

硕士学位论文

中欧班列运输网络关键节点识别及鲁棒性
优化研究

Research on Key Node Identification and Robustness
Optimization of the China Railway Express
Transportation Network

一级学科

交通运输工程

二级学科

交通运输规划与管理

作者姓名

贾俊杰

指导教师

冯芬玲

2022 年 06 月

中图分类号 U297.9
UDC 656

学校代码 10533
学位类别 学术学位

硕士学位论文

中欧班列运输网络关键节点识别及鲁棒性 优化研究

Research on Key Node Identification and Robustness
Optimization of the China Railway Express
Transportation Network

作者姓名	贾俊杰
一级学科	交通运输工程
二级学科	交通运输规划与管理
研究方向	交通运输组织与安全管控
二级培养单位	交通运输工程学院
指导教师	冯芬玲

论文答辩日期 2022.6.1 答辩委员会主席

中 南 大 学
2022 年 06 月

中欧班列运输网络关键节点识别及鲁棒性优化研究

摘要：中欧班列作为“一带一路”倡议的重要载体和铁路“走出去”的名片，承担着促进沿路国家设施联通和贸易畅通的重任。自 2011 年第一列中欧班列开行以来，中欧班列开行城市及线路数量逐年增长，运输网络规模不断增大，呈现出复杂网络的性质。与此同时，中欧班列经由亚欧多个国家，不同国家及地区间在宏观政策、线路条件等方面均存在较大差异，一旦由于某些因素导致网络中部分节点故障或线路中断，会对中欧班列的正常运行造成影响。因此，本文基于复杂网络理论从中欧班列运输网络的拓扑性质、关键节点识别以及鲁棒性优化三个方面展开研究，旨在优化中欧班列运输网络布局，提高其运输服务水平及抗风险能力。本文主要研究工作如下：

本文对中欧班列运输网络相关的研究现状及相关理论进行梳理，明确研究思路。通过对中欧班列运输网络的结构特征进行分析，基于复杂网络理论构建中欧班列基础路网及中欧班列车流网络，对其拓扑特征进行分析。结果表明中欧班列基础路网与中欧班列车流网络在无标度及小世界特性方面存在差异。

针对中欧班列运输网络关键节点识别问题，本文提出一种结合改进优劣解距离法及灰色关联分析的多层网络关键节点识别方法，在综合考虑并选取多种节点重要性评价指标后，使用改进优劣解距离法计算每个指标的权重及节点在单个网络层的重要度，并利用灰色关联分析将节点的重要度进行融合，对中欧班列运输网络中的节点重要度进行综合评价；运用多层网络传播动力学模型对所提出方法的准确性进行了检验，基于识别结果从节点角度提出鲁棒性优化建议。结果表明本文所提出的关键节点识别方法对中欧班列运输网络具有更好的适用性。

针对中欧班列运输网络鲁棒性优化问题，本文从基础路网及车流网络角度提出中欧班列运输网络鲁棒性优化模型，分别设计结合复杂网络理论的离散二进制粒子群算法及基于结构相似性的链路预测算法进行优化；通过实例分析得到优化结果，并对优化前后的网络进行攻击，对优化结果进行验证。研究结果可以为中欧班列运输网络新通道建设及新线路开行提供参考。

图 31 幅，表 20 个，参考文献 110 篇

关键词：国际铁路货物运输；中欧班列；复杂网络；拓扑性质；关键节点；鲁棒性

分类号：U297.9

Research on Key Node Identification and Robustness Optimization of the China Railway Express Transportation Network

Abstract: As an important carrier of the Belt and Road Initiative and a name card of China Railway's "going global" initiative, the China Railway Express should shoulder the responsibility of promoting infrastructure connectivity and unimpeded trade among countries along the route. Since the first China Railway Express train started operation in 2011, the cities and routes of the China Railway Express have increased year by year, and the scale of the transportation network has continued to increase, showing the nature of a complex network. At the same time, the China Railway Express trains pass through many countries in Asia and Europe. There are big differences between different countries and regions in macro policies and route conditions. Once some important nodes in the network fail or lines are interrupted due to force majeure or other factors, it will affect the normal operation of the China Railway Express. Therefore, based on the complex network theory, this thesis conducts research on the topological properties, key node identification and robustness optimization of the China Railway Express transportation network, aiming to optimize the layout and improve the transportation service level and anti-risk capacity of the China Railway Express transportation network. The main research work of this thesis is as follows:

This thesis reviews the relevant research and related theories of the China Railway Express transportation network, and clarifies the research ideas. According to the structural characteristics of the China Railway Express transportation network, the basic road network and train flow network of the China Railway Express are constructed based on the complex network theory, and their topological characteristics are analyzed. The results show that there are differences in the scale-free and small-world characteristics of the basic road network and train flow network of the China Railway Express.

Aiming at the identification of key nodes in China Railway Express transportation network, this thesis proposes a key node identification method for multi-layer networks combining the improved technique for order preference by similarity to an ideal solution and grey relational analysis. After comprehensively considering and selecting a variety of node importance evaluation indexes, the improved technique for order preference by similarity to an ideal solution is used to calculate the weight of each index and the importance of nodes in single network layer, Then, the importance of nodes is fused by grey relational analysis, and the importance of nodes in China Railway Express transportation network is comprehensively evaluated; The accuracy of the proposed method is tested by using the multi-layer network propagation dynamics model, and based on the identification results, the robustness optimization suggestions of China Railway Express transportation network are put forward from the point of nodes. The results show that the key node identification method proposed in this thesis has better applicability to China Railway Express transportation network.

Aiming at the robustness optimization problem of the China Railway Express transportation network, this thesis puts forward the robustness optimization model from the perspective of the basic road network and train flow network, and designs the discrete binary particle swarm optimization algorithm combined with complex network theory and the link prediction algorithm based on structural similarity for optimization respectively; The optimization results are obtained through case analysis, the basic road network and train flow network of the China Railway Express before and after optimization are attacked to verify the results. The results can provide a reference for the construction of new channels and the operation of new routes in China Railway Express transportation network.

Keywords: International railway freight transport; China Railway Express; Complex network; Topological property; Key node; Robustness

Classification: U297.9

目 录

第 1 章 绪论.....	1
1.1 研究背景与意义.....	1
1.1.1 研究背景.....	1
1.1.2 研究意义.....	3
1.2 国内外研究现状.....	3
1.2.1 中欧班列研究现状.....	3
1.2.2 交通网络拓扑特征研究现状.....	5
1.2.3 复杂网络关键节点识别研究现状.....	8
1.2.4 复杂网络鲁棒性优化研究现状.....	10
1.3 研究内容及论文结构.....	11
1.3.1 研究内容.....	11
1.3.2 创新点.....	12
1.3.3 论文结构.....	13
1.4 本章小结.....	15
第 2 章 相关理论基础综述	16
2.1 复杂网络理论.....	16
2.1.1 复杂网络定义及分类.....	16
2.1.2 复杂网络静态统计特征.....	19
2.2 关键节点识别方法.....	21
2.2.1 多指标评价方法概述.....	21
2.2.2 节点重要度融合方法.....	22
2.2.3 算法准确性相关评价指标.....	24
2.3 复杂网络鲁棒性测度.....	25
2.4 本章小结.....	27
第 3 章 中欧班列运输网络构建及拓扑特征分析	29
3.1 中欧班列运输网络结构特征及构建方法	29
3.1.1 中欧班列运输网络结构特征.....	29
3.1.2 中欧班列运输网络构建方法.....	30
3.2 中欧班列基础路网构建及拓扑特征分析	32
3.2.1 中欧班列基础路网参数设置.....	32
3.2.2 中欧班列基础路网静态统计特征指标求解	33
3.2.3 中欧班列基础路网拓扑特征分析.....	35
3.3 中欧班列车流网络构建及拓扑特征分析	39
3.3.1 中欧班列车流网络参数设置.....	39

3.3.2 中欧班列车流网络静态统计特征指标求解	39
3.3.3 中欧班列车流网络拓扑特征分析	41
3.4 本章小结	45
第 4 章 中欧班列运输网络关键节点识别	47
4.1 中欧班列运输网络关键节点识别重要性	47
4.2 基于改进 TOPSIS-GRA 的中欧班列运输网络关键节点识别方法	47
4.2.1 中欧班列运输网络节点重要性评价指标选取	49
4.2.2 TOPSIS 法及其改进	51
4.2.3 基于灰色关联分析的多层网络节点重要性融合算法	53
4.3 实例分析	54
4.3.1 评价指标数据获取	54
4.3.2 单层网络节点重要度评价值计算	55
4.3.3 节点综合重要度评价值计算	56
4.3.4 方法有效性验证	57
4.3.5 识别结果分析	59
4.4 本章小结	60
第 5 章 中欧班列运输网络鲁棒性优化	61
5.1 中欧班列运输网络鲁棒性影响因素	61
5.2 中欧班列基础路网鲁棒性优化	63
5.2.1 目标函数	63
5.2.2 约束条件	64
5.2.3 优化模型	65
5.2.4 BPSO 算法原理	65
5.2.5 算法流程	66
5.3 中欧班列车流网络鲁棒性优化	67
5.3.1 问题描述	68
5.3.2 精确度评价方法	68
5.3.3 链路预测指标及算法	68
5.4 实例分析	70
5.4.1 中欧班列基础路网鲁棒性优化实例	70
5.4.2 中欧班列车流网络鲁棒性优化实例	73
5.5 本章小结	76
第 6 章 总结与展望	77
6.1 研究总结	77
6.2 研究展望	78
参考文献	80

第 1 章 绪论

1.1 研究背景与意义

1.1.1 研究背景

中欧班列（China Railway Express, CR Express）是由中国国家铁路集团有限公司（原中国铁路总公司）组织，按照固定车次、线路、班期等条件开行，往来于中国与欧洲及一带一路沿线各国的集装箱国际铁路联运班列。2011 年 3 月 19 日，第一列中欧班列从重庆出发，途径哈萨克斯坦、俄罗斯、白俄罗斯、波兰，最终到达德国杜伊斯堡，标志着一条新的中欧国际运输陆路大通道正式形成。2013 年 9 月到 10 月，习近平总书记在访问中亚五国时分别提出了“新丝绸之路经济带”和“21 世纪海上丝绸之路”的合作倡议，即“一带一路”倡议；2015 年 3 月，国家发改委等三部门联合发布《推动共建丝绸之路经济带和 21 世纪海上丝绸之路的愿景与行动》，明确提出要在内陆地区建立中欧通道铁路运输，推动区域通关一体化改革，打造中欧班列品牌。2016 年 6 月，中国铁路总公司正式启用中欧班列统一品牌标识，标志着国家提升中欧班列国际竞争力的决心。2016 年 10 月，《中欧班列建设发展规划（2016-2020）》正式发布，明确了中欧铁路的三大运输通道、枢纽节点和重点任务。2017 年 10 月，国家发改委印发《铁路“十三五”发展规划》，提出了将中欧班列打造成为世界知名物流品牌的要求。2020 年 7 月，国家发展改革委宣布下达中央预算内投资 2 亿元，支持郑州、重庆、成都、西安、乌鲁木齐 5 个城市开展中欧班列集结中心示范工程建设，标志着中欧班列在高质量发展方面迈上了新的台阶。

随着政策的推动和外贸需求的增加，中欧班列开行规模逐年增加，如图 1-1 所示。中欧班列已经逐渐成为我国与亚欧大陆上一带一路沿线国家贸易和经济往来的主要陆路运输方式。截止 2021 年 6 月，中欧班列运行线路达 73 条，到达德国、西班牙、斯洛伐克、捷克、荷兰、波兰等亚欧大陆的 21 个国家的 160 多个城市，开行范围不断扩大，呈现出网络化运营的趋势。随着疫情的暴发以及苏伊士运河的拥堵，空运和海运受到了很大程度的影响，而中欧班列则因其分段运输、不涉及人员检疫的特点受到的影响较小，大量的防疫、生产和生活物资转移到铁路上来。因此在全球经济受疫情极大影响的情况下，中欧班列的开行数量反而节节攀升，根据中国铁路总公司的统计，2021 年中欧班列的开行数量达到了 1.5 万列，在《中欧班列建设发展规划（2016-2020）》提出的 5000 列开行目标上翻了两倍，运送集装箱 146 万标箱（Twenty-feet Equivalent Unit, TEU），同比增长 29%，往返综合重箱率达 98.1%。

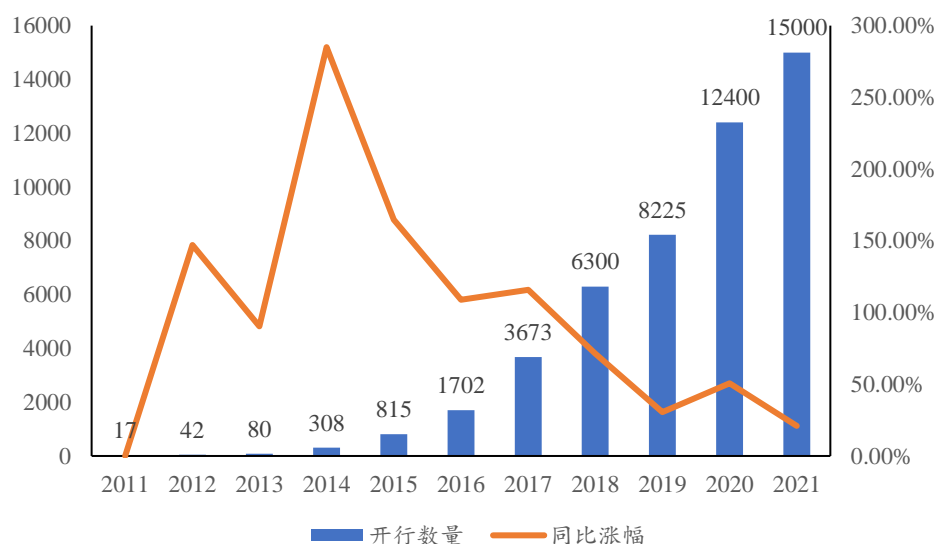


图 1-1 2011-2021 年中欧班列开行情况统计

Figure 1-1 Statistics on the operation of the CR Express from 2011 to 2021

但是在中欧班列开行数量快速增长的同时，也出现了不少问题。口岸站与境外关键站点基础设施的瓶颈，与激增的货运量无法兼容。同时由于疫情尚未得到完全控制，口岸站疫情防控措施较为严格，中欧班列的通关速度下降，再加上境外恶劣天气等影响，导致部分线路班列运到时间延长。为了缓解拥堵问题，从 2020 年 6 月开始，中国铁路总公司以暂停西向班列的方式遏制不断增长的需求。波兰铁路 PKP 扩建马拉舍维奇场站等基建项目，需要等到 2028 年才能完成。在项目建设过程中，会涉及到线路修缮问题，影响中欧班列的正常开行。此外，由于中欧班列途中要经过多个国家，因此也会受到国际政治风险的影响，波兰与白俄罗斯之间纷争日益严重，可能导致波白之间的边境口岸关闭，届时中欧班列将损失一条非常重要的运输通道。而俄乌之间的战争已经对中欧班列的开行造成了巨大的影响，货主已经在尽可能避免通过俄罗斯及白俄罗斯的线路运输货物。由此可见，由于不可抗力或其他因素，导致中欧班列运输网络部分节点故障或线路中断，会影响中欧班列的正常运行。尤其是当中欧班列运输网络中重要的节点和线路发生故障时，会对整个网络的运输效率产生很大影响。因此，提升中欧班列运输网络的鲁棒性对保障中欧班列平稳运行具有重要作用。提升中欧班列运输网络的鲁棒性，主要需要研究以下几个问题。

- (1) 中欧班列运输网络的拓扑性质是什么；
- (2) 如何识别中欧班列运输网络中的关键节点；
- (3) 如何提高中欧班列运输网络的鲁棒性。

1.1.2 研究意义

随着中欧班列开行数量不断提升、开行城市不断增多，中欧班列运输网络布局日益扩大。中欧班列运输网络的鲁棒性是保证其正常运行的基础，因此对中欧班列运输网络的关键节点识别及鲁棒性优化研究具有重要的理论意义和应用价值。

（1）理论意义

现有对中欧班列的研究已经十分丰富，但大都集中在运营管理、发展趋势、运输组织、货源组织、风险评估等方面。中欧班列运输网络是一个动态演化的网络，本文基于复杂网络理论对中欧班列运输网络拓扑特性、关键节点识别以及鲁棒性优化问题进行了研究，丰富了中欧班列的研究内容。此外，本文根据中欧班列运输网络的结构特征及现实属性，构建中欧班列基础路网及中欧班列车流网络，结合改进优劣解距离法及灰色关联分析提出中欧班列运输网络关键节点识别方法，丰富了中欧班列运输网络关键节点识别理论。在对中欧班列运输网络进行鲁棒性优化的研究中，以拉普拉斯能量作为鲁棒性测度指标提出基于成本约束的中欧班列基础路网鲁棒性优化模型，并采用结合复杂网络理论的二进制离散粒子群算法进行求解；此外还提出基于链路预测的中欧班列车流网络鲁棒性优化模型，为中欧班列运输网络鲁棒性优化研究提供了理论参考。

（2）应用价值

首先，运用复杂网络理论对中欧班列基础路网和车流网络的静态统计特征指标进行计算，分析其拓扑特征，有助于了解中欧班列运输网络的结构特征，可以为中欧班列运输网络结构进一步优化、改善网络性能提供依据。其次，找出中欧班列运输网络中的关键节点，可以发现中欧班列运输网络中的薄弱之处，从而能够采取有针对性的措施提高中欧班列运输网络抵御各种突发事件的能力。此外，随着中欧班列开行量不断增加，沿线国家政治风险不断变化，现有的运输通道及开行线路可能无法保证班列开行的稳定性，亟需开发和完善更多的新通道和新线路，长期看需要投入大量的资金、人力和物力来进行线路改造和沿线基础设施升级，建设成本高，周期长。因此在考虑成本约束的情况下对中欧班列基础路网鲁棒性进行优化研究，并应用基于结构相似性的链路预测算法对中欧班列车流网络中最可能形成的新线路进行了预测，为提高中欧班列运输网络鲁棒性提出了相关建议。

1.2 国内外研究现状

1.2.1 中欧班列研究现状

自中欧班列开行以来，很多学者对中欧班列的相关问题进行了研究。到目

前为止。已经形成了较为完善的体系,研究方向涉及中欧班列发展趋势、补贴机制、运输组织、货源组织、枢纽选址、风险管理等多个方面。

在中欧班列发展趋势研究方面,陈振江等(2016)梳理了影响中欧班列发展的因素,并应用系统动力学方法对中欧班列发展系统进行了分析,提出了促进中欧班列发展的措施^[1];崔艳萍等(2017)对中欧班列现有通道与亚欧国际运输通道的区别与联系进行了分析,提出了依托亚欧铁路运输通道拓展中欧班列境外通道范围的建议^[2]。为本文对中欧班列基础路网鲁棒性优化研究提供了科学依据;耿进昂(2020)从多个方面分析了中欧班列拉动沿线地缘经济发展现状,并提出了相应的优化对策^[3];郭紫莹(2020)以中欧班列发展现状为背景,从三个方面分析了制约中欧班列高质量发展的问题,并分析了中欧班列的高质量发展趋势^[4]。Wei等(2021)采用改进优劣解距离法(Technique for Order Preference by Similarity to an Ideal Solution, TOPSIS)、物流能力与需求匹配模型和跨境物流引力模型相结合的混合方法建立了我国内河港口与中欧班列运营商的横向协同联盟体系,为丝绸之路经济带沿线中欧班列运营商的协调发展提供了富有洞察力的建议^[5]。

在中欧班列补贴机制研究方面,由于各班列公司运营成本较高,因此自身无法达到托运人可以接受的价格范围,其差额需要政府进行补贴。随着中欧班列开行数量不断增加,各地政府补贴机制存在较大差异,一定程度上影响了中欧班列的良性发展。Feng等(2020)通过考虑中欧班列运营商的运营努力水平、实际运价和托运人愿意支付的最高运价建立了补贴模型,对中欧班列运营中最优补贴金额问题进行了建模和求解,并根据分析结果提出了相应的建议^[6]。Yin等(2021)通过考虑各种运输方式的运营成本、外部成本和转运成本等各种影响因素,建立了双层规划模型以确定合适的补贴机制,研究表明不同时间价值的商品应该有不同的补贴价值^[7]。

