还可以提前得出预警调度时刻,具有良好的预警时效性.进一步地分析预警调度时刻,可以筛除不必要的冗余预警调度时刻,得出合理的预警调度时刻,具有良好的合理性.

5 参考文献

[1] 吴建军,李树彬.基于复杂网络的城市交通系统复杂性概述[J].山东科学,2009,22(4):68-73.

[2] 李树彬,吴建军,高自友,等.基于复杂网络的交通拥堵与传播动力学分析[J].物理学报,2011,60(5):140-148.

[3] 张敏捷,徐建闽,蔡延光.基于改进宏观交通模型的交通协调控制[J].华南理工大学学报:自然科学版,2013,41(4):83-89.

[4] 赵晖.一般输运网络演化模型及动力学特征的相关研究[D].北京:北京交通大学,2007.

[5] 连爱萍,高自友,龙建成.基于路段元胞传输模型的动态用户最优配流问题[J].自动化学报,2007,33(8):852-859.

[6] 汪秉宏.城市交通系统的时空复杂性与结构瓶颈演化[J].中国科技成果,2014(2):52-54.

[7] Wang Binghong, Wang Wenxu. Routing strategies in traffic network and phase transition in network traffic flow[J]. Pramana, 2009, 71(2):353-358.

[8] Yan Gang, Zhou Tao, Hu Bo, et al. Efficient routing on complex networks[J]. Phys Rev, 2005, 73(4):46-58.

[9] Shu Jia, Chou Mabel C, Liu Qizhang, et al. Models for effective deployment and redistribution of bicycles within public bicycle-sharing systems[J]. Operations Research, 2013, 61(6):1346-1359.

[10] Erdogan G, Laporte G, Calvo R W. The one-commodity pickup and delivery traveling salesman problem with demand intervals [EB/OL]. [2016-11-15]. <http://www.cirrelt.ca/DocumentsTravail/CIRRELT-2013-46.pdf>

[11] Labadi K, Darcherif A M, Hamaci S, et al. Petri nets models for analysis and control of public bicycle-sharing systems [M]//Pawelewski P. Petri nets: manufacturing and computer science. London: InTech, 2012.

[12] Gang Anhui, Du Qinjun, Zhang Yongli. Study on univariate volatility of time series based on complex network[J]. System Science and Mathematics, 2015, 35(2):158-169.

[13] Sun Miao, Kong Xiangchao, Geng Weihua. Time series analysis on month precipitation in Shandong province based on ARIMA model[J]. Ludong University Journal: Natural Science Edition, 2013, 29(3):244-249.

[14] Gao Xiangyun, An Haizhong, Fang Wei. Study on bivariate correlation fluctuation of time series based on complex networks[J]. Acta Physica Sinica, 2012, 61(9):535-543.

[15] 管宇.数据挖掘中一种新的有序聚类方法[J].中国管理科学,2011,19(专辑):74-78.

The Research on a Complex Network Analysis Method for Constructing Waveform Modes

PENG Yali ,YANG Yuxin ,ZENG Xinyi ,DENG Jiangang

(College of Software ,Jiangxi Normal University ,Nanchang Jiangxi 330000 , China)

Abstract: Based on the actual data of public bicycles ,the stock time series data of the distribution points is transformed into finite modal sequences to further analyze the time series volatility and extract the key features of the sequence ,and the complex network of the fluctuating modal group is constructed. Based on the analysis of sliding window and modal parameters ,the stock collection of public bicycle is taken to provide the basis for system optimization. The empirical study shows that the network characteristics are related to the size of the sliding window ,the degree of the network ,and the weighted clustering coefficient. By choosing the optimal parameters ,a feasible and efficient solution for optimizing the scheduling time of the common bicycle system is proposed.

Key words: complex network; time series; stock fluctuation; modal; dynamic scheduling

(责任编辑: 冉小晓)

(上接第 286 页)

[15] 黄梅 吴根秀 ,刘邱云 ,等. 一种基于大焦元分解的信任函数逼近方法 [J]. 江西师范大学学报: 自然科学版 2016 40(3) : 285-289.

[16] Harmanec D. Faithful approximations of belief functions [C]//UAI'99 Proceedings of the Fifteenth Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence ,San Francisco: Morgan Kaufmann Publishers ,1999: 271-278.

[17] Voorbraak F. A computationally efficient approximation of Dempster-Shafer theory [J]. International Journal of Man-Machine Studies ,1989 30(5) : 525-536.

[18] Sarabi-Jamab A ,Araabi B N. Information-based evaluation of approximation methods in Dempster-Shafer theory [J]. International Journal of Uncertainty Fuzziness and Knowledge-Based Systems 2016 24(4) : 503-535.

The Approximation Method of the Belief Function Based on the Sub Focal Elements of the Large Focal Elements

XU Hongfu ,WU Genxiu* ,XU Cai

(College of Mathematics and Information Science ,Jiangxi Normal University ,Nanchang Jiangxi 330022 ,China)

Abstract: For the problem that the number of focal elements is too much in the process of evidence synthesis so as to have large computational complexity ,a belief function approximation method considering the size of the cardinal number and the belief value of focal elements is presented. This method can control the number of focal elements and speed up the calculation. The validity of the conclusion is verified by the analysis of examples.

Key words: evidence theory; probability theory; belief function

(责任编辑: 曾剑锋)