在中欧班列运输组织方面,多位学者基于中欧班列的开行现状,提出了多种优化中欧班列运输组织的方法。王姣娥等(2017)对中欧班列的运输方式进行了研究,并提出轴辐式组织模式降低中欧班列的运输成本^[8]。闫伟等(2019)构建了中欧班列去程运输组织优化模型,分析了平均旅行速度、货物时间价值两个参数对中欧班列运输组织模式的影响,提出了运输组织优化建议^[9]。邢磊等(2020)采用分布式鲁棒机会约束规划模型对中欧班列空箱调运优化问题进行了研究,得到了相应的优化方案^[10]。此外,Xing等(2021)将国际班轮公司纳入中欧班列空箱调运优化问题的因素中,研究了在班轮公司与中欧班列运营平台公司合作条件下的空箱调运优化问题,并给出了相应的建议^[11]。吕敏等(2021)在运输成本中考虑延误风险价值,构建了“风险-时间-费用”综合运

输成本最小的中欧班列路径选择模型^[12]。

在中欧班列货源组织及枢纽选址方面,部分学者对中欧班列货源结构特点进行总结,建立多种优化模型,为中欧班列货源组织及枢纽选址提供了有效的参考。秦欢欢等(2016)对中欧班列当前货源结构进行了分析,并利用货物价值特性分析理论对高附加值货物进行了分析,明确了中欧班列的潜在货源^[13]。李文锦等(2018)以中欧班列(义乌-马德里)为例,采用引力模型计算班列对主要货源区的吸引力大小,提出不同货源地应根据其等级采用不同的货源组织方法^[14]。Sun 等(2020)基于 TOPSIS 法对我国 48 个开行中欧班列的城市进行排名,并运用聚类分析筛选出合并中心,确定了最终的集结枢纽城市^[15]。郭加佳(2020)构建了需求不确定下的中欧班列枢纽选址优化模型,最后以物流系统总成本最小作为优化目标,对中欧班列中转枢纽选址进行了优化^[16]。Cheng 等(2021)通过三标准筛选机制选出了 28 个候选节点。同时考虑网络运行成本和温室气体排放,建立了双目标混合整数规划模型,并应用增广 ϵ 约束方法进行求解,最终得到 6 个枢纽节点^[17]。

在中欧班列风险管理方面,一些学者针对中欧班列的运营风险进行了研究,并对中欧班列未来发展提出了一系列建议。冯芬玲等(2017)使用二元决策图和故障树分析法对中欧班列运营风险进行了研究,通过计算风险事件的 Birnbaum 测度得到相应的风险程度,并提出了相应的风险控制策略^[18]。此外,冯芬玲等(2020)还基于故障树-贝叶斯网络模型对中欧班列通关时间风险进行了研究,对其进行了多方面的推理分析,为中欧班列运营工作提供了理论依据^[19]。

综上所述,由于中欧班列仍处于快速发展阶段,相关研究主要集中在中欧班列的运营现状、补贴机制以及运输组织优化方面,近几年出现了较多对中欧班列中转集结枢纽选址的研究,但目前对于中欧班列运输网络进行整体分析的研究较少,仅有 Zhang 等(2020)对中欧班列运输网络的拓扑特性进行了研究,并基于结构洞理论对中欧班列运输网络的关键节点进行了识别^[20]。随着中欧班列开行线路及运输通道的不断增加,运输网络规模不断增大,呈现出复杂网络的性质,应用复杂网络理论对中欧班列运输网络进行研究会更加符合其属性特征。

1.2.2 交通网络拓扑特征研究现状

中欧班列运输网络本质上属于交通网络,目前已经有大量学者利用复杂网络理论对各种交通网络的拓扑特征进行了研究,主要集中在轨道交通、铁路运输、航空运输、港口航运、城市道路交通以及综合交通方面。

在轨道交通方面,国外部分学者率先对发达国家的轨道交通网络拓扑特征进行了研究。Latora 等(2002)对波士顿轨道交通网络的拓扑特征进行了研究,通过计算最短路径长度和聚类系数等指标,发现波士顿轨道交通网络具有小世界特性^[21]。Seaton 等(2004)对维也纳和波士顿两个城市的轨道交通线网的聚类系数、路径长度和平均节点度进行了计算,发现这两个轨道交通网络都是小世界网络^[22]。Keumsook 等(2008)对首尔的轨道交通网络进行了研究,从客流角度分析了轨道交通网络的拓扑特征,研究表明首尔轨道交通网络符合幂律分布^[23]。随着我国轨道交通不断发展,越来越多的学者对各大城市的轨道交通网络进行了研究。李进(2009)分析了部分大城市的轨道交通网络,发现大部分轨道交通网络的平均节点度接近 2,聚类系数为 0,具有最小生成树的特性^[24]。刁朋娣(2014)构建了北京市轨道交通物理网络和功能网络,并对两个网络的拓扑特征进行了分析^[25]。李张华等(2016)给出了轨道交通网络的 3 种结构描述方法,分别是 Space L、Space P 和 Space D 方法,并以上海不同年份的轨道交通网络为实例对象,分析了轨道交通网络的各项结构特征^[26]。Meng 等(2020)使用 Space-L 和 Space-P 方法对深圳轨道交通网络进行了拓扑结构构建,并利用累积度的特征向量中心度分布和截断幂律分布证明了深圳轨道交通网络在 L 空间和 P 空间都是无标度网络^[27]。

在铁路运输方面,Parongama Sen 等(2003)研究了印度铁路网络,发现印度铁路网络聚类系数较大,且平均路径长度较短,符合小世界网络的特性^[28]。Li 等(2007)对我国包含 3915 个节点的铁路网络拓扑特征进行了分析,发现我国铁路网络同时具有无标度和小世界特性^[29]。王雷(2014)依据“十二五”规划铁路网以及 2008 年铁路网利用复杂网络理论构建了中国铁路地理网络,发现两个网络的度分布均服从泊松分布,且聚类系数较小,发现中国铁路地理网络属于树状网络^[30]。徐青刚(2015)将客流量作为边权构建了铁路客运网络,更加准确全面的表述了铁路客运网络的特性^[31]。随着我国高速铁路的不断发展,张兰霞等(2016)从不同角度出发,构建了中国高速铁路地理网、车流网以及服务网三个网络模型,并计算了三个网络的拓扑特征参数,发现中国高速铁路地理网仍然具有树状网络的特征,而车流网和服务网则具有无标度网络的特征^[32]。李薏娜等(2018)基于 Space-L 方法构建了我国高速铁路加权网络,通过对加权网络的度分布特征进行研究,发现 2018 年时的高速铁路网络仍属于无标度网络^[33]。漆庆宇(2020)建立了 2019 年中国高铁城市网络,并从无标度性、聚类系数及中心性解释了其拓扑特征,发现我国高铁网络并不存在无标度特征^[34]。可见,随着网络的不断发展与演变,其拓扑特征也会发生变化。

在航空运输方面, Amaral 等(2000)对世界航空网络的拓扑特征进行了研

究,发现该网络的度分布服从幂律分布,具有典型的小世界特性^[35]。Barrat 等(2005)研究了北美航空网络的网络特性,发现其与世界航空网络的拓扑特征极为相似,都属于小世界网络^[36]。Guida 等(2007)分析了意大利的航空网络结构,并研究了其拓扑性质,结果表明意大利航空网络的度分布和介数满足双帕累托定律,是一个无标度网络^[37]。Bagler 等(2008)对印度航空网络进行研究,发现其度分布具有截断幂律分布特征,网络表现出小世界特性^[38]。隋东等(2016)根据 2014 年中国的航路网络数据构建了中国航路网络,通过计算得到航路网络的度分布服从幂律分布,聚类系数较小,满足无标度网络的特性^[39]。杨泳等(2019)对春运期间中国所有运行航班形成的航空网络拓扑结构进行了实证分析,发现其既具备较大的聚类系数和较短的平均路径长度,也具备满足双段幂律分布的节点度分布,表明春运期间的中国航空网络是一个无标度、小世界网络^[40]。Siozos-Rousoulis 等(2021)对 1996-2016 年美国航空运输网络的拓扑特征演化进行了研究,发现随着新航线的不断增加,航空网络的无标度特性更加显著,对蓄意攻击的容忍度呈现下降态势^[41]。

在港口航运方面,田炜等(2007)对马士基航运集团的航运网络进行分析,发现该网络呈现出小世界与无标度的特性,并对一些不符合复杂网络统计特性的现象进行了分析^[42]。熊文海等(2009)则在复杂网络分析理论的基础上,以世界海洋运输系统为研究对象构建了一个世界航运加权有向网络,通过对其拓扑特征进行研究,发现该网络是一个小世界网络,同时具有加权网络特性和空间网络特性^[43]。Jiang 等(2019)基于 2017 年 6-12 月的航线数据构建了“海上丝绸之路”集装箱航运网络,并分析其拓扑特征。通过计算网络度分布的幂律指数,得出该网络属于无标度网络^[44]。Qian(2021)构建了东南亚航运网络,并与同等规模的随机网络进行比较,研究表明东南亚航运网络的聚类系数要高于同等规模的随机网络,且平均路径长度较小,因此呈现出一定的小世界特性^[45]。

在城市道路交通方面,Sienkiewicz 等(2005)构建了波兰 22 个城市的公交网络,并对其拓扑特性进行计算分析,根据计算结果发现 22 个网络的度分布总是服从指数分布与幂律分布两者之一,且所有的网络都表现出小世界的特性^[46]。Lammer 等(2006)对德国 20 个主要城市的道路网络进行研究,并以旅行时间作为网络的边权值,此时车流在道路上服从幂律分布^[47]。朱中华(2012)从旅客换乘角度出发,构建了重庆市公交换乘网络,计算得出网络节点度分布满足幂律分布,且聚类系数为 0.7316,表明重庆公交换乘网络是具有小世界特性的无标度网络^[48]。张琳(2016)运用 Space L 方法构建济南市公交地理网络,通过对累计度分布进行线性拟合,发现济南公交地理网络属于无标度网络^[49]。种鹏

云等（2018）构建了大连市加权无向危险品道路运输网络，通过计算发现累积节点度分布服从指数分布，且聚类系数较大，表明大连市危险品道路运输网络是具有小世界特性的随机网络^[50]。郑义彬等（2021）基于 Space-P 方法建立了湖北省高速公路网络，对其静态特性进行了分析，表明湖北省高速公路网络具有明显的小世界特性，网络连通性较好^[51]。

在综合交通方面，随着城市换乘系统及多式联运的发展，越来越多的学者开始对其进行研究。徐凤等（2015）根据空铁联运思想构建中国高铁-民航复合网络，对其拓扑结构进行了研究^[52]。彭景新（2017）则根据公共交通换乘理论提出了加权的公交地铁复合网络模型^[53]。

综上所述，现有对交通网络拓扑特征的研究已经十分丰富，其中对于航空运输和港口航运的研究范围较为广泛，多位学者基于多个国家构建了相应的跨国航空运输网络以及跨国海运网络。对于轨道交通、铁路运输、城市道路交通以及综合交通方面，现有研究大都是基于单个国家、城市层面构建网络，而对于类似中欧班列运输网络的跨大陆运输网络研究较少。

1.2.3 复杂网络关键节点识别研究现状

随着复杂网络理论不断发展，学者们不再满足于仅从整体角度对复杂网络的拓扑特性进行研究，而是开始基于之前的研究进行更加深入的探索。对复杂网络中的关键节点进行识别成为主要研究方向之一。随着越来越多的学者不断加入，复杂网络关键节点识别研究也逐渐完善起来。

（1）单层网络关键节点识别研究

自从复杂网络科学这门学科诞生以来，就有大量的学者从不同的角度对单层复杂网络的关键节点识别进行了研究。总体来看，目前对单层复杂网络关键节点识别的理论研究主要分为 4 个方面。

①基于局部性质的关键节点识别算法

Opsahl 等（2010）将度中心性应用到加权网络中，提出了综合考虑权重与邻居节点个数的关键节点识别算法^[54]。Tulu 等（2018）提出了一种将节点的度和社区随机游走熵结合的半局部中心性算法，该算法考虑了节点的度和节点所连接的社区结构对节点重要性的影响，通过使用感染模型验证，发现该算法可以识别出一些其他算法无法得到的新的关键节点^[55]。Yang 等（2020）提出了一种新的半局部中心性作为关键节点识别的指标，该指标在半局部中心性的基础上综合考虑了节点自身的度值和聚类系数，同时也考虑了邻居节点的节点度及聚类系数，能够有效地识别出网络的关键节点^[56]。

②基于全局性质的关键节点识别算法

基于局部性质的关键节点识别算法主要考虑周边邻居节点对该节点的贡献程度,而基于全局性质的关键节点识别算法主要通过评判节点位置是否重要以及该节点对整个网络连通性影响的大小来判断节点是否关键。比较常用的算法有介数中心性算法^[57]、接近中心性算法^[58]、离心中心性算法^[59]以及 k-shell 算法^[60]。此外, Katz (1953) 发现对不同长度的信息传输路径设定不同的权值能更好地反映节点对其他节点连通性的影响,并提出了 Katz 中心性算法^[61]。Newman (2005) 证明了节点的重要性与信息流随机在网络中游走时穿过该节点的次数相关,提出了随机游走介数中心性算法^[62]。

③基于特征向量的关键节点识别算法

基于特征向量的关键节点识别算法综合考虑了邻居节点数量及其在网络中的重要程度。此类算法主要有特征向量中心性算法^[63]、累计提名算法^[64]、PageRank 算法^[65]以及 HITS 算法^[66]等。此外,多位学者在这些算法的基础上进行了改进,如 Lü 等 (2011) 在 PageRank 算法的基础上提出 LeaderRank 算法,其特点是增加一个与其他节点双向连接的领导力节点,加快了算法的收敛速度,同时在一定程度上提高了关键节点识别的准确率^[67]。Zhu 等 (2018) 在特征向量中心性算法的基础上增加邻居节点的贡献概率,提出了 LNC 算法^[68]。

④其他关键节点识别算法

随着对复杂网络关键节点识别的研究不断深入,许多学者将其他领域的方法运用到关键节点识别当中。如 Tutzauer (2007) 将信息熵的定义引入节点重要性识别,认为一个节点发出的信息到达其他节点的概率越接近,则该节点越重要^[69]。Hu 等 (2016) 将上文提到的多种中心性进行了融合,使用 TOPSIS 法对节点重要性进行了综合评价,发现从多个方面对关键节点进行识别会更加准确^[70]。Wang (2017) 等通过删除网络中的单个节点计算网络效率的变化率大小来确定关键节点^[71]。Wandelt 等 (2020) 使用图嵌入的深度学习来预测复杂网络中的节点重要性,大大减少了寻找关键节点所需时间^[72]。

(2) 多层网络关键节点识别研究

早期的关键节点识别研究往往不关注节点的实际属性,而现实网络中的节点具有多种功能属性,因此对现实网络中的重要节点进行识别时,需要从多个层面进行考虑,多层复杂网络理论由此诞生。由于多层网络是两个及以上的单层网络构成的综合体,因此多层网络的关键节点识别方法可以基于单层网络进行改进。Sole-Ribalta 等 (2014) 重新定义了多层网络中的介数中心性,并以社交网络和合著网络进行了检验^[73]。Tu 等 (2018) 基于多层网络种群随机迁移的概念提出了一种新的多层网络 PageRank 算法,并在城市交通网络中进行了验证^[74]。近几年,一些学者将信息融合方法应用到多层网络关键节点识别中,能够

很好地将同一节点在不同网络层中的重要性融合^[75-77]。

综上所述, 现有对复杂网络关键节点识别的研究已经十分完善, 多位学者从不同的角度设计了关键节点识别算法。但由于不同的算法对关键节点识别的目的并不相同, 应用在不同网络中的精确程度也有一定差别, 因此要针对具体的网络、具体的目的对算法进行设计。目前针对中欧班列运输网络的关键节点识别算法相对较少, 因此本文针对中欧班列运输网络, 对其关键节点识别方法进行了研究。

1.2.4 复杂网络鲁棒性优化研究现状

鲁棒性这一概念存在于不同的研究领域, Jen (2001) 统计并搜集了 17 种鲁棒性的定义, 其中在复杂网络领域, 鲁棒性是衡量网络遭受外部干扰或内部自身结构改变时, 维持网络运转的能力^[78]。对于网络的鲁棒性进行优化一直以来是复杂网络领域的研究热点。Shargel 等 (2003) 发现无标度网络对于随机攻击鲁棒性较强, 但对蓄意攻击鲁棒性较弱, 提出通过重构网络增强其面对蓄意攻击时的鲁棒性^[79]。Paul 等 (2004) 在此基础上研究如何进行网络重构才能在保持网络成本不变的同时最大化提升网络鲁棒性, 最后提出将网络重构为度分布符合双峰分布的网络可以最大化提升网络鲁棒性^[80]。

通过重构网络能够有效地改善网络的拓扑结构, 从而有效地提高网络的鲁棒性, 但是在现实网络, 如互联网、大型交通网络中, 摒弃现有的网络对网络结构进行重构是不可能实现的。因此很多学者提出在现有网络的基础上通过添加新的连边改善网络结构, 从而提高网络的鲁棒性。如 Beygelzimer 等 (2005) 提出了对最初无标度网络的适度改变可以有效地提高抵御攻击的鲁棒性, 并针对多种鲁棒性优化方法进行了比较^[81]。Louzada 等 (2013) 通过将网络中度值差异较大的节点进行连接, 发现形成的类洋葱状结构的网络鲁棒性更好^[82]。刘美玲 (2019) 在提升中国高速铁路网的抗毁性时, 提出三种加边方法, 经过仿真发现基于最小度值加边的方法能最大程度提升网络抗毁性^[83]。但其没有考虑高速铁路网络的实际加边成本, 因此实际可行性较低。李海云 (2019) 在综合考虑各项约束的情况下, 以网络的拉普拉斯算子能量为约束函数, 对我国航路网络的鲁棒性进行了优化^[84]。潘俊宇 (2019) 在对武汉市轨道交通网络抗毁性进行度量后, 基于经济成本约束采用改进的粒子群算法对武汉市轨道交通网络的抗毁性进行了优化^[85]。李雅洁 (2020) 则根据网络效率变化量作为优化目标, 采用禁忌搜索算法对重庆市轨道交通网络鲁棒性进行了优化^[86]。

综上所述, 国内外目前关于复杂网络鲁棒性优化研究主要集中在对于人工网络的优化方面, 大多数鲁棒性优化方法都基于网络拓扑重构或部分网络重新

连边, 针对实际网络的研究较少, 且大都是对航空网络或轨道交通网络的鲁棒性进行优化, 从网络角度对中欧班列运输网络鲁棒性进行优化的研究较为稀少。

1.3 研究内容及论文结构

1.3.1 研究内容

本文利用复杂网络理论对中欧班列运输网络进行构建。根据中欧班列运输网络的结构特征, 构建中欧班列多层网络 G , 对其拓扑特征进行分析, 为关键节点识别及鲁棒性优化研究奠定基础。其次, 提出一种结合改进 TOPSIS 法及灰色关联分析 (Grey Relational Analysis, GRA) 的多层网络关键节点方法, 对中欧班列运输网络中的关键节点进行识别, 基于识别结果, 从节点角度提出中欧班列网络鲁棒性优化建议。最后在基础路网和车流网络角度下提出中欧班列运输网络的鲁棒性优化模型, 并利用结合复杂网络的二进制离散粒子群算法 (Discrete Binary Particle Swarm Optimization Algorithm, BPSO) 及基于结构相似性的链路预测算法对中欧班列基础路网和车流网络进行优化, 得到具体的优化方案, 为中欧班列运输网络建设新通道、开行新线路提供理论参考。

第1章 绪论

主要阐述中欧班列运输网络关键节点识别和鲁棒性优化的研究背景及研究意义, 分析中欧班列运输网络发展的现状以及存在的问题。总结国内外关于中欧班列、交通网络拓扑特征、关键节点识别以及网络鲁棒性优化的研究现状, 并对论文内容和结构进行梳理。

第2章 相关理论及方法概述

主要介绍复杂网络相关定义、分类以及描述网络拓扑特征的相关参数, 并对关键节点识别中用到的一些方法以及检验识别方法准确性的评价指标进行介绍。此外, 对几种鲁棒性测度进行介绍, 为中欧班列运输网络的鲁棒性优化测度选取奠定理论基础。

第3章 中欧班列运输网络构建及拓扑特征分析

根据中欧班列运输网络的特点, 构建中欧班列多层网络。首先从中欧班列运输网络基础设施的角度出发, 仅考虑各节点城市之间的相对位置关系, 对中欧班列基础路网进行拓扑建模; 其次, 从各班列平台公司开行线路的角度出发, 考虑中欧班列各节点城市的关联关系, 对中欧班列车流网络进行拓扑建模; 最后, 从网络节点的度分布、平均路径长度、聚类系数、介数等静态网络拓扑指标分别对中欧班列基础路网和中欧班列车流网络的静态特征进行计算与分析。

第4章 中欧班列运输网络关键节点识别

首先, 分析中欧班列运输网络关键节点识别对中欧班列运营管理的意义。

考虑到中欧班列运输网络是一个多层网络，各网络层结构并不相同，单一的节点重要性指标不能全面反映节点在整个网络中的节点重要性，因此需选取多个节点重要性评价指标，基于极端随机树算法计算指标权重，使用 TOPSIS 法计算节点在每个单层网络中的重要度评价值，并基于灰色关联分析方法将节点在各单层网络中的重要度进行融合，得到节点在中欧班列运输网络中的综合重要度评价值。利用动力学传播模型对识别结果进行验证，根据识别结果提出相应的鲁棒性优化建议。

第 5 章 中欧班列运输网络鲁棒性优化

基于本文第 3 章构建的中欧班列运输网络，首先分析影响中欧班列运输网络鲁棒性的因素。从基础路网和车流网络角度提出中欧班列运输网络鲁棒性优化模型。在基础路网层面，以拉普拉斯能量作为中欧班列基础路网的鲁棒性测度，以建造或改造升级成本为约束，将鲁棒性优化问题建模为成本约束下复杂网络的网络加边问题，通过应用结合复杂网络理论的 BPSO 算法，得到具体的加边组合。在车流网络层面，通过应用基于结构相似性的链路预测算法对中欧班列演化过程中最可能出现的新线路进行预测。同时针对优化后的中欧班列基础路网和车流网络进行攻击，验证优化效果。

第 6 章 总结与展望

对全文的研究做出总结，指出文中的不足之处以及未来可以继续研究的方向。

1.3.2 创新点

本文利用复杂网络理论从不同角度对中欧班列运输网络进行拓扑建模，并对其静态拓扑特征进行分析；提出结合改进 TOPSIS 法及灰色关联分析的中欧班列运输网络关键节点识别方法；从基础路网及车流网络层面建立中欧班列运输网络鲁棒性优化模型并给出具体的优化方案，主要创新点有以下三点。

（1）基于多层复杂网络理论构建中欧班列运输网络

现有对中欧班列运输网络拓扑特征的研究相对较少，且大都从单一角度进行分析。中欧班列运输网络是由轨道、车站等硬件基础设施以及通行于轨道之上承载货物的列车构成的，因此本文基于其结构特征构建中欧班列多层网络，并对其静态统计指标进行求解分析，能够更加全面地反映中欧班列运输网络的拓扑特征。

（2）提出改进 TOPSIS-GRA 法识别中欧班列运输网络关键节点

现有对中欧班列运输网络关键节点识别的研究主要集中于单层网络方面。本文基于中欧班列运输网络的实际结构特征提出改进 TOPSIS-GRA 法，将不同

网络层中的多个节点重要性指标进行融合，对中欧班列运输网络的关键节点进行识别，能够更加综合地反映中欧班列运输网络的节点重要性。

（3）基于网络拓扑结构优化中欧班列运输网络鲁棒性

现有对中欧班列运输网络鲁棒性优化的研究大多集中于枢纽选址或开行方案优化，本文从网络拓扑结构角度出发，应用结合复杂网络理论的 BPSO 算法及基于结构相似性的链路预测算法分别对中欧班列基础路网及中欧班列车流网络的鲁棒性进行优化，能够为中欧班列运输网络新通道建设及新线路开行提供参考。

1.3.3 论文结构

本文的结构与思路如图 1-2 所示。

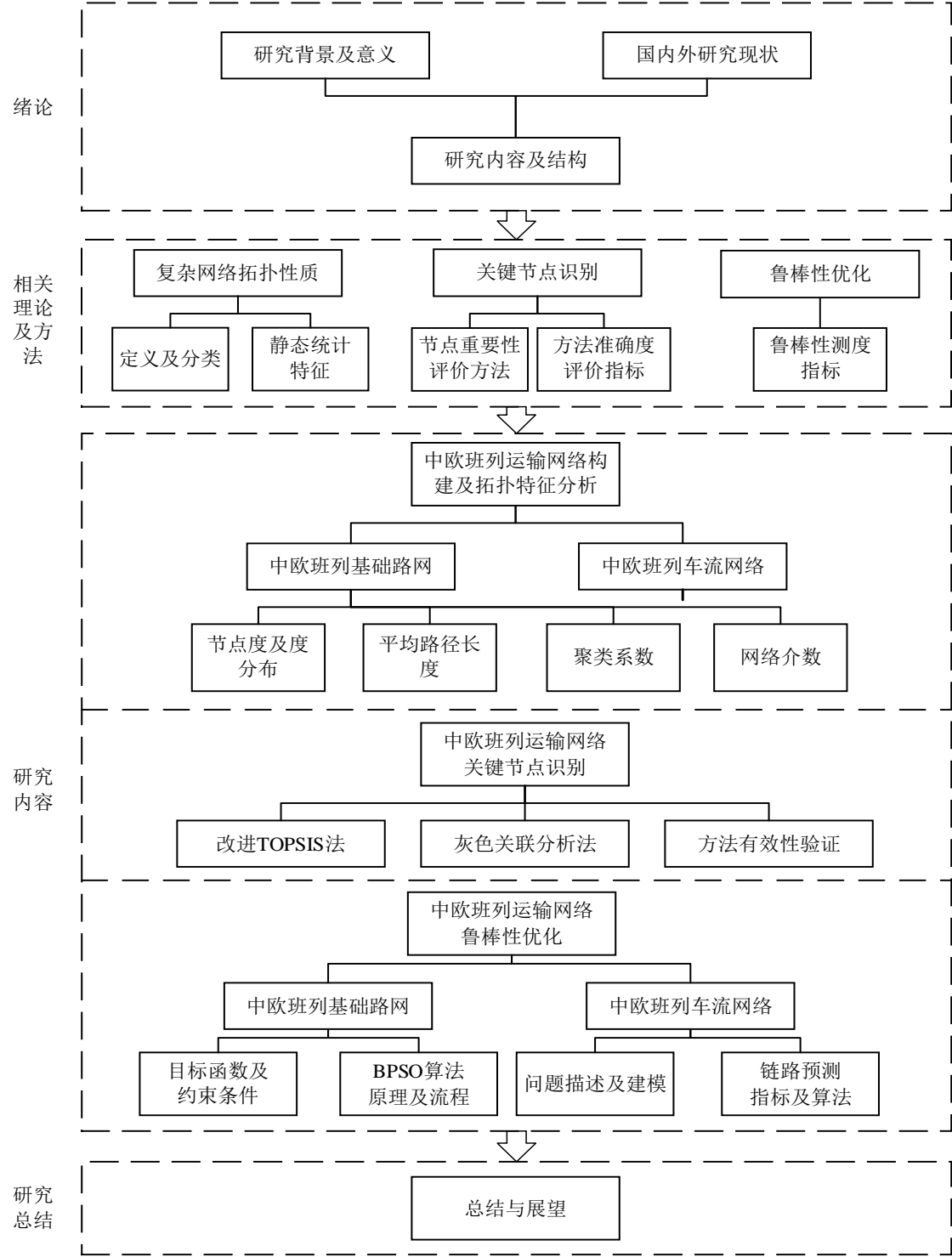


图 1-2 论文结构

Figure 1-2 The structure of the thesis

1.4 本章小结

本章对中欧班列运输网络拓扑特征、关键节点识别以及网络鲁棒性优化问题的相关背景和意义进行了分析，对国内外相关研究现状进行了总结评述，梳理了论文的内容和结构。

第2章 相关理论基础综述

2.1 复杂网络理论

2.1.1 复杂网络定义及分类

网络通常是指由节点和连线构成的用来表示研究对象及其相互联系的图。节点是将研究对象抽象化后得到的网络基本单元，节点之间的连线则代表研究对象之间的相互关系。在 20 世纪 90 年代之前，学者们认为网络中的结构只有规则和随机两种形式。直到 Watts（1998）和 Barabási（1999）分别发现了网络的小世界和无标度特性后^[87-88]，科学界开始对网络的复杂性有了更加深入的认识，进而产生了复杂网络这一概念。自复杂网络概念诞生以来，有多位学者从不同角度对复杂网络的定义进行了阐述，目前对复杂网络较为完善的定义是：具有自组织、自相似、吸引子、小世界、无标度中部分或全部性质的网络称为复杂网络^[89]。根据网络复杂程度可以将复杂网络分为两类：单层复杂网络与多层复杂网络。

（1）单层复杂网络

单层复杂网络是现实世界中复杂系统的抽象化描述，其节点代表组成系统的个体，连边代表个体之间的某一种关系。典型的单层复杂网络有文献引用网络、电力网络、电子邮件网络等。单层复杂网络作为一种特殊的网络形式，依然可以将其表示为图的形式，如图 2-1 所示。

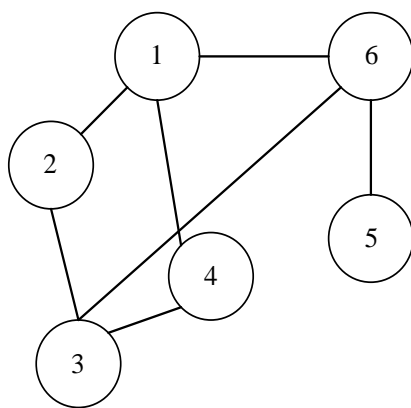


图 2-1 单层复杂网络示意图

Figure 2-1 Schematic diagram of single-layer complex network

目前对于单层复杂网络的研究大都基于图论，因此很多图论中的定义同样可以用于复杂网络研究中。一般使用 $G(V, E)$ 表示一个单层复杂网络，其中 V 代表网络中的所有节点，而 E 则代表网络中的所有连边。根据连边属性，可以将

单层复杂网络分为四种网络。如果连边存在方向和权值属性，则称该单层复杂网络为加权有向网络。类似地，如果连边不存在任何属性，则称该单层复杂网络为无权无向网络。如果连边属性为两者之间的一种，则称该网络为加权无向网络或无权有向网络。如图 2-2 所示。

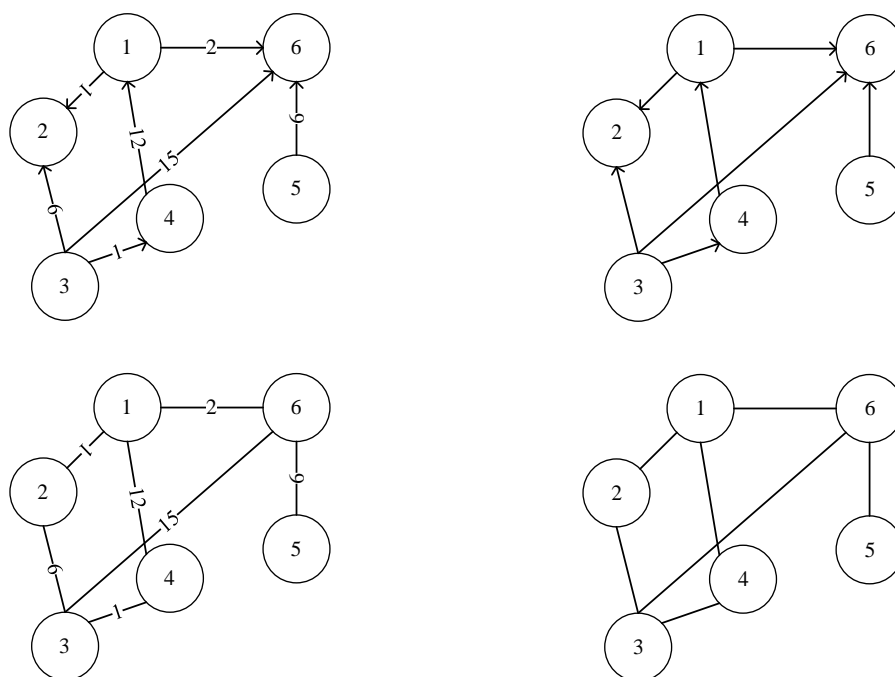


图 2-2 单层复杂网络分类

Figure 2-2 Classification of single-layer complex networks

(2) 多层复杂网络

早起的复杂网络研究多针对于单层网络，事实上现实世界中的复杂系统中的个体之间存在着许多作用关系，构建单层复杂网络模型无法全面地表达系统中个体之间的复杂关系，多层复杂网络的概念由此出现^[90]。多层复杂网络是基于节点间的不同连接关系，按照不同的组合方式将多个单层复杂网络组合在一起形成的。根据不同单层复杂网络中的节点与连边是否同质，可以将多层复杂网络划分为多维型多层网络和依存型多层网络。

① 多维型多层网络

多维型多层网络指的是将一组相同的研究对象按照不同作用关系划分成的不同单层复杂网络组合形成的多层网络，多维型多层网络的各个网络层节点同质，但连边属性存在差异，只有相同的节点之间可能存在联系^[90]。例如在社交网络中，每个个体都有自己的好友圈，这些好友可能是在 QQ 中认识的，也有可能是在微信、微博或知乎中认识的，而在单层网络中难以处理节点之间的多条属性不同的边，而将同一种属性的连边划分为单独的网络层则可以很方便地

对整个社交网络进行研究。多维型多层网络的示意图如图 2-3 所示。

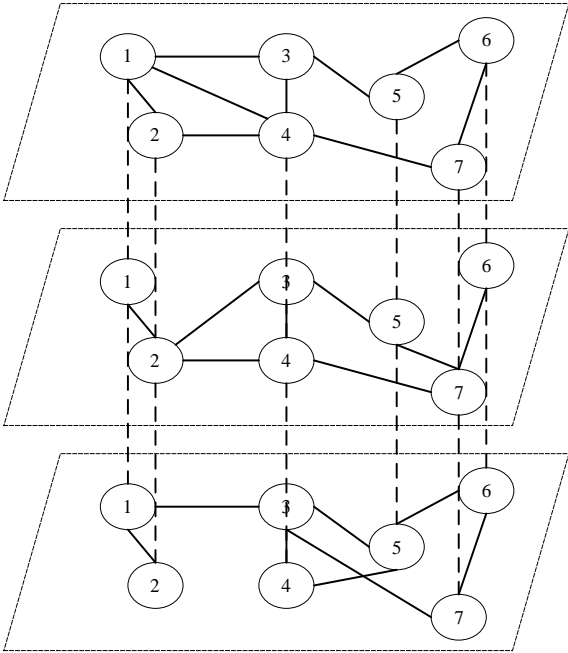


图 2-3 多维型多层网络示意图

Figure 2-3 Schematic diagram of multidimensional multi-layer network

②依存型多层网络

依存型多层网络的概念最早由 Buldyrev（2010）提出，他指出在一些复杂网络系统中存在不同种类的研究对象，而不同种类的研究对象之间存在依赖关系，因此需要将不同种类的研究对象在不同的网络层中表示，并体现其依赖关系，这样就构成了一个各网络层节点与连边均不同质的多层网络，即依存型多层网络^[91]。其示意图如图 2-4 所示。

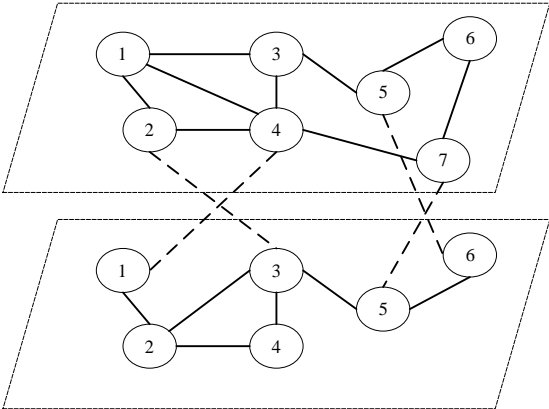


图 2-4 依存型多层网络示意图

Figure 2-4 Schematic Diagram of interdependent multi-layer network

2.1.2 复杂网络静态统计特征

随着对复杂网络研究的逐步深入,学者们发现复杂网络的静态统计特征能够很好地反映网络的拓扑性质,从而能够反映实际网络的特性。目前有多位学者提出了很多统计特征来度量网络的拓扑结构,如节点度、节点强度、度分布、介数、平均路径长度等。本文所采用的静态统计特征主要有以下几种。

(1) 节点度、节点强度与度分布

节点度是刻画复杂网络拓扑性质最基本、最重要的统计特征之一,其定义为节点与其邻居节点之间的连边数目的总和。由定义可知,如果一个节点的节点度较大,代表与该节点相连的邻居节点较多,在一定程度上表明该节点在网络中的连接程度较高。如果将一个网络 G 用邻接矩阵表示,则节点度的计算公式如式 2-1 所示。

$$k_i = \sum_{j \in G} a_{ij} \quad (2-1)$$

其中, k_i 表示节点度, a_{ij} 为邻接矩阵的元素,如节点 i 与节点 j 相连,则 $a_{ij} = 1$,否则 $a_{ij} = 0$ 。

对于加权复杂网络来说,除了节点度以外,节点强度也是反映网络拓扑性质的一个重要统计特征,其定义为节点与其邻居节点之间的连边权值之和。因此对于加权复杂网络来说,节点度越大,节点强度不一定越大,还要取决于节点连边的权值。节点强度的计算公式如式 2-2 所示。

$$s_i = \sum_{j \in G} w_{ij} \quad (2-2)$$

其中 s_i 表示节点强度, w_{ij} 为邻接矩阵的元素,如节点 i 与节点 j 相连,则 w_{ij} 为相连边的权值,否则 $w_{ij} = 0$ 。

平均度是网络所有节点的节点度总和的均值,其反映了网络节点中间的连接性能,如果平均度越高,则网络的连接越紧密,平均度的计算公式如式 2-3 所示。

$$\bar{k} = \frac{\sum_{i=1}^N k_i}{N} \quad (2-3)$$

其中 \bar{k} 表示平均度, N 为网络中节点的总数量。

度分布是描述网络结构的重要统计特征,其定义为将网络中的节点度按照顺序进行排列,并随机选取一个节点,该节点的节点度为 k 的概率。其计算公式如式 2-4 所示。

$$p(k) = \frac{N(k)}{N} \quad (2-4)$$

其中 $p(k)$ 表示节点的度分布, N 为网络中的节点总数, $N(k)$ 为节点度为 k 的节点总数。

度分布从宏观角度反映了网络的结构特征。一般来说, 如果网络的度分布满足 Delta 分布, 则认为此网络是规则网络; 如果度分布满足泊松分布, 则该网络属于随机网络。而 Barabási (1999) 则发现一些网络的度分布满足幂律分布, 这种网络被称为无标度网络^[88]。

(2) 聚类系数

聚类系数是反映网络中节点聚集程度的静态统计特征, 其定义为一个节点所有与之相邻的节点之间连边总和与该节点的所有邻居节点最多可能存在的连边总和之比, 计算公式如式 2-5 所示。

$$C_i = \frac{2E_i}{N \cdot (N-1)} \quad (2-5)$$

其中 C_i 表示聚类系数, E_i 为该节点的邻居节点之间实际存在的连边总和, $\frac{N \cdot (N-1)}{2}$ 为该节点的邻居节点之间可能存在的最大连边总和。

(3) 平均路径长度

网络的平均路径长度描述的是网络中各个节点之间的联系难易程度, 其定义为网络中所有节点对之间的最短路径长度的平均数, 计算公式如式 2-6 所示。

$$\bar{L} = \frac{2 \sum_{i \geq j} d_{ij}}{N \cdot (N-1)} \quad (2-6)$$

其中 \bar{L} 表示网络的平均路径长度, d_{ij} 为最短路径长度, 指网络中连接任意节点 i 与节点 j 的边数最少的路径上的边的数量, N 为网络中的节点总数。

(4) 介数

介数主要描述了网络中的节点对其他不相邻节点之间通过最短路径传输信息的控制能力, 也变相反映了该节点在网络中的重要性。其定义为任意两个不相邻的节点之间最短路径通过该节点的数量与这两个节点存在的最短路径总数量的比值, 计算公式如式 2-7 所示。

$$B_i = \sum_{\substack{\text{所有 } m, n \\ m \neq i \neq n}} \frac{N_{mn}(i)}{N_{mn}} \quad (2-7)$$

其中 B_i 表示节点 i 的介数, $N_{mn}(i)$ 表示任意两个不相邻的节点 m, n 的最短路径通过节点 i 的数量, N_{mn} 表示节点 m, n 之间存在的最短路径条数。

(5) 网络效率

网络效率主要反映了整个网络的通达程度, 网络效率越高, 说明从一个节点到任意其他节点所需步长越小, 其定义为网络中所有节点对之间的最短路径长度倒数的平均值。计算公式如式 2-8 所示。

$$EC = \frac{1}{N(N-1)} \sum_{i \geq j} \frac{1}{d_{ij}} \quad (2-8)$$

2.2 关键节点识别方法

本文从不同角度出发构建中欧班列多层网络后,拟对各网络层中的各个节点的关键程度进行多指标综合评价,并将不同网络层之间的节点重要度进行综合考虑,从而对多层网络中的节点对于整个网络能够顺利运行的重要性的和该节点在地理、关联关系等角度上对于中欧班列货物运输的影响程度进行辨别。并利用相关评价方法与其他几种在复杂网络中运用效果较好且比较常用的几种关键节点识别方法进行对比,说明本文所提出的方法对于中欧班列运输网络的适用性。因此本节主要对下文中使用的多指标评价方法和重要度融合方法的原理、优缺点进行阐述,并对本文用于评价关键节点识别准确度的方法进行说明。

2.2.1 多指标评价方法概述

在现实世界中,影响因素纷繁复杂。为了对准确评价相关问题,需要将这些因素转化为评价指标,并对其进行汇总,根据指标在评价体系中的重要程度对其进行赋权,最终将各种评价指标进行融合来评价相应的问题,这种评价方法被称为多指标综合评价方法^[92]。

目前已经有很多学者提出了多种多指标评价方法,但整体上可以分为主观赋权评价方法和客观赋权评价方法两类。主观赋权评价方法主要是从定性的角度出发,依靠专家打分等主观因素对各指标的权重进行确定,较为典型的方法有层次分析法与模糊综合评判法等。而客观赋权评价方法则通过找出实际数据之间蕴含的规律对各指标进行赋权,典型的方法有主成分分析法、TOPSIS 法、灰色关联分析法等。

本文的研究内容是中欧班列运输网络中关键节点的识别,由于网络的构建主要以客观数据为主,以实际的基础设施情况以及开行线路数据为依据,权重的分配与研究人员的喜好或主观判断关系不大,因此本文主要采用客观赋权方法对节点重要性进行综合评价。下面本文将对几种常用的客观赋权方法的概念、基本原理以及优缺点进行概述。

(1) 主成分分析法

该方法在 1901 年由卡尔和皮尔逊建立提出,主要用于非随机变量中。此后由霍特林进行完善并推广到随机变量中。该方法利用化繁为简的思想,整理出需要评价问题的所有指标,并经过筛选降维,留下一些既有代表性的综合指标,并利用这些综合指标进行多元统计分析。通过主成分分析得到的综合指标一般根据筛选前的指标通过线性处理形成,各综合指标之间相对独立,且能够相对较少地破坏原始指标蕴含的有效信息^[92]。

该方法的优点是可以在有效降低指标数量及问题复杂性的同时尽可能减少

有效信息的损失；同时，由于各综合指标权重不以人为意志确定，因此评价结果相对客观现实。而缺点主要在于该方法需要较大的样本量，且一旦筛选前的指标不是线性关系，会对评价结果造成影响，同时由于对原始指标进行了降维处理，因此新的综合指标含义存在一定的模糊性。

（2）TOPSIS 法

该方法最早由 Hwang 等于 1981 年提出，Lai 等对其进行了改进，将其应用于多目标分析决策问题中。TOPSIS 法的思路是将原始矩阵归一化，在归一化后的矩阵中寻找最优向量和最劣向量，即最优方案和最劣方案。从评价对象与最优方案及最劣方案的距离之比确定其与最优方案之间的接近程度，从而定量的反映评价对象的优劣程度^[92]。

该方法的优点在于对数据的数量及分布以及指标的数量均没有严格限制，因而在采集原始数据时不必考虑信息发生损失的问题。但是其缺点在于确定权重的过程往往较为主观，因此具有一定的不确定性。

（3）灰色关联分析法

邓聚龙教授于 80 年代提出灰色系统理论，其中的一个重要应用成果就是灰色关联分析法，其主要用来解决一些系统内部特征信息部分已知，且相关关系不能完全确定的问题^[93]。

该方法的优点在于其无需考虑样本量的规模大小，也无需考虑样本是否存在经典分布规律，同时计算过程简洁方便。但是该方法同样存在一些缺陷，该方法只能在系统只有部分特征信息是已知的情况下使用，且存在评价信息重复的问题。

综上所述，与常用的一些客观赋权方法相比，TOPSIS 法无需考虑原始数据信息损失的问题；且对指标的数量没有限制，因此本文采用 TOPSIS 法对中欧班列多层网络中的单个网络层中的节点重要度进行评价。针对 TOPSIS 法确定指标权重过程的不确定性，本文采用极端随机树算法对指标权重进行计算。

2.2.2 节点重要度融合方法

目前针对多层网络节点重要性评价的研究相对较少，研究方法主要分为三种。第一种是采用投影法将多层网络中的所有网络投影到同一个平面形成多属性集聚网络，再利用单层网络节点重要性评价方法进行评价。第二种是将多层网络整体视为研究对象，采用随机游走介数评价、邻接中心性评价等多层网络节点重要性评价方法进行评价。第三种是对每个单层网络分别进行节点重要性评价，再利用融合算法综合评价节点在整个多层网络的重要性。

前两种方法适用于各层网络连边性质相似的多层网络节点重要性研究，第

三种方法则适用于网络连边性质差异较大的多层网络节点重要性研究。本文建立的中欧班列运输网络中各网络层的连边性质差异较大,使用第三种方法能够更好地反映中欧班列运输网络节点重要性,因此接下来对目前应用的节点重要度融合方法的概念、基本原理以及优缺点进行概述。

(1) 线性加权法

线性加权法作为较早出现的一种数学方法,可以将其运用到节点重要度的融合中,其实现过程比较简单,首先将不同算法按照相关方法进行赋权,其次将权重与该算法得到的结果相乘,最后将所有算法得到的权重与结果相乘值相加。

线性加权法的优点是实现非常方便,只需要确定各网络层中节点重要度值的加权回归系数即可计算整个网络中节点的综合重要度,缺点是无法准确地确定加权回归系数,可能会造成节点综合重要度失真的情况。

(2) 层次分析法

层次分析法(The Analytic Hierarchy Process, AHP)由 Saaty 提出,是一种灵活且实用的多因素融合方法。其思路是分析问题中各个指标之间的层次关系,并构建相应的层次模型,同一层次中的因素地位大致相等。整体模型通常分为目标层、准则层及方案层等,并基于主观判断将各层次的重要程度进行量化,形成判断矩阵。之后对所有判断矩阵中各指标的重要程度进行赋权,通过层次模型内各层次重要程度权重的融合,得到各层中指标的重要程度权重。

层次分析法的优点是能够将定性分析与定量分析相结合,通过比较各个指标的重要度将人为判断量化,将人为决策过程条理化、科学化。其缺点是在构建判断矩阵时,由于指标太多可能导致决策者思维混乱,从而使判断矩阵出现不一致的现象。

(3) D-S 证据理论

该理论由 Dempster 于 20 世纪 70 年代中期提出,其学生 Shafer 将该理论发扬光大,因此称其为 Dempster-Shafer 证据理论(简称 D-S 证据理论)^[94]。证据理论与概率论有一定的不同,其公理系统相较于概率论来说更弱,在处理不确定信息时不需要给出先验概率。原因是该理论构建了一个辨识框架,并在此框架上建立了一个基本概率分配函数。除此之外,证据理论提出一种组合规则,可以在缺少先验信息时实现证据融合。

D-S 证据理论的优点是能够在缺少先验概率的情况下合理处理各种不确定信息。其缺点是对基本信度分配很敏感,在实际运用中,经常会存在证据冲突现象,因此要尽可能减少证据组合的冲突错误。

由上述分析可知,线性融合方法太过于简单,无法准确反映各网络层中的

节点重要度权重, 层次分析法在用作多层网络节点重要度融合方法时, 需要对该领域较为熟悉的专家进行赋权, 因此普适性较差, 而 D-S 证据理论融合方法存在着在构建基本概率分配函数矩阵的时候计算过程较为繁琐的缺点。因此, 本文利用前文所述的灰色关联分析方法对中欧班列运输网络关键节点重要度进行融合。

2.2.3 算法准确性相关评价指标

目前通常使用传播动力学模型对网络进行感染来评价关键节点识别方法的准确度, 主要过程是将各种关键节点识别方法识别出来的关键节点设置为初始节点, 对周围节点进行感染传播, 其传播速度及感染范围反映了识别方法的准确度。一般来说, 感染范围越大、感染速度越快, 代表作为感染源的节点在整个网络中的重要性越高, 重要度评价方法越准确。目前最常用的传播模型有三种, 分别是 SI 模型、SIR 模型和 SIS 模型^[77], 接下来对三种模型的概念、基本原理进行阐述。

(1) SI 模型

在 SI 模型中有可感 (S)、已感 (I) 两种状态的节点, 处于 I 状态的节点可感染其周围直接相连的节点, 并将其 S 状态转为 I 状态。整个模型传播过程分为以下几个阶段: 将待选择节点 i 设置为 I 状态, 其他节点均处于 S 状态。随着时间 t 不断推移, 处于 I 状态的节点不断地以一定的概率将其周围处于 S 状态的节点转变为 I 状态, $S(t)$ 表示在 t 时刻处于 S 状态的节点个数, $I(t)$ 表示在 t 时刻处于 I 状态的节点个数, 假设被测试网络中节点总数为 N , 则网络感染密度和网络易感密度如式 2-9 及式 2-10 所示。

$$s(t) = \frac{S(t)}{N} \quad (2-9)$$

$$i(t) = \frac{I(t)}{N} \quad (2-10)$$

其中 $s(t)$ 表示 t 时刻的网络易感密度, $i(t)$ 表示 t 时刻的网络感染密度, 在感染初期, 感染密度 $i(t)$ 会大幅度增加。而在感染后期, 网络中所有节点都将处于 I 状态。

(2) SIR 模型

SIR 模型较 SI 模型更加复杂的地方在于其还存在恢复 (R) 状态。在 SI 模型中, 不考虑节点恢复正常的可能, 而现实中生物在感染后免疫系统会产生相应的抗体, 恢复正常后体内的抗体能够阻止传染病的再次入侵。整个模型传播过程分为以下几个阶段: 将待选择节点 i 设置为 I 状态, 其他节点均处于 S 状态, 处于 I 状态的节点 i 将周围与之相连的节点以概率 β 由 S 状态转化为 I 状态。随着

时间的推移,处于 I 状态的节点以概率 β 逐渐将其邻居节点转变为 S 状态,与此同时,处于 I 状态的节点会以概率 θ 转为 R 状态, R 状态的节点不会再转变为其他状态。当网络中各种状态的节点数量达到平衡时,处于 R 状态的节点个数被视为此次传播的感染范围,所需要时间的倒数即为感染速度。节点的感染范围越大,感染速度越快,代表节点在该网络中的重要性越大。

在多层复杂网络中,由于网络层之间存在联系,因此传染病可以跨层传播。如果两个节点在不同的网络层中均存在连边,则代表这两个节点之间的传播途径增加,因此这两个节点之间的传播概率会有所增加^[95]。多层 SIR 传播过程如图 2-5 所示。

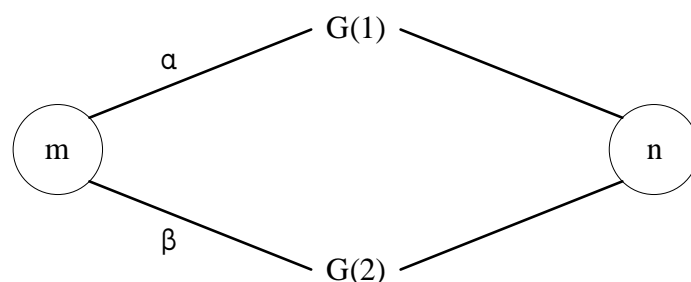


图 2-5 多层网络 SIR 传播模型

Figure 2-5 SIR propagation model of multilayer network

图 2-5 中,节点 m 、 n 在 $G(1)$ 、 $G(2)$ 两个网络层上均有联系, α 、 β 分别表示两个单层网络中的传染病传播概率,那么在多层网络中节点 m 与节点 n 之间的传播概率为 $\gamma = 1 - (1 - \alpha)(1 - \beta)$ 。

(3) SIS 模型

SIS 模型与 SI 模型同样都只包含可感 (S)、已感 (I) 两种状态,但 SIS 模型较 SI 模型复杂的一点是其新增了恢复与再次感染的过程,即处于 I 状态的节点恢复后又变为 S 状态。SIS 模型中感染密度曲线比较接近 SI 模型,但因为存在恢复过程,因此感染密度只能趋近于 100%。当时间足够长的时候,整个网络中各种状态的节点数量会维持在一个稳定状态。

本文主要对中欧班列运输网络这一多层网络的关键节点进行识别,当网络中的节点失去运输服务能力时,会存在人为修复行为(即存在恢复过程)以及人为维护行为(即不存在再次感染过程),因此本文使用多层网络 SIR 模型传播过程作为标准,来衡量节点重要度评价方法的准确度。

2.3 复杂网络鲁棒性测度

复杂网络鲁棒性测度是衡量网络鲁棒性优劣的指标,不同的网络结构需要使用不同的复杂网络鲁棒性测度衡量其鲁棒性。目前主要的鲁棒性测度主要有

以下指标。

(1) 毁度

毁度这一概念由 Li 等于 2004 年提出^[96]，主要考虑了网络的破坏程度和遭受破坏后最大连通子图的被毁程度。其主要从传统图论出发客观地反映失效节点对网络鲁棒性的影响。计算公式如式 2-11 所示。

$$rd(G) = \max\{\alpha(G - X) - |X| - \beta(G - X), \alpha(G - X) > 1\} \quad (2-11)$$

其中 $rd(G)$ 为网络的毁度， $\alpha(G)$ 和 $\beta(G)$ 分别表示网络的连通分支数量以及最大连通分支的阶数，

(2) 代数连通度

代数连通度由 Fiedler 于 1973 年提出^[97]，计算图 G 的拉普拉斯矩阵 $L(G)$ 中的特征值，并按从小到大的顺序排列，其中第二小特征值 λ_2 即为代数连通度，记为 $\lambda(G)$ 。其中拉普拉斯矩阵的定义为 $L = D - A$ ，其中 A 为图 G 的邻接矩阵，

$$A = [a_{ij}], \quad a_{ij} = \begin{cases} 1 & i \text{ 和 } j \text{ 存在连接} \\ 0 & i \text{ 和 } j \text{ 不存在连接} \end{cases}。D \text{ 为图 } G \text{ 的度矩阵，} D = \text{diag}\{d_i, i = 1, 2, \dots, n\}, \quad d_i = \sum_{j=1}^n a_{ij}。$$

由相关理论可知，拉普拉斯矩阵 L 的特征值处于以 $\Delta + 0j$ 为中心，半径为 $\Delta = \max d_i$ 的圆内，如图 2-6 所示。

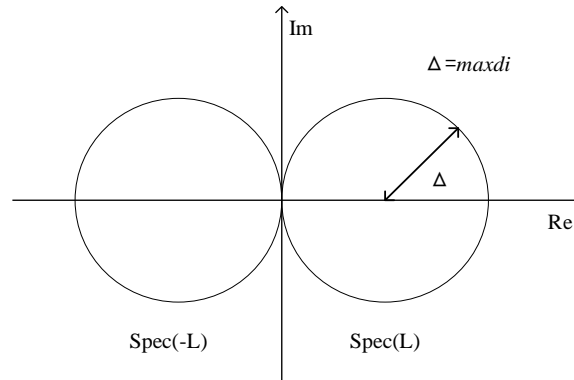


图 2-6 拉普拉斯矩阵特征值分布

Figure 2-6 Distribution of eigenvalues of Laplace matrix

矩阵 L 及 $-L$ 的特征值分布在正负实轴中的圆内，将拉普拉斯矩阵 L 的所有特征值按从小到大的顺序进行排序，如式 2-12 所示。

$$0 = \lambda_1 \leq \lambda_2 \leq \dots \leq \lambda_n \leq 2\Delta \quad (2-12)$$

其中 λ_2 即为代数连通度，其值越大，代表网络的鲁棒性越强。

(3) 自然连通度

自从代数连通度这一概念被提出后，很多研究采用代数连通度来评价网络

鲁棒性，但在不连通网络中，代数连通度无法反映网络鲁棒性。因此吴俊提出了自然连通度这一概念^[98]，该测度在网络不连通的情况下也可以反映网络鲁棒性的变化，计算公式如式 2-13 所示。

$$\bar{\lambda} = \ln \left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n e^{\lambda_i} \right) \quad (2-13)$$

其中 $\bar{\lambda}$ 表示自然连通度， n 表示拉普拉斯矩阵特征值的数量， λ_i 表示拉普拉斯矩阵的第 i 个特征值。

自然连通度是对代数连通度的进一步优化，解决了不连通网络的鲁棒性测度问题，其值越大，代表网络的鲁棒性越强。

(4) 拉普拉斯能量

拉普拉斯能量这一概念最早源于图论，是一个图的不变量，Qi 等(2012)第一次将拉普拉斯能量作为航空网络的鲁棒性测度指标，并很好地证明了其是一种能够较为均匀地反映网络鲁棒性的测度^[99]，拉普拉斯能量计算公式如式 2-14 所示，

$$LE(G) = \sum_{i=1}^n \lambda_i^2 \quad (2-14)$$

其中 $LE(G)$ 表示网络的拉普拉斯能量， λ_i 表示拉普拉斯矩阵的第 i 个特征值。

本文在第 5 章对中欧班列基础路网进行鲁棒性优化，需要选用能够较好反映网络动态变化时的鲁棒性测度指标，而拉普拉斯能量能够同时反映网络的全局特征和局部特征，且能够较为均匀地反映这一变化过程，因此本文选取拉普拉斯能量作为基础路网鲁棒性优化的测度指标。

2.4 本章小结

本章主要对研究中需要用到的方法以及相关的理论进行了梳理分析，并对其概念和基本原理进行了阐述。

首先，总结了复杂网络的概念和分类，并对复杂网络中的静态拓扑统计特征及计算方法进行了阐述，为之后的中欧班列运输网络构建及网络拓扑特征分析奠定理论基础。

其次，介绍了对中欧班列多层网络关键节点进行识别时用到的一些评价方法和融合方法，对其概念及优缺点进行了概述，并给出了选择评价方法和融合方法的理由。此外，为了检验关键节点识别方法准确性，对复杂网络传播动力学模型的分类及模型特点进行了总结。

最后，从中欧班列运输网络优化的角度出发，对网络中的一些鲁棒性测度指标的概念及特点进行了说明，并阐述了本文选择拉普拉斯能量作为基础路网

鲁棒性测度指标的原因。

第 3 章 中欧班列运输网络构建及拓扑特征分析

本章首先对中欧班列运输网络的结构特征进行分析，由于其结构具有一定的层次性，使用多维型多层网络能够更加全面地反映这一结构特征。因此基于其结构特征构建中欧班列多层网络，并从单个网络层的角度出发，对静态统计指标进行求解分析，从而能够更加全面地反映中欧班列运输网络的拓扑特征。

3.1 中欧班列运输网络结构特征及构建方法

3.1.1 中欧班列运输网络结构特征

中欧班列运输网络是由轨道、车站等硬件基础设施以及通行于轨道之上承载货物的列车构成的，属于复杂网络。作为国际铁路货物运输网络的一部分，与其他复杂网络结构比较，主要有以下特征。

(1) 层次性

中欧班列运输网络具有一定的层次性，包含了两层网络性质，下层是以开行中欧班列的城市为节点，以连接两个城市之间的实际线路为边组成的基础路网，其是中欧班列进行货物运输的基础；而上层是以开行中欧班列的城市为节点，以列车开行线路经过的节点彼此连接为边形成的网络，由于目前对中欧班列相关网络的研究较少，因此本文借鉴文献[32]对高速铁路网络的研究，将此网络称为中欧班列车流网络。中欧班列基础路网的性质会影响开行线路的开通与变更，从而对中欧班列车流网络的性质造成影响，如果中欧班列的基础路网出现问题，会降低中欧班列车流网络的网络效率，同时二者之间拥有相同的网络节点，相互影响、相互关联，缺一不可。

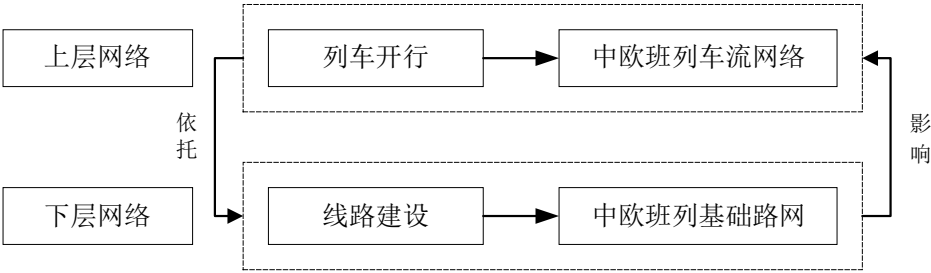


图 3-1 中欧班列运输网络示意图

Figure 3-1 Schematic diagram of the CR Express transportation network

(2) 开放性

中欧班列运输网络是“站点+线路+列车+环境”的一体化系统，其站点均处于开放性状态，且线路轨道大多直接暴露在自然环境中，因此中欧班列运输

网络的稳定性不仅由自身结构决定，也容易受到不稳定的外界因素干扰。比如极端天气可能破坏路网中的部分线路轨道，或者由于通过站点的货物量激增导致节点拥堵。而中欧班列运输网络作为国际铁路运输网络的一部分，其稳定性也同样会受到政治因素的影响，导致部分节点或线路的关闭。

(3) 固定性

中欧班列运输网络不同于其他类型的复杂网络，一旦建成就难以改变其基础路网结构，只能在后期的规划中优化现有的网络布局，因此具有一定的固定性，而随着中欧、中亚之间的经济往来逐渐增多，中欧班列运输网络的布局也亟待优化，提高中欧班列运输网络的鲁棒性具有重要意义。

3.1.2 中欧班列运输网络构建方法

中欧班列运输网络本质上属于交通网络，目前对于交通网络的构建方法主要有以下几种。

(1) Space-L 法

Space-L 法是交通网络拓扑建模中运用较为广泛的一种方法^[26-27,30-33]，其将网络中的站点或城市定义为节点，将轨道或节点之间的实际线路定义为网络的连边。这种构建方法能够直观地反映交通网络的实际空间结构以及实际构造。图 3-2 左边为交通网络的实际结构图，右边为使用 Space-L 法构建的拓扑结构图。

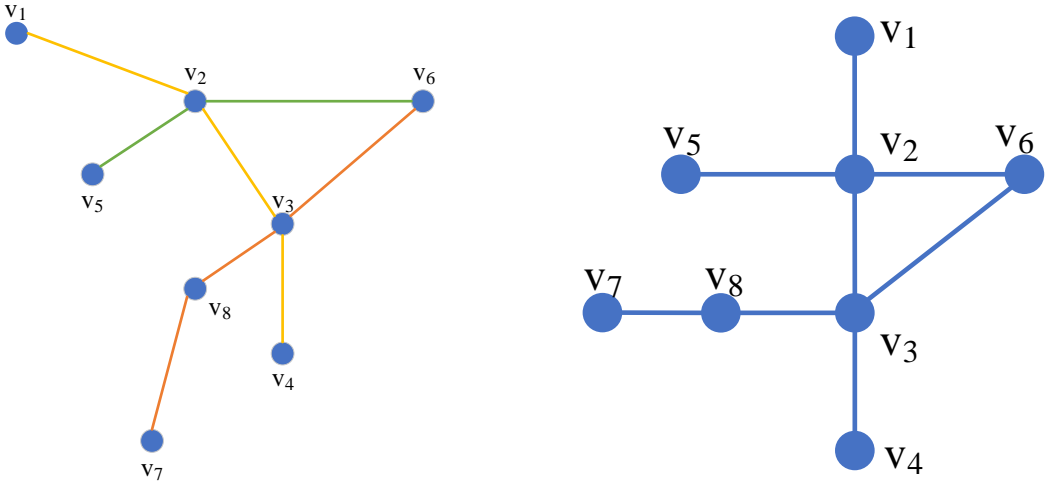


图 3-2 交通网络实际结构图及使用 Space-L 法构建的拓扑结构图

Figure 3-2 Actual structure diagram of traffic network and topology diagram constructed by Space-L method

(2) Space-P 法

Space-P 法通常将网络中的站点或城市定义为节点，将同一条线路上的节点两两相连构成网络连边，其通常被用于描述交通网络的换乘属性^[27]，也可用于

反映网络节点之间的连通情况^[51]。图 3-3 为交通网络实际结构图以及使用 Space-P 法构建的拓扑结构图。

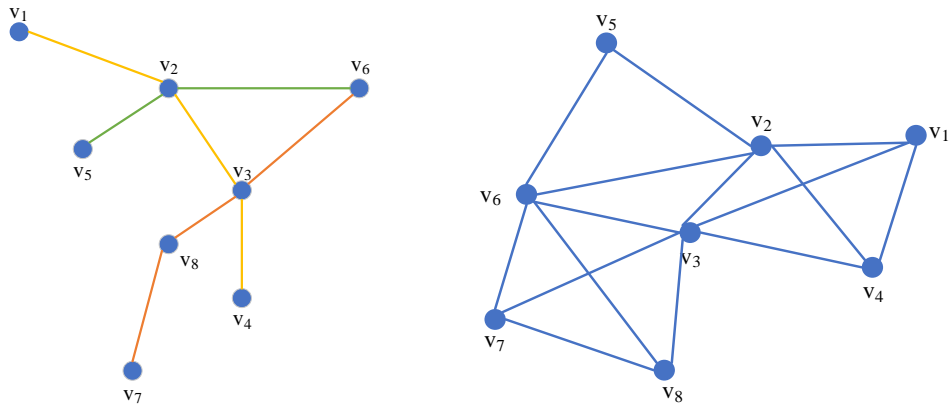


图 3-3 交通网络实际结构图及使用 Space-P 法构建的拓扑结构图

Figure 3-3 Actual structure diagram of traffic network and topology diagram constructed by Space-P method

(3) Space-R 法

Space-R 法与上述两种方法有所不同，其将交通网络中的线路定义为节点，将两条线路中间的换乘站定义为网络中的连边。一般使用这种构建方法来反映不同线路之间的连接关系。图 3-4 为与上文相同的交通网络实际结构图以及使用 Space-R 法构建的拓扑结构图。

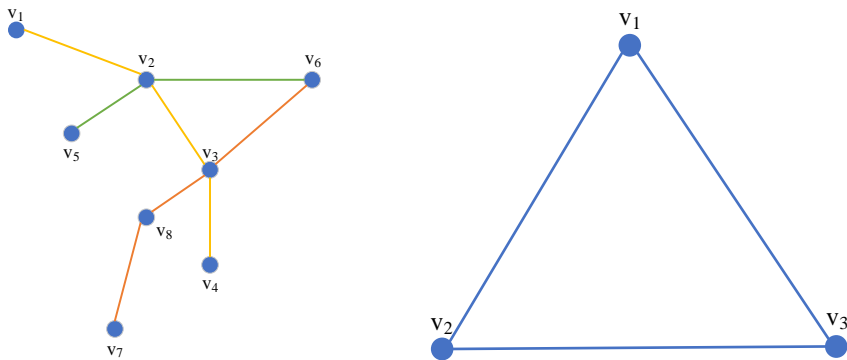


图 3-4 交通网络实际结构图及使用 Space-R 法构建的拓扑结构图

Figure 3-4 Actual structure diagram of traffic network and topology diagram constructed by Space-R method

综上所述，Space-L 法可以直观地表示网络节点的实际空间结构和位置关系，Space-P 法可以直接地体现网络中各节点间的连通情况，而 Space-R 法仅能反映线路之间的连接关系。为了能够同时反映中欧班列运输网络各节点的实际空间结构和连通情况，本文将结合中欧班列运输网络的结构特征，构建中欧班列多层复杂网络 S ，使用 Space-L 法构建中欧班列基础路网，使用 Space-P 法构建中

欧班列车流网络，以更好地反映中欧班列运输网络的拓扑特征。

3.2 中欧班列基础路网构建及拓扑特征分析

根据图论，定义中欧班列基础路网 $G_{geo}(V_{geo}, E_{geo}, \omega_{geo})$ ，其中 $V_{geo} = (a_1, a_2, \dots, a_{n-1}, a_n)$ ， a_n 表示开行中欧班列的城市 n 。 E_{geo} 为连接各节点城市之间的实际线路，考虑到实际线路存在的物理属性差异及各节点城市的功能属性差异， ω_{geo} 表示相邻节点城市之间的通达时间，计算公式如式 3-1 所示。

$$\omega_{ij} = \begin{cases} \frac{D_{ij}}{v_{ij}} & a_i \text{与} a_j \text{不相连, 且不都为边境城市} \\ t_{ij} & a_i \text{与} a_j \text{相连, 且都为边境城市} \\ 0 & a_i \text{与} a_j \text{不相连} \end{cases} \quad (3-1)$$

式中， D_{ij} 为城市 i 与城市 j 之间的线路长度； v_{ij} 为列车在该线路上的运行速度； t_{ij} 为列车在边境城市相连线路换装所需时间。

在上述框架下，本文以中铁集装箱有限公司、渝新欧（重庆）物流有限公司、蓉欧供应链集团有限公司、郑州国际陆港公司等中欧班列运营平台的官方网站发布的开行线路图为依据，选取国外主要城市、通道口岸以及《中欧班列建设发展规划 2016-2020》规定的主要货源地、铁路枢纽、沿海重要港口、沿边陆路口岸共 160 个节点，构建中欧班列基础路网。其中城市之间线路的实际地理距离通过将 Open Street Map 数据导入 ArcGIS 进行测量。

3.2.1 中欧班列基础路网参数设置

对照各班列公司的开行线路图以及中欧铁路通道地图，对节点进行编号，由于中欧班列基础路网仅考虑节点之间的连接关系，因此任意选择开行线路的一个方向进行初始编号，具体编号如表 3-1 所示。

表 3-1 中欧班列基础路网部分初始节点编号

Table 3-1 Initial node numbering of CR Express basic road network		
初始编号	节点名称	所属线路
1	成都	成都-罗兹
2	广元	成都-罗兹
3	兰州	成都-罗兹
...
1	重庆	重庆-杜伊斯堡
2	广元	重庆-杜伊斯堡
...
45	杜伊斯堡	重庆-杜伊斯堡
1	杜伊斯堡	长沙-杜伊斯堡

根据开行线路对中欧班列基础路网的节点进行初始编号后，将重复的节点

进行合并，赋予相同的节点编号，并按照序列进行重新编号，最终编号如表 3-2 所示。

表 3-2 中欧班列基础路网部分最终节点编号

Table 3-2 Final node numbering of CR Express basic road network			
初始编号	节点名称	节点编号	节点名称
1	成都	45	鹿特丹
2	广元	46	伦敦
3	兰州	47	巴黎
4	宝鸡	48	里昂
5	武威	49	马德里
6	嘉峪关	50	罗兹
7	哈密	51	弗罗茨瓦夫
8	吐鲁番	52	帕尔杜比采
9	乌鲁木齐	53	布拉格
10	精河	54	纽伦堡
...

在对网络中的节点进行重新编号后，根据谷歌地图寻找各个节点的经纬度，并将其在 ArcGIS 中进行展示，之后下载 Open Street Map 中关于亚欧大陆的铁路数据，将其导入 ArcGIS，根据节点经纬度量取各节点之间的实际地理长度，根据中欧班列的平均开行速度以及在口岸站的平均通关时间^[100]，得到各条连边的权值。

3.2.2 中欧班列基础路网静态统计特征指标求解

根据第 2 章 2.1.2 小节中提到的复杂网络静态统计特征的计算公式，以网络中节点的连接关系和连边权值作为基础数据，即可对中欧班列基础路网的相关特征指标进行计算。表 3-3 体现了网络中的节点城市之间是否存在实际线路连接，以及在线路上的通行时间。例如，表中梁赞到莫斯科时间为 3.81，代表中欧班列在梁赞到莫斯科的线路上的通行时间是 3.81 小时，布列斯特到马拉舍维奇时间为 24，由于布列斯特和马拉舍维奇为换装口岸站，因此表示的是中欧班列从布列斯特到马拉舍维奇的换装及通行时间为 24 小时。

表 3-3 中欧班列基础路网部分节点连接关系及通行时间

Table 3-3 Node connection relationship and transit time of CR Express basic road network

节点编号	节点名称	节点编号	节点名称	时间 (h)
...
13	阿克斗卡	14	莫因特	9.49
14	莫因特	15	扎雷克	5.09
15	扎雷克	16	阿斯塔纳	7.00
16	阿斯塔纳	17	托博尔	14.14
17	托博尔	18	尼克尔套	8.24
18	尼克尔套	19	坎达加奇	2.02
19	坎达加奇	20	依列茨克	3.22
20	依列茨克	21	卡尼赛	0.56
21	卡尼赛	22	奥伦堡	6.94
22	奥伦堡	23	基涅利	7.66
23	基涅利	24	萨马拉	0.72
24	萨马拉	25	鲁扎耶夫卡	9.85
25	鲁扎耶夫卡	26	梁赞	8.46
26	梁赞	27	莫斯科	3.81
27	莫斯科	28	维亚季马	5.29
28	维亚季马	29	克拉斯诺耶	3.82
29	克拉斯诺耶	30	奥辛诺夫	2.03
30	奥辛诺夫	31	明斯克	4.87
31	明斯克	32	巴拉诺维奇	2.83
32	巴拉诺维奇	33	布列斯特	6.81
33	布列斯特	34	马拉舍维奇	24.00
34	马拉舍维奇	35	华沙	3.81
35	华沙	36	波兹南	5.82
...

将表 3-3 中的数据整理到 Excel 中，并将其命名为 jichuluwang，并另存为 csv 格式，通过 python 进行数据读取。之后利用 networkx 运行库，根据连接关系和通行时间构建中欧班列基础路网 G_{geo} ，示意图如图 3-5 所示。

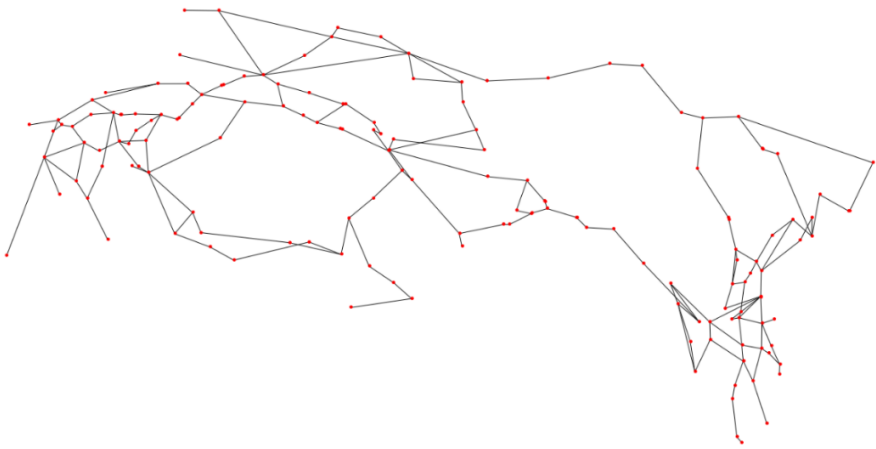


图 3-5 中欧班列基础路网拓扑示意图（隐去节点编号）

Figure 3-5 Topological diagram of CR Express basic road network (node number is hidden)

构建好中欧班列基础路网后，使用 `networkx` 运行库中的相关函数进行编程，对基础路网的静态统计特征指标进行计算，结果如表 3-4 所示。

表 3-4 中欧班列基础路网相关静态统计特征

Table 3-4 Static statistical characteristics of CR Express basic road network

特征指标	数值
节点数量	160
连边数量	201
平均度	2.5125
平均最短路径长度	218.34
平均聚类系数	0.0080
网络效率	0.0096

由表 3-4 可得，中欧班列基础路网由 160 个节点和 201 条边组成。表中的平均最短路径长度采用了 Dijkstra 算法，利用 `networkx` 运行库中的 “all pairs Dijkstra path length” 函数计算，边权设置为线路的通行时间。在 3.2.3 小节中，将对以上静态统计特征反映的中欧班列基础路网的网络拓扑特征进行具体分析。

3.2.3 中欧班列基础路网拓扑特征分析

中欧班列基础路网是中欧班列进行货物运输的根本，对中欧班列基础路网的拓扑特征进行分析可以更好地挖掘其内在信息，分析了解网络内部的基本属性。

(1) 节点度与度分布

节点度反映了一个节点与其他节点的连接关系，其数值代表一个节点的邻居节点个数。度分布则代表着网络中不同度值的节点占总节点数的比值，一定程度上可以反映网络的结构。中欧班列基础路网的节点度值及度分布情况如图 3-6 及表 3-5 所示。

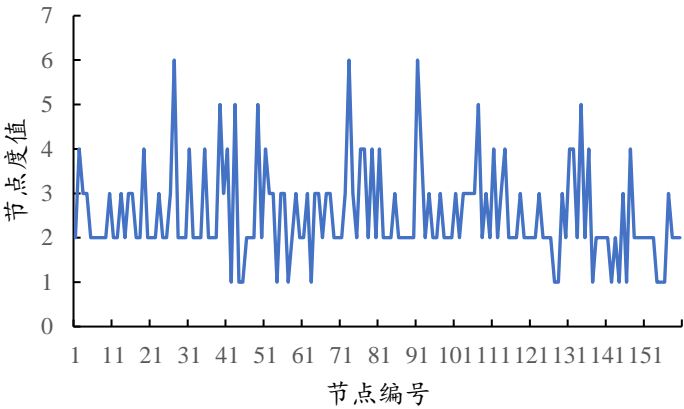


图 3-6 中欧班列基础路网节点度值统计图

Figure 3-6 Statistical chart of node degree in CR Express basic road network

表 3-5 中欧班列基础路网度分布统计表

Table 3-5 Statistical table of degree distribution in CR Express basic road network						
节点度值	1	2	3	4	5	6
节点数量	15	84	36	17	5	3
节点占比	9.375%	52.5%	22.5%	10.625%	3.125%	1.875%

通过 Python 编程计算得到中欧班列基础路网中各个节点的度值，发现在中欧班列基础路网中，节点度值大多为 2，占比超过 50%，说明在基础路网中大多数节点仅与两个节点相连接，且随着节点度值的增加，节点的占比逐渐降低，表明该网络可能具有无标度网络的特征。此外，中欧班列基础路网的平均节点度为 2.5125，表明该网络节点之间的连接性较差，网络较为脆弱。

为了验证中欧班列基础路网的无标度网络特征，对中欧班列基础路网度分布进行线性拟合，同时考虑到现实中许多网络会存在“幂率截尾”现象，因此舍去节点度值为 1 的点，使用 MATLAB 中的 Curve Fitting 工具，对中欧班列基础路网度分布尾部曲线进行拟合，如图 3-7 所示。

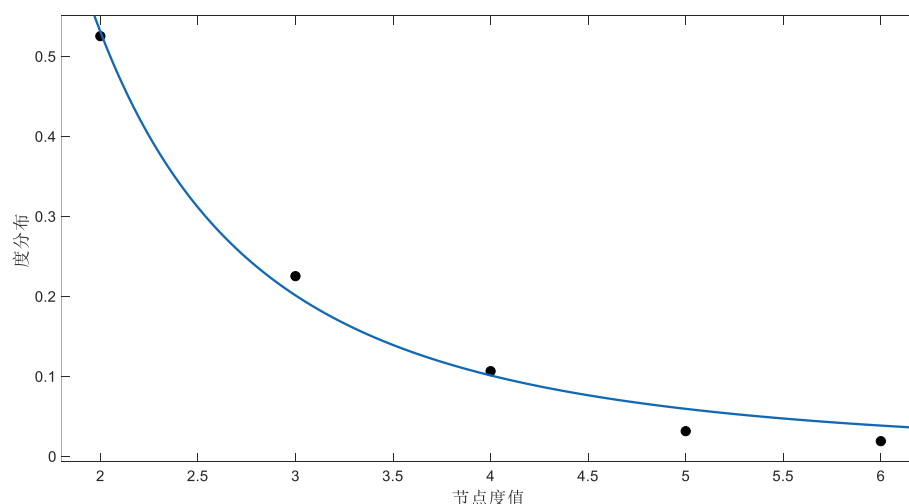


图 3-7 中欧班列基础路网度分布尾部拟合图

Figure 3-7 Tail fitting diagram of degree distribution in CR Express basic road network

通过拟合可知中欧班列基础路网的度分布尾部曲线满足 $a = 2.789$ ，取值范围为 $[1.309, 4.269]$ ， $b = -2.394$ ，取值范围为 $[-3.055, -1.733]$ 时的幂律分布函数 $y = ax^b$ ，拟合优度 $R^2 = 0.9897$ ，表明中欧班列基础路网的度分布满足幂律分布，因此中欧班列基础路网具有无标度网络的性质。

(2) 平均最短路径长度

在轨道交通网络中，节点间的平均最短路径长度表示一个站到达另一个站所需要经过站点数的总和^[86]。而中欧班列基础路网具备地理属性，节点之间线

路的地理距离是无法被忽视的。同时由于中欧班列基础路网涉及多个国家，实际线路存在物理属性差异，且各节点城市的功能属性也有所不同，因此仅仅使用地理距离作为网络的边权不能完全反映中欧班列基础路网的属性。本文使用中欧班列的通行时间作为边权值，对加权最短路径长度进行求解。

利用 networkx 运行库中的“all pairs Dijkstra path length”函数编程计算，得到中欧班列基础路网平均最短路径的累计分布图，如图 3-8 所示。

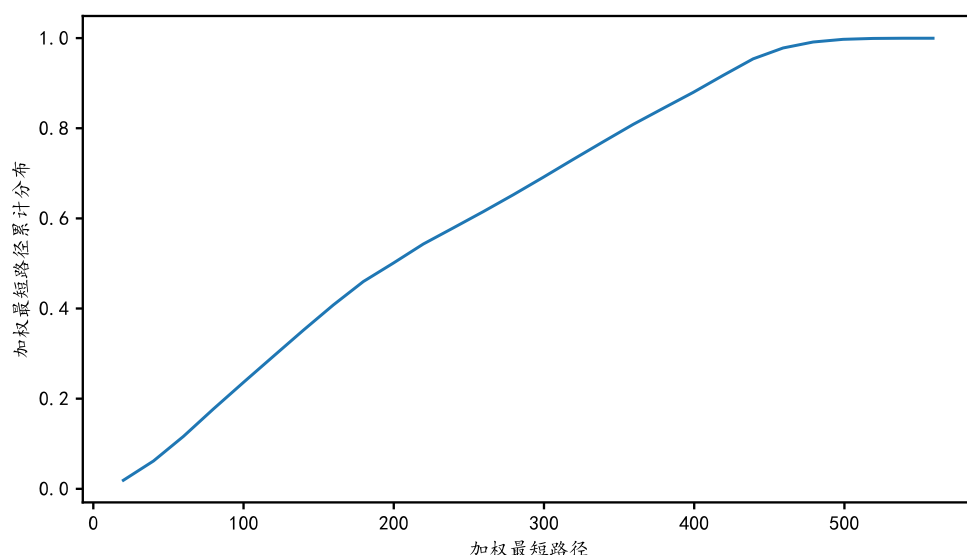


图 3-8 中欧班列基础路网加权最短路径累计分布图

Figure 3-8 Cumulative distribution of weighted shortest paths in CR Express basic road network

通过计算可得，最大加权最短路径值为 540，代表中欧班列基础路网中最远的两个节点之间通行时间为 540 小时，平均最短路径值为 218.34，代表中欧班列的平均运输时间为 218 小时。可见中欧班列基础路网的平均最短路径长度较大，不具有小世界网络拥有的性质。

(3) 聚类系数

由上文可知，聚类系数是表示网络中节点紧密程度的一个指标，通过使用 networkx 运行库中的“clustering”函数进行编程计算，得到中欧班列基础路网各节点的聚类系数，如图 3-9 所示。可以发现 160 个节点中有 140 个节点的聚类系数为 0，只有 20 个节点的聚类系数大于 0，整个网络的平均聚类系数为 0.0080，说明中欧班列基础路网各节点之间的连接关系较弱，这是因为中欧班列虽然一直在蓬勃发展，但运输通道主要还是《中欧班列建设发展规划 2016-2020》规定的东、中、西三大运输通道，因此整个网络比较稀疏。一旦某些节点发生拥堵，会影响整个网络的运行效率。

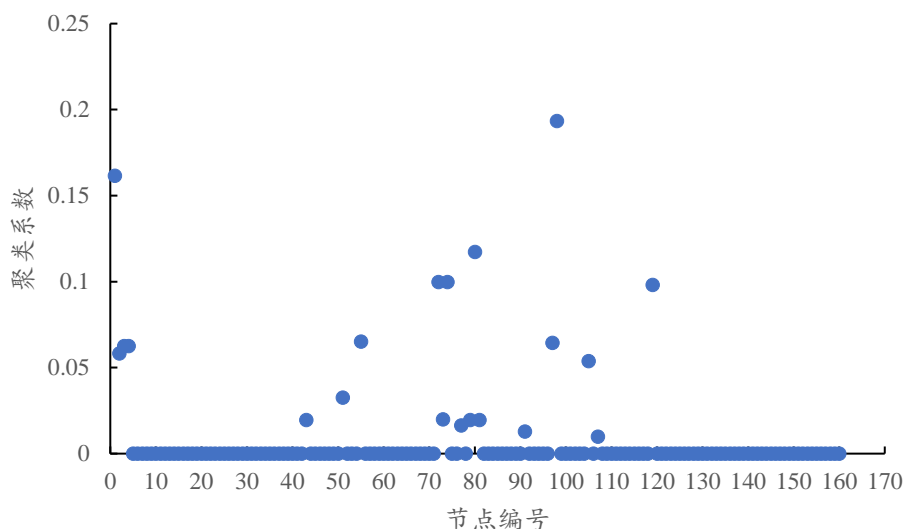


图 3-9 中欧班列基础路网聚类系数统计图

Figure 3-9 Statistical diagram of clustering coefficient in CR Express basic road network

(4) 介数

介数通常反映的是节点在网络中对信息的控制能力，在中欧班列基础路网中，介数高的节点往往是中欧班列在开行途中经常经过的城市，通过使用 networkx 运行库中的“betweenness centrality”函数进行编程，可以计算中欧班列基础路网中各个节点的介数，其统计图如图 3-10 所示。

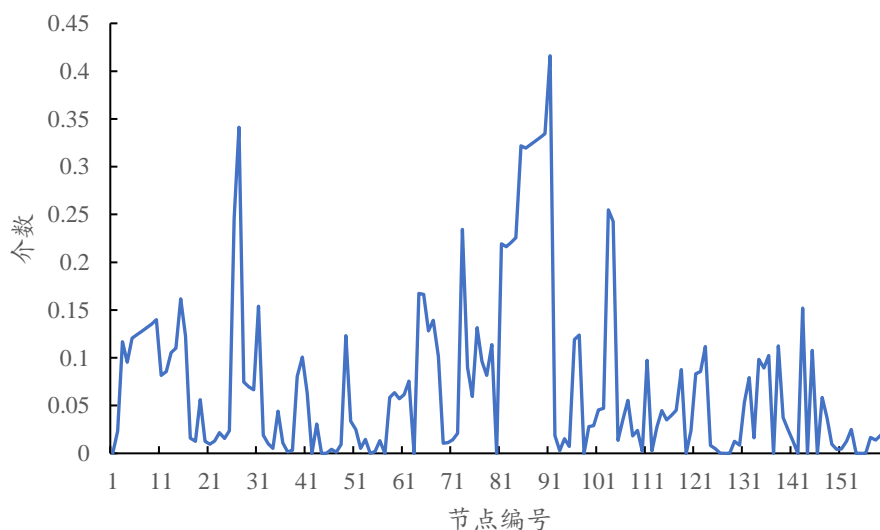


图 3-10 中欧班列基础路网介数统计图

Figure 3-10 Statistical diagram of mediations in CR Express basic road network

从图中可以看出大部分节点的介数值比较低，只有少数节点拥有较高的介数值，比如莫斯科、叶卡捷琳堡等，也侧面说明了中欧班列基础路网的无标度

特性。此外可以发现介数值较高的节点大都位于哈萨克斯坦、俄罗斯、白俄罗斯境内，一定意义上可以表明这些国家的节点在中欧班列基础路网中具有较为重要的作用。

3.3 中欧班列车流网络构建及拓扑特征分析

根据图论，定义中欧班列车流网络 $G_{tra}(V_{tra}, E_{tra}, \omega_{tra})$ ，其中 $V_{tra} = V_{geo} = (a_1, a_2, \dots, a_{n-1}, a_n)$ ， a_n 表示开行中欧班列的城市 n 。 E_{tra} 为各节点城市间的连接关系形成的边集， ω_{tra} 表示各节点城市间是否存在联系，计算公式如式 3-2 所示。

$$\omega_{ij} = \begin{cases} 1, & a_i \text{与} a_j \text{在同一开行线路上} \\ 0, & a_i \text{与} a_j \text{不在同一开行线路上} \end{cases} \quad (3-2)$$

在上述框架下，本文对 2021 年 5 月之前中欧班列的开行线路进行了整理，结合中铁集装箱有限公司、渝新欧（重庆）物流有限公司、蓉欧供应链集团有限公司、郑州国际陆港公司、95306 等中欧班列运营平台的官方网站发布的开行线路信息，对中欧班列车流网络进行构建。

3.3.1 中欧班列车流网络参数设置

由于中欧班列车流网络与中欧班列基础路网的节点相同，因此无需重新对节点进行编号，直接使用中欧班列基础路网的节点编号，中欧班列车流网络节点编号表如表 3-6 所示。

表 3-6 中欧班列车流网络部分节点编号

Table 3-6 Node numbering table of CR Express train flow network

初始编号	节点名称	节点编号	节点名称
1	成都	45	鹿特丹
2	广元	46	伦敦
3	兰州	47	巴黎
4	宝鸡	48	里昂
5	武威	49	马德里
6	嘉峪关	50	罗兹
7	哈密	51	弗罗茨瓦夫
8	吐鲁番	52	帕尔杜比采
9	乌鲁木齐	53	布拉格
10	精河	54	纽伦堡
...

3.3.2 中欧班列车流网络静态统计特征指标求解

根据第 2 章 2.1.2 小节中提到的复杂网络静态统计特征的计算公式，以网络中节点的连接关系作为基础数据，即可对中欧班列车流网络的相关特征指标进

行计算。表3-7体现了网络中的节点城市之间是否存在连接关系，即是否在同一条开行线路上。

表 3-7 中欧班列车流网络部分节点连接关系

Table 3-7 Node connection relationship of CR Express train flow network				
节点编号	节点名称	节点编号	节点名称	连接关系
...
1	成都	91	叶卡捷琳堡	1
1	成都	94	圣彼得堡	1
1	成都	98	车里雅宾斯克	1
1	成都	11	阿拉山口	1
1	成都	153	衡阳	0
...
128	义乌	129	杭州	1
128	义乌	11	阿拉山口	1
128	义乌	27	莫斯科	1
128	义乌	31	明斯克	1
128	义乌	45	马德里	1
...
107	郑州	116	满洲里	1
107	郑州	27	莫斯科	1
107	郑州	31	明斯克	1
107	郑州	34	马拉舍维奇	1
107	郑州	36	波兹南	1
...

将表 3-7 中的数据整理到 Excel 中，并将其命名为 cheliuwangluo，并另存为 csv 格式，通过 python 进行数据读取。之后利用 networkx 运行库，根据连接关系构建中欧班列车流网络 G_{tra} ，示意图如图 3-11 所示。

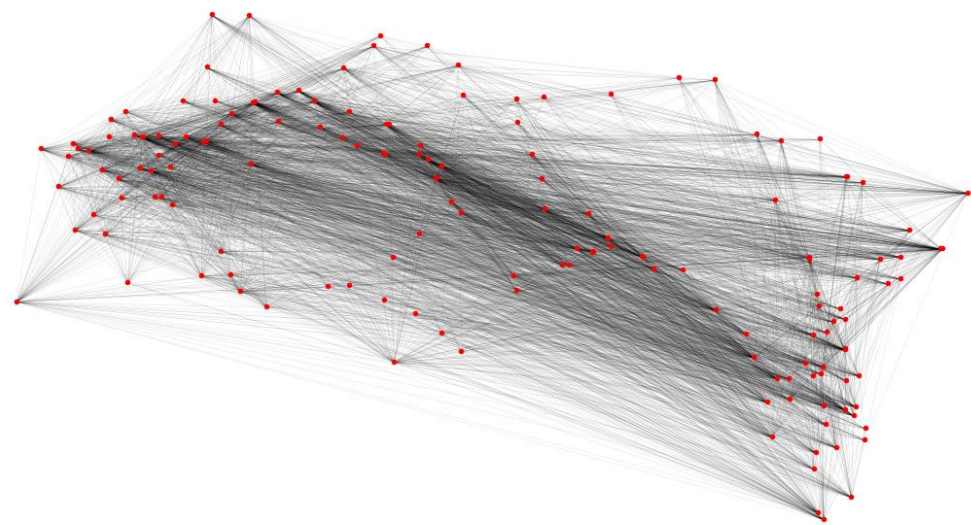


图 3-11 中欧班列车流网络拓扑示意图（隐去节点编号）

Figure 3-11 Topological diagram of CR Express train flow network (node number is hidden)

构建好中欧班列车流网络后，使用 `networkx` 运行库中的相关函数进行编程，对车流网络的静态统计特征指标进行计算，结果如表 3-8 所示。

表 3-8 中欧班列车流网络相关静态统计特征

Table 3-8 Static statistical characteristics of CR Express train flow network

特征指标	数值
节点数量	160
连边数量	4611
平均度	57.6375
平均最短路径长度	1.6502
平均聚类系数	0.7092
网络效率	0.3396

由表 3-8 可得，中欧班列车流网络由 160 个节点和 4611 条边组成。表中的平均最短路径长度采用了 Dijkstra 算法，利用 `networkx` 运行库中的“all pairs Dijkstra path length”函数计算，边权设置为 1。在 3.3.3 小节中，将对以上静态统计特征反映的中欧班列车流网络的网络拓扑特征进行具体分析。

3.3.3 中欧班列车流网络拓扑特征分析

中欧班列车流网络反映了中欧班列节点城市之间的关联关系^[20]，对中欧班列车流网络的拓扑特征进行分析可以更好地挖掘其内在信息，分析了解网络内部的基本属性。

（1）节点度与度分布

与中欧班列基础路网类似，通过计算一个节点连接的边数来确定节点度值，根据 `networkx` 运行库中的“degree”函数编程计算，可得中欧班列车流网络的节点度值如图 3-12 所示。

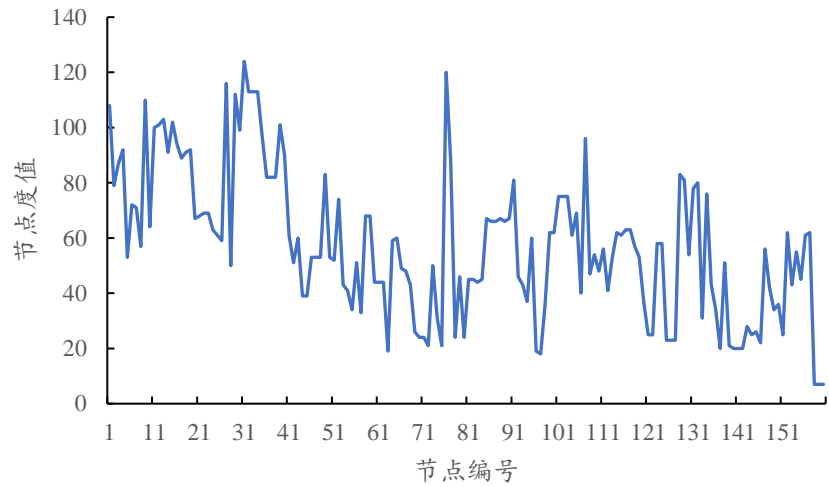


图 3-12 中欧班列车流网络节点度值统计图

Figure 3-12 Statistical chart of node degree in CR Express train flow network

由图 3-12 可知，中欧班列车流网络中的最大节点度值为 124，最小节点度值为 7，不同节点的节点度之间跨度较大，为了能更加清晰地对车流网络的度分布情况进行研究，将节点度值按照 10 为间隔，分为 13 个区间进行度分布统计^[86]，统计结果如表 3-9 所示。

表 3-9 中欧班列车流网络度分布统计表

Table 3-9 Statistical table of degree distribution in CR Express train flow network						
节点度值区间	[0,10)	[10,20)	[20,30)	[30,40)	[40,50)	[50,60)
节点数量	3	7	18	13	24	25
节点占比	1.875%	4.375%	11.25%	8.125%	15%	15.625%
节点度值区间	[60,70)	[70,80)	[80,90)	[90,100)	[100,110)	[110,120)
节点数量	27	10	11	9	6	6
节点占比	16.875%	6.25%	6.875%	5.625%	3.75%	3.75%
节点度值区间	[120,130)					
节点数量	1					
节点占比	0.625%					

通过 Python 编程计算得到中欧班列车流网络中各个节点的度值，发现在中欧班列车流网络中，节点度值跨度较大。但并不具有明显的集中性，且随着节点度值的增加，节点的占比呈现先增加后减小的状态，表明该网络可能不具有无标度网络的特征。此外，中欧班列车流网络的平均节点度为 57.6375，即每个节点城市大约与 58 个其他城市之间存在关联关系，网络中度值较大的节点有莫斯科、西安等，表明这些节点与其他节点的关联关系较密切，起到了连通中心的作用。

为了验证中欧班列车流网络是否无标度网络特征，对中欧班列车流网络度分布进行线性拟合，使用 MATLAB 中的 Curve Fitting 工具，对中欧班列车流网络度分布曲线进行拟合，如图 3-13 所示。

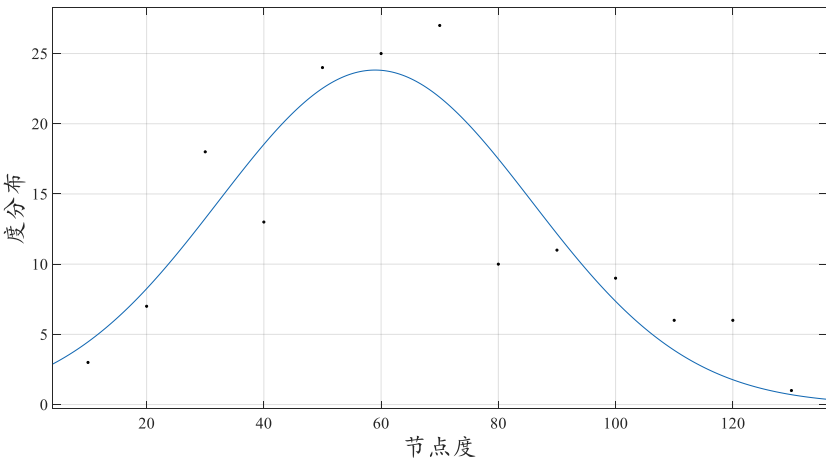


图 3-13 中欧班列车流网络度分布曲线拟合图

Figure 3-13 Fitting diagram of degree distribution curve in CR Express train flow network

通过拟合可知中欧班列基础路网的度分布曲线满足 $a_1 = 23.82$ ，取值范围为 $[18.61, 29.04]$ ， $b_1 = 58.97$ ，取值范围为 $[52.51, 65.74]$ ， $c_1 = 37.84$ ，取值范围为 $[27.91, 47.78]$ 时的高斯分布函数 $y = a_1 \exp\left(-\left(\frac{x-b_1}{c_1}\right)^2\right)$ ，拟合优度 $R^2 = 0.809$ ，表明中欧班列车流网络的度分布接近高斯分布，并不满足幂律分布，因此中欧班列车流网络不具有无标度网络的性质，造成这一现象的原因在于中欧班列车流网络位于同一条开行线路上的节点城市之间都存在关联关系，节点之间的连边数量远大于中欧班列基础路网，网络内部相对比较稠密，且连边分布较为均匀。因此中欧班列车流网络不具备无标度特性。

(2) 平均最短路径长度

在中欧班列车流网络中，最短路径长度代表连接两个节点城市之间的最少的城市个数，利用 networkx 运行库中的“all pairs Dijkstra path length”函数编程计算，得到中欧班列车流网络平均最短路径分布频率直方图，如图 3-14 所示。

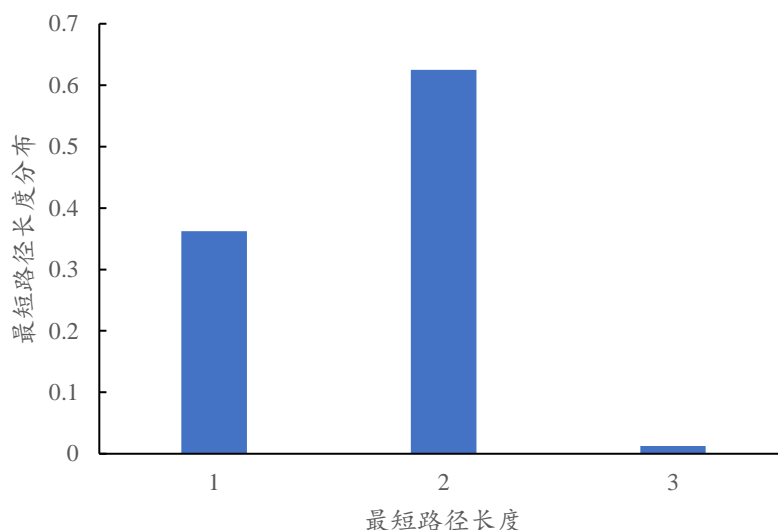


图 3-14 中欧班列车流网络最短路径长度分布图

Figure 3-14 Distribution of shortest paths in CR Express train flow network

通过计算可得，平均最短路径值为 1.6502，代表中欧班列从一个节点城市到另一个节点城市之间平均只需要经过 1-2 个其他城市。可见中欧班列车流网络的平均最短路径长度较小，可能具有小世界特性。

(3) 聚类系数

通过使用 networkx 运行库中的“clustering”函数进行编程计算，得到中欧班列车流网络各节点的聚类系数，如图 3-15 所示。可以发现 160 个节点中，绝大多数节点的聚类系数都大于 0.5，整个网络的平均聚类系数为 0.7092，说明中欧班列车流网络中各节点之间的连接关系较强，网络较为稠密。

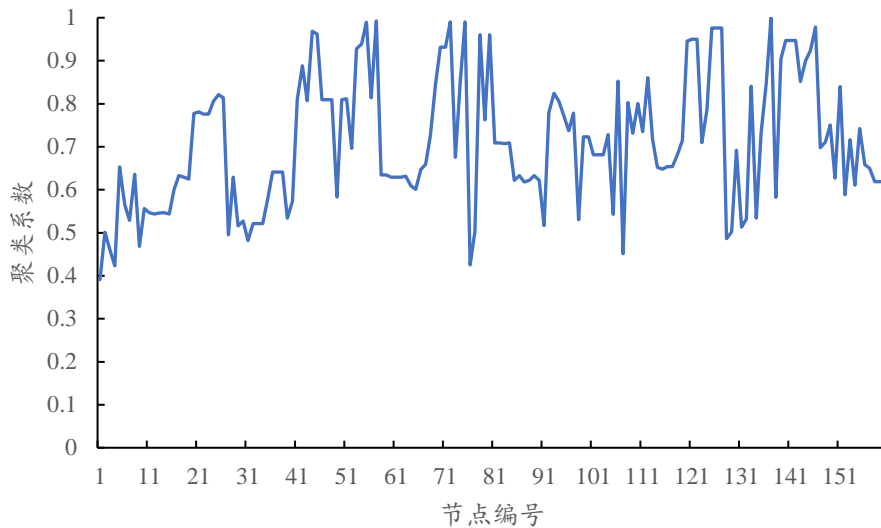


图 3-15 中欧班列车流网络聚类系数统计图

Figure 3-15 Statistical diagram of clustering coefficient in CR Express train flow network

综上所述，中欧班列车流网络具有较小的平均路径长度和较大的平均聚类系数，比较符合小世界网络的特性。为了进一步验证这一特性，需要构建一个节点数为 160、连边数为 4611 的随机网络，并计算其平均路径长度和平均聚类系数，若中欧班列车流网络的平均路径长度约等于该随机网络，平均聚类系数大于该随机网络，则认为中欧班列车流网络具有小世界特性^[20,51]。对比结果如表 3-10 所示。

表 3-10 中欧班列车流网络与随机网络对比表

Table 3-10 Comparison Table of CR Express train flow network and stochastic network

网络	节点数	连边数	平均路径长度	平均聚类系数
随机网络	160	4611	1.6399	0.3605
中欧班列车流网络	160	4611	1.6502	0.7092

由表 3-10 可知，中欧班列车流网络的平均路径长度与具有相同节点数的随机网络相差不大，而网络的平均聚类系数却将近是随机网络的 2 倍，因此可以说明中欧班列车流网络具有小世界特性。

(4) 介数

在中欧班列车流网络中，介数高的节点往往是中欧班列重要的集结中心，通过使用 networkx 运行库中的“betweenness centrality”函数进行编程，可以计算中欧班列车流网络中各个节点的介数，其统计图如图 3-16 所示。

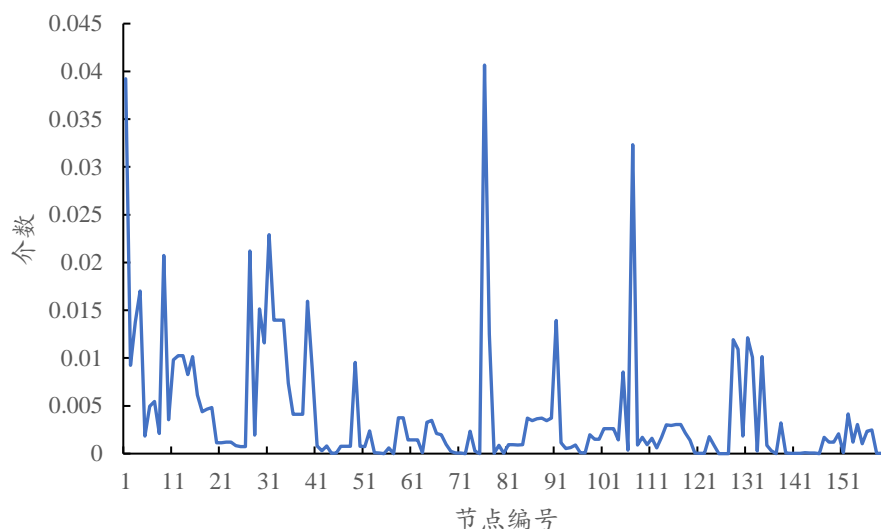


图 3-16 中欧班列车流网络介数统计图

Figure 3-16 Statistical diagram of mediations in CR Express train flow network

从图中可以看出大部分节点的介数值比较低，只有少数节点拥有较高的介数值，比如成都、西安、郑州等，说明有大量的节点与这些节点存在联系，一定程度上反映了这些节点在中欧班列车流网络中的重要性。

3.4 本章小结

本章在对中欧班列运输网络的结构特征的基础上运用复杂网络理论构建了中欧班列多层网络 S ，并对各网络层的静态统计指标进行了求解与分析，主要结果如下。

(1) 中欧班列基础路网 G_{geo} 中节点度平均值为 2.5125，节点度值大多为 2，占比超过 50%，说明在基础路网中大多数节点仅与两个节点相连接，表明该网络节点之间的连接性较差，网络较为脆弱。而中欧班列车流网络 G_{tra} 中节点度平均值为 57.6375，且节点度值跨度较大，节点之间的连边数量远大于中欧班列基础路网，网络内部相对比较稠密，且连边分布较为均匀。

(2) 中欧班列基础路网 G_{geo} 的节点度分布满足幂律分布，具有无标度特性。而中欧班列车流网络 G_{tra} 的节点度分布接近高斯分布，不具有无标度特性。

(3) 中欧班列基础路网 G_{geo} 的平均路径长度为 218.34，平均聚类系数为 0.0080，具有较大的平均路径长度及较小的平均聚类系数，整个网络较为稀疏，不具有小世界特性。而中欧班列车流网络 G_{tra} 的平均路径长度为 1.6502，平均聚类系数为 0.7092，平均路径长度与拥有相同节点数量的随机网络较为接近，而平均聚类系数则远远超过随机网络的平均聚类系数，具有小世界特性。

(4) 中欧班列基础路网 G_{geo} 和中欧班列车流网络 G_{tra} 都存在部分节点的介

数值比较低，少数节点拥有较高的介数值的情况。但是两个网络层中拥有较高介数值的节点并不相同，反映了同样的节点在不同网络层中，由于网络构建方式及连边属性不同，重要性会具有明显的差异性。

第 4 章 中欧班列运输网络关键节点识别

本章在前文构建中欧班列运输网络的基础上,提出基于改进 TOPSIS-GRA 的中欧班列运输网络关键节点识别方法。综合考虑并选取多种节点重要性评价指标,使用极端随机树算法计算每个指标的权重后利用 TOPSIS 法计算节点在单个网络层的重要度,之后利用灰色关联分析将处于不同网络层的同一节点的重要度进行融合,对中欧班列运输网络中的节点重要度进行综合评价,从而对中欧班列运输网络的关键节点进行识别。为中欧班列运输网络结构进一步优化、改善网络性能,提升网络鲁棒性提供依据。

4.1 中欧班列运输网络关键节点识别重要性

复杂网络中各个节点属性以及在网络中所处的位置并不完全一致,因此不同节点失效与否对网络的影响程度也不尽相同,因此需要对网络中的关键节点进行识别与研究。相关研究成果已经应用到多个领域,电力网络就是其中的典型代表。电力网络中存在着一些较为重要的变电站,如果变电站瘫痪,输电过程就会停滞,整个电力网络的输电能力会受到很大的负面影响,维护好相应的变电站,可以提高电力网络的抗毁性及鲁棒性。

同样,在中欧班列运输网络中,对关键枢纽进行保护有助于保证整个运输网络的连通性及运输效率。作为货物途径或换装的场所,枢纽节点的工作效率和作业能力影响着中欧班列整体的服务水平。随着中欧班列逐渐趋于网络化运营,货运量逐年增加,运输时间也逐渐增加,服务水平逐渐下降。为了提升运输效率和服务水平,对中欧班列运输网络关键节点识别方法进行研究显得尤为重要,其重要性主要体现在以下方面:

(1) 提高中欧班列运输网络的运输效率;对中欧班列运输网络节点重要度进行计算并排序,作为维护和提升节点能力的参考,从而提升网络的运输效率和安全程度。

(2) 提高中欧班列运输网络抵御各种突发事件的能力;通过识别中欧班列运输网络中的关键节点,对网络中重要节点进行提前保护,增加整个网络的可靠性及鲁棒性。

4.2 基于改进 TOPSIS-GRA 的中欧班列运输网络关键节点识别方法

由第 3 章可知,中欧班列运输网络属于多维型多层网络,而目前针对多层网络进行关键节点识别的研究相对较少,现有研究方法主要分为三种。第一种方法是采用投影法将多层网络中的所有网络投影到同一个平面形成多属性集聚

网络，再利用单层网络关键节点识别方法进行评价。第二种方法是将多层网络整体视为研究对象，采用随机游走介数评价、邻接中心性评价等多层网络关键节点识别方法进行评价。第三种方法则是对每个单层网络分别进行节点重要性评价，再利用融合算法综合评价节点在整个多层网络的重要性。

前两种方法适用于各层网络连边性质相似的多层网络关键节点识别研究，第三种方法则适用于网络连边性质差异较大的多层网络关键节点识别研究^[77]。本文建立的中欧班列运输网络中各网络层的连边性质差异较大，使用第三种方法能够更好地反映中欧班列运输网络的节点重要性。此外，考虑到中欧班列运输网络中各网络层的结构特征并不相同，使用单一的重要性指标无法全面反映节点重要性^[101]，本文选取了多个重要性指标，提出一种基于改进 TOPSIS-GRA 的多层网络关键节点识别方法，对中欧班列运输网络的关键节点进行识别，步骤如下：

（1）将中欧班列运输网络按照组成关系拆解为多个单层网络，选取节点重要性评价指标，分别计算节点在单个网络层的指标值。

（2）使用改进 TOPSIS 法计算节点在每个网络层中的重要度评价值

（3）使用灰色关联分析融合算法将所有网络层中的节点重要度评价值进行融合，得到节点在中欧班列运输网络的综合重要度评价值。

具体方法流程如图 4-1 所示。

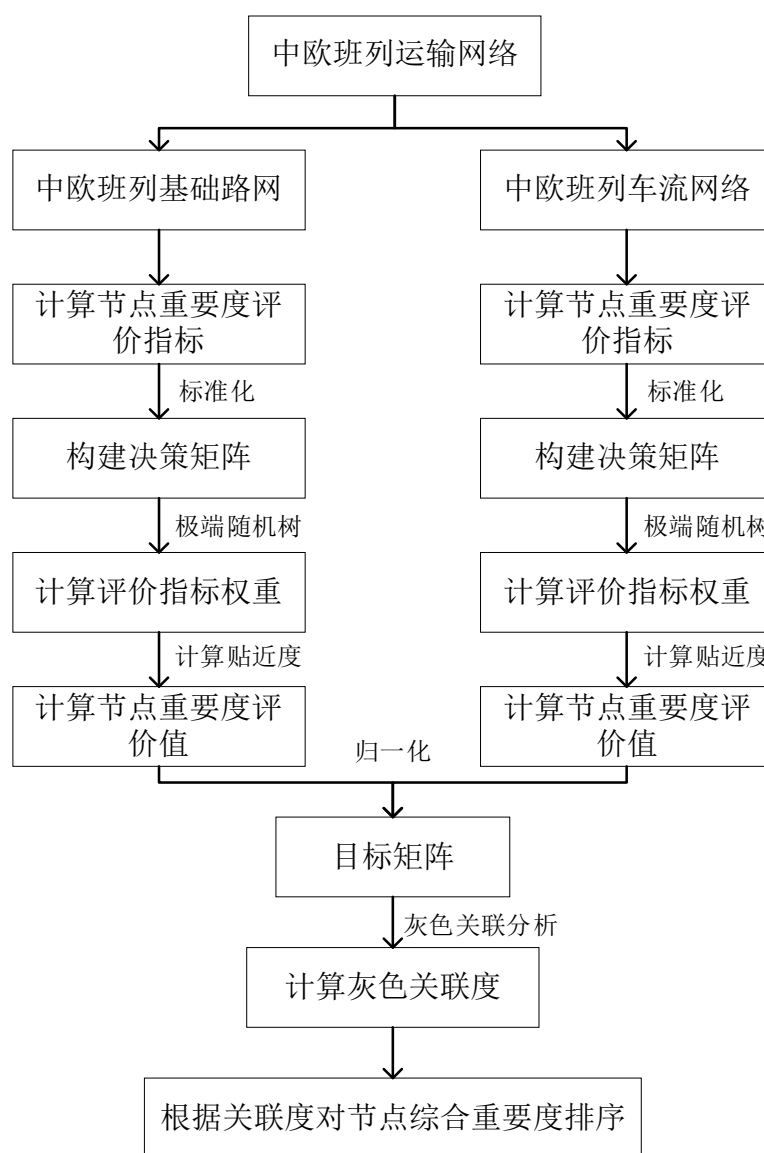


图 4-1 中欧班列运输网络关键节点识别方法流程

Figure 4-1 Process of identifying key nodes in the CR Express transportation network

4.2.1 中欧班列运输网络节点重要性评价指标选取

目前已经有很多评价节点重要性的指标,如节点度、介数等。不同的指标在不同结构的网络中适用程度并不相同,且单一的指标并不能全面反映整个网络的节点重要性。因此,为度量中欧班列运输网络各个单层网络的节点重要性,本文从多个方面选取重要性评价指标。

(1) 基于邻居节点的重要性评价指标

在评价节点的重要性时,首先会考虑与该节点的邻居节点,对应的指标有节点强度以及度中心性。

节点强度指的是加权网络中与节点直接相连的边权值之和。节点强度越大,

代表该节点在网络中的地位越重要。计算公式如式 4-1 所示。

$$s_i = \sum_{j \in G} w_{ij} \quad (4-1)$$

式中 s_i 表示节点 i 的节点强度, w_{ij} 代表节点 i 与节点 j 之间的权重。

度中心性指的是网络中与节点 i 直接相连的边数与该网络中节点 i 可能存在的最大边数的比值, 其反映了节点周围邻居节点的稠密程度, 度中心性越大, 则该节点在网络中的影响力越大。计算公式如式 4-2 所示。

$$DC_i = \frac{k_i}{N-1} \quad (4-2)$$

式中 DC_i 表示节点 i 的度中心性, k_i 代表节点 i 的度, N 为网络节点总数; $N-1$ 为任意节点可能存在的最大度。

(2) 基于全局信息的重要性评价指标

在现实网络中, 各节点的邻居节点重要性通常是不同的, 因此为了更加全面地反映节点的重要性, 需要引入考虑网络全局信息的重要性指标, 本文选取了介数中心性和接近中心性两个指标。

介数中心性指的是一个节点处于任意两个节点之间的最短路径中的比例, 反映了节点的中介能力, 介数中心性越大, 代表节点在网络中的地位越重要, 计算公式如式 4-3 所示。

$$BC_i = \sum_{s \neq i \neq t} \frac{n_{st}^i}{g_{st}} \quad (4-3)$$

式中 BC_i 表示节点 i 的介数中心性, 其中 g_{st} 为从节点 s 到节点 t 的最短路径的数目, n_{st}^i 为从节点 s 到节点 t 的所有最短路径中经过节点 i 的最短路径的数目。

接近中心性指的是一个节点到其他节点平均距离的倒数, 反映了节点与其他节点的接近程度, 接近中心性越大, 代表节点的影响力越大, 计算公式如式 4-4 所示。

$$CLC_i = \frac{N}{\sum_{j=1}^N d_{ij}} \quad (4-4)$$

式中 CLC_i 表示节点 i 的接近中心性, 其中, N 为网络节点总数, d_{ij} 为节点 i 到节点 j 的距离。

(3) 基于特征向量的重要性评价指标

在网络中, 一个节点可能存在多个邻居节点, 这些邻居节点的重要性并不完全相同, 因此为了更加准确地评价节点重要性, 需要引入同时考虑邻居节点数量及重要性的指标。本文选取特征向量中心性作为评价指标, 其值越大, 代表节点在网络中的影响力越大, 计算公式如式 4-5 所示。

$$x = cAx \quad (4-5)$$

x 表示节点的特征向量中心性, 其中 c 为比例常数, A 为网络的邻接矩阵。

(4) 基于结构洞的重要性评价指标

结构洞理论由伯特于 1992 年提出,他指出在社会网络中如果两个节点之间缺少直接的联系,那么连接这两个节点的中间节点就在网络中占据了一个结构洞,显然中间节点拥有更多的信息优势及控制优势,因此占据结构洞的节点往往在网络中处于重要地位^[102]。Zhang 等证明结构洞理论对交通网络同样适用^[20],本文选取结构洞理论中的网络约束系数及局部聚类系数两个具有代表性的指标进行研究。

网络约束系数指的是一个节点对网络中其他节点的依赖程度,其数值越大,依赖程度越大,即占据结构洞的可能越小,计算公式如式 4-6 所示。

$$C_{ij} = (P_{ij} + \sum_q P_{iq}P_{qj}) \quad (4-6)$$

式中节点 q 是节点 i 和节点 j 的中间节点; P_{ij} 表示在节点 i 的所有中间节点中节点 j 所占的权重比例。

局部聚类系数指的是节点实际的连边数与其可能存在的最大连边数之比,其反映了该节点的邻居节点聚集成团的可能性,局部聚类系数越小,节点占据结构洞的可能性越大,计算公式如式 4-7 所示。

$$CC_i = \frac{2E_i}{k_i(k_i - 1)} \quad (4-7)$$

式中 CC_i 表示节点 i 的局部聚类系数,其中, E_i 为网络节点 i 的邻接边实际存在的边的数量, k_i 表示节点 i 的度。

4.2.2 TOPSIS 法及其改进

TOPSIS 法最早由 Hwang 等于 1981 年提出, Lai 等对其进行了改进,将其应用于多目标分析决策问题中。利用 TOPSIS 法可以将每个单层网络中的节点重要度评价问题转换为多属性决策问题,即将每一个节点作为决策方案,将上文选取的每一个节点重要性评价指标看作方案的评价指标,根据方案中各项评价指标值得到正理想解(最优方案)和负理想解(最劣方案),通过计算各决策方案与最优方案的接近程度,对决策方案进行排序。传统的 TOPSIS 法并未考虑各项评价指标对方案的贡献程度,而在节点重要性评价过程中,不同评价指标对节点重要性的贡献往往是不同的。因此,本小节提出了一种基于极端随机树加权的改进 TOPSIS 法,计算节点在中欧班列运输网络中每个单层网络中的重要度评价价值。

(1) 初始决策矩阵构建及标准化

在中欧班列运输网络中,假设某个单层网络的节点数为 N ,节点重要性评价指标共有 M 个,各节点在该网络中的指标值为 $x_{ij}(i = 1, 2, 3, \dots, N; j =$

1,2,3,...,M), 得到初始决策矩阵 A , 如式 4-8 所示。

$$A = (x_{ij})_{N \times M} = \begin{bmatrix} x_{11} & \cdots & x_{1M} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{N1} & \cdots & x_{NM} \end{bmatrix} \quad (4-8)$$

本文选取的重要性指标中, 局部聚类系数与网络约束系数属于负向性指标, 即指标值越小, 反映节点重要性越高, 其余指标均属于正向性指标。为了消除指标定义、量纲及数量级对评价造成的影响, 需要将所选指标按式 4-9 进行处理, 得到标准化决策矩阵 H 。

$$H = (h_{ij})_{N \times M} = \begin{bmatrix} \frac{x_{ij} - \min(x_j)}{\max(x_j) - \min(x_j)} & x_{ij} \text{ 为正向性指标} \\ \frac{\max(x_j) - x_{ij}}{\max(x_j) - \min(x_j)} & x_{ij} \text{ 为负向性指标} \end{bmatrix}_{N \times M} \quad (4-9)$$

(2) 指标权重计算

在多层网络中, 每个单层网络的结构并不相同, 因此同一节点重要性指标对不同网络层中的节点重要度评价值的贡献程度也不完全相同。为了解决这一问题, 多位学者相继使用层次分析法^[76]、熵权法^[70]等赋权方法对评价指标的权重进行确定。层次分析法属于主观赋权法, 对决策者的要求较高, 且在指标较多时难以确定权重。熵权法作为客观赋权法, 只关注数据之间的内在联系, 因而相较于主观赋权法更为科学, 但其仅从数学角度考虑指标离散性, 往往会忽视决策者主观的意图; 同时如果指标值的变动很小, 也会影响熵权法的使用。为了更加准确地计算节点在各网络层的重要度评价值, 本文运用了极端随机树算法对指标权重进行计算。

极端随机树是一种机器学习算法, 其生成的决策树能够通过学习拟合指标之间的相互作用, 计算出每个指标在决策树中的贡献程度, 以此衡量各个指标的相对权重^[103]。本文以选取的重要性评价指标作为输入变量, 以反映节点对单一网络层影响程度的补图效率变化率作为输出变量, 其中补图效率变化率指该网络层中删除该节点后的网络效率与原网络效率的差值。根据输入变量在所有决策树中节点熵的平均改变量得到重要性评价指标的权重。

(3) 单层网络节点重要度评价值计算

根据极端随机树算法得到每个指标的权重后, 对标准化决策矩阵 H 进行加权, 得到加权决策矩阵 R , 如式 4-10 所示。

$$R = (r_{ij})_{N \times M} = (h_{ij} \times \omega_j)_{N \times M} \quad (4-10)$$

其中 ω_j 为第 j 个指标的权重。

根据加权决策矩阵 R 中每个指标的最大值与最小值确定正理想解 R^+ 和负理想解 R^- , 如式 4-11 所示。

$$\begin{cases} R^+ = \max_{i \in \{1,2,\dots,N\}} (r_{ij}) = \{r_1^+, r_2^+, \dots, r_M^+\} \\ R^- = \min_{i \in \{1,2,\dots,N\}} (r_{ij}) = \{r_1^-, r_2^-, \dots, r_M^-\} \end{cases} \quad (4-11)$$

计算每个方案到正、负理想解的距离，如式 4-12 所示。

$$\begin{cases} D_i^+ = \sqrt{\sum_{j=1}^M (r_j^+ - r_{ij})^2} \\ D_i^- = \sqrt{\sum_{j=1}^M (r_{ij} - r_j^-)^2} \end{cases} \quad (4-12)$$

计算每个方案与正理想解的贴近度 Z_i ，作为节点 i 在该网络层的重要度评价价值，如式 4-13 所示。

$$Z_i = \frac{D_i^-}{D_i^+ + D_i^-} \quad (4-13)$$

4.2.3 基于灰色关联分析的多层网络节点重要性融合算法

利用改进 TOPSIS 法计算出节点在中欧班列运输网络中每个单层网络中的重要度评价价值后，需要对节点在整个中欧班列运输网络的重要度进行综合评估，因此本文提出一种基于灰色关联分析的多层网络节点重要性融合算法，其本质思想是：在多层网络中，选取每个单层网络中最大的重要度评价价值进行组合，作为参考对象，计算任一节点与参考对象的灰色关联度，关联度越大，则该节点在多层网络中的重要性越大。

(1) 样本矩阵构建及标准化

在中欧班列运输网络中，每层网络中的节点数量与性质相同，网络拓扑结构互不相同。假设中欧班列运输网络可以分解为 P 个单层网络，每个单层网络中包含 Q 个节点，利用上文提出的改进 TOPSIS 法计算节点 i 在网络层 j 中的重要度评价价值 z_{ij} ，构建样本矩阵 Z ，如式 4-14 所示。

$$Z = (z_{ij})_{P \times Q} = \begin{bmatrix} z_{11} & \cdots & z_{1Q} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ z_{P1} & \cdots & z_{PQ} \end{bmatrix} \quad (4-14)$$

为了降低不同节点在同一网络层中的重要度评价价值波动幅度，对矩阵 Z 按行进行归一化，得到标准矩阵 Z' ，如式 4-15 所示。

$$Z' = (z'_{ij})_{P \times Q} = \left[\frac{z_{ij} - \min(z_j)}{\max(z_j) - \min(z_j)} \right]_{P \times Q} \quad (4-15)$$

(2) 确定评价对象与参考对象

本文将节点在不同网络层中的重要度评价价值作为评价对象，即矩阵 Z' 中的每一列元素都是评价对象，选取矩阵 Z' 中每一行的最大元素作为参考对象 C ，如

式 4-16 所示。

$$C = \begin{bmatrix} c_1 \\ c_2 \\ \vdots \\ c_P \end{bmatrix} \quad (4-16)$$

其中, $c_P = \max(z'_{Pj}), j = 1, 2, \dots, Q$ 。

(3) 多层网络节点综合重要度评价计算

计算矩阵 Z' 中每个节点与参考对象 C 的灰色关联度 R_j , 作为节点在中欧班列多层网络中的综合重要度, 如式 4-17、式 4-18 所示。

$$\xi_{ij} = \frac{\min_{i=1,2,\dots,P} \min_{j=1,2,\dots,Q} |c_i - z'_{ij}| + \rho \max_{i=1,2,\dots,P} \max_{j=1,2,\dots,Q} |c_i - z'_{ij}|}{|c_j - z'_{ij}| + \rho \max_{i=1,2,\dots,P} \max_{j=1,2,\dots,Q} |c_j - z'_{ij}|} \quad (4-17)$$

$$R_j = \sum_{i=1}^P \xi_{ij} \quad (4-18)$$

其中 ξ_{ij} 表示 z_{ij} 与参考对象的灰色关联系数, ρ 为分辨系数, 通常取 0.5。

4.3 实例分析

以第 3 章构建的中欧班列运输网络为例, 利用 4.2 节中的方法对网络中的关键节点进行识别, 通过多层网络感染模型验证本文所提出的方法的准确性, 并根据识别结果给出相关政策建议。

4.3.1 评价指标数据获取

根据构建好的中欧班列基础路网及中欧班列车流网络, 按照式 4-1 到式 4-7, 利用 Python 编程计算每个节点在中欧班列基础路网及车流网络中的节点强度、度中心性、介数中心性、接近中心性、特征中心性、网络约束系数以及局部聚类系数, 作为节点重要性评价指标 $x_1 \sim x_7$, 指标数据汇总如表 4-1、表 4-2 所示。

表 4-1 中欧班列基础路网部分指标数据汇总

	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	x_6	x_7
1	15.9188	0.0126	0	0.0084	0.1615	0.7923	1.76E-14
2	29.5164	0.0252	0.0233	0.0089	0.0582	0.5391	4.63E-14
3	25.3385	0.0189	0.1166	0.0093	0.0625	0.5424	6.10E-14
4	19.8453	0.0189	0.0952	0.0090	0.0625	0.6726	2.18E-13
5	14.8936	0.0126	0.1203	0.0095	0	0.5227	1.69E-13
6	20.6770	0.0126	0.1241	0.0097	0	0.5080	1.05E-12

表 4-1 中欧班列基础路网部分指标数据汇总（续）

Table 4-1 Summary of some basic road network index data in CR Express basic road network

(Continued)

	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	x_6	x_7
7	19.9807	0.0126	0.1278	0.0100	0	0.5137	5.16E-12
8	11.3540	0.0126	0.1316	0.0103	0	0.6097	3.47E-11
9	10.5609	0.0126	0.1353	0.0103	0	0.5918	6.57E-10
10	14.4874	0.0189	0.1398	0.0106	0	0.4257	5.08E-09
...
159	4.0812	0.0063	0	0.0080	0	1	1.51E-12
160	16.3830	0.0063	0	0.0067	0	1	1.48E-13

表 4-2 中欧班列车流网络部分指标数据汇总

Table 4-2 Summary of some basic road network index data in CR Express train flow network

	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	x_6	x_7
1	108	0.6792	0.0392	0.7619	0.3910	0.0272	0.1170
2	79	0.4969	0.0093	0.6695	0.5011	0.0317	0.0985
3	87	0.5472	0.0138	0.6838	0.4595	0.0331	0.0989
4	92	0.5786	0.0170	0.7080	0.4233	0.0287	0.1060
5	53	0.3333	0.0018	0.5970	0.6531	0.0405	0.0739
6	72	0.4528	0.0050	0.6426	0.5649	0.0365	0.0918
7	71	0.4465	0.0054	0.6400	0.5288	0.0352	0.0883
8	57	0.3585	0.0021	0.6061	0.6360	0.0396	0.078
9	110	0.6918	0.0207	0.7692	0.4681	0.0321	0.1262
10	64	0.4025	0.0036	0.6226	0.5561	0.0362	0.0828
...
159	45	0.2830	0.0010	0.5861	0.7424	0.0473	0.0619
160	61	0.3836	0.0023	0.6226	0.6579	0.0388	0.0818

4.3.2 单层网络节点重要度评价价值计算

根据各个节点在中欧班列基础路网和车流网络中的指标计算值，分别构建决策矩阵，并对矩阵中的指标进行规范化处理，得到规范化决策矩阵 H_{geo} 和 H_{tra} 。

$$H_{geo} = \begin{bmatrix} 0.139 & 0.200 & 0.000 & 0.327 & 0.164 & 0.262 & 3.02E-14 \\ 0.273 & 0.600 & 0.056 & 0.414 & 0.699 & 0.580 & 7.94E-14 \\ 0.232 & 0.400 & 0.280 & 0.496 & 0.677 & 0.576 & 1.05E-13 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0.110 & 0.200 & 0.030 & 0.049 & 1.000 & 0.432 & 9.20E-16 \\ 0.117 & 0.200 & 0.060 & 0.148 & 1.000 & 0.488 & 5.55E-15 \end{bmatrix}$$
$$H_{tra} = \begin{bmatrix} 0.863 & 0.863 & 0.965 & 0.812 & 1.000 & 1.000 & 0.781 \\ 0.615 & 0.615 & 0.228 & 0.535 & 0.819 & 0.966 & 0.647 \\ 0.684 & 0.684 & 0.339 & 0.578 & 0.887 & 0.956 & 0.650 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0.470 & 0.470 & 0.102 & 0.402 & 0.676 & 0.923 & 0.503 \\ 0.308 & 0.308 & 0.030 & 0.266 & 0.465 & 0.826 & 0.296 \end{bmatrix}$$

使用极端随机树算法对指标权重进行计算。利用 Python 中的 sklearn 库进行

编程，将节点的补图效率变化率和重要度指标值输入，输出指标权重。在基础路网层中，当训练样本的比例为 0.75，决策树数量和最小分割节点数分别为 10、10 时，训练效果较好。指标排序及权重分别为：（1）介数中心性，权重为 0.3106；（2）接近中心性，权重为 0.2378；（3）度中心性，权重为 0.1804；（4）节点强度，权重为 0.1551；（5）网络约束系数，权重为 0.0769；（6）特征向量中心性，权重为 0.0324；（7）局部聚类系数，权重为 0.0069。在车流网络层中，当训练样本的比例为 0.75，决策树数量和最小分割节点数分别为 200、4 时，训练效果较好。指标排序及权重分别为：（1）度中心性，权重为 0.2884；（2）节点强度，权重为 0.2551；（3）接近中心性，权重为 0.2250；（4）特征向量中心性，权重为 0.1131；（5）介数中心性，权重为 0.0728；（6）网络约束系数，权重为 0.0364；（7）局部聚类系数，权重为 0.0092。

将指标权重分别代入相应的决策矩阵中，对各节点在基础路网层和车流网络层中的重要度评价价值进行计算，结果如表 4-3 所示。

表 4-3 单层网络部分节点重要度评价价值

Table 4-3 Importance evaluation value of some nodes in a single-layer network			
节点编号	基础路网重要度评价价值	车流网络重要度评价价值	
1	0.5579	6.6004	
2	0.6108	1.7125	
3	0.7425	2.1437	
4	0.6228	2.6387	
5	0.6839	0.7859	
6	0.7479	1.3587	
7	0.8131	1.3171	
8	0.8379	0.8839	
9	0.7646	6.3566	
10	1.0292	1.0795	
...	
159	0.1907	0.6182	
160	0.0743	1.0109	

4.3.3 节点综合重要度评价价值计算

根据各个节点在基础路网和车流网络中的重要度评价价值，进行构建样本矩阵Z。

$$Z = \begin{vmatrix} 0.3139 & 0.6108 & 0.7425 & \cdots & 0.1907 & 0.0743 \\ 5.9129 & 1.7125 & 2.1437 & \cdots & 0.6182 & 1.0109 \end{vmatrix}$$

对样本矩阵Z进行归一化处理，得到矩阵Z'。

$$Z' = \begin{vmatrix} -0.3128 & -0.1425 & -0.0669 & \cdots & -0.4767 & -0.3835 \\ 1.8170 & 0.0880 & 0.2655 & \cdots & -0.2700 & -0.3624 \end{vmatrix}$$

分别选取归一化后的基础路网和车流网络中的最大重要度评价价值作为参考对象C。

$$C = \begin{vmatrix} 11.7861 \\ 8.3977 \end{vmatrix}$$

根据式 4-17 及式 4-18 计算中欧班列运输网络中各节点的综合重要度评价值并作节点重要性排名。研究表明，一个网络中最需要关注的是排名前 5%~10% 的节点^[101]，因此本文列出综合重要度排名前 10% 的节点，结果如表 4-4 所示。

表 4-4 中欧班列运输网络前 10% 节点重要性排名

Table 4-4 Top 10% ranking of node importance of the CR Express transportation network

节点编号	城市	灰色关联度	综合重要度排名
27	莫斯科	0.8812	1
76	西安	0.8592	2
31	明斯克	0.6931	3
105	重庆	0.6797	4
1	成都	0.6685	5
34	马拉舍维奇	0.6638	6
11	多斯特克	0.6390	7
12	阿拉山口	0.6386	8
9	乌鲁木齐	0.6350	9
107	郑州	0.6342	10
15	扎雷克	0.6316	11
13	阿克斗卡	0.6316	11
39	柏林	0.6315	13
16	阿斯塔纳	0.6311	14
35	华沙	0.6309	15
91	叶卡捷琳堡	0.6232	16

4.3.4 方法有效性验证

为了证明本文提出的基于改进 TOPSIS-GRA 的多层网络关键节点识别方法的有效性，挑选了几种较为广泛使用的关键节点识别方法，对中欧班列运输网络的重要节点进行识别，使用第 2 章描述的多层网络 SIR 模型进行验证。表 4-5 分别为 BC 算法、DC 算法、PageRank 算法计算的中欧班列基础路网、中欧班列车流网络排名前 10% 的节点。

表 4-5 中欧班列运输网络前 10%关键节点排序统计表

Table 4-5 Statistical table of top 10% ranking of key nodes in the CR Express transportation network

排 序	BC 算法 (基础路 网)	BC 算法 (车流网 络)	DC 算法 (基础路 网)	DC 算法 (车流网 络)	PageRank 算法 (基础路网)	PageRank 算法 (车流网络)
1	91	76	91	31	91	76
2	27	1	27	76	27	1
3	90	105	73	27	90	105
4	89	107	31	32	85	107
5	88	31	35	33	89	31
6	87	27	39	34	73	27
7	85	9	107	29	88	9
8	86	4	105	9	87	29
9	103	39	13	1	86	33
10	26	12	15	105	104	34
11	34	11	81	13	107	35
12	16	29	19	15	13	39
13	15	34	76	12	15	12
14	31	3	29	11	11	11
15	11	77	16	39	131	29
16	12	131	79	30	103	16

由表 4-5 可知，总体而言各关键节点识别方法对同一网络层的关键节点识别结果相差不大，只有部分节点不同。此外，同一节点在不同的识别方法中排序不同。在不同网络层中，同一关键节点识别方法的识别结果存在较大的差异，这主要是因为不同网络层的结构及连边属性不同。

将各关键节点识别方法得到的前 10%的关键节点作为初始感染节点，利用多层网络 SIR 模型进行验证，由于多层网络传播概率不能设定太大，设定中欧班列基础路网与车流网络中的传播概率均为 0.05，恢复率为 1，根据第 2 章中对多层网络 SIR 模型的描述，可计算出如果两节点如果在中欧班列基础路网和车流网络中都存在连边，传播概率为 0.091。计算直到网络中所有节点均无法被感染时，感染节点与恢复节点占总节点数量的比例，由于节点感染以概率方式进行，因此取 50 次独立实验结果的平均值作为评价结果。SIR 传播曲线如图 4-2 所示。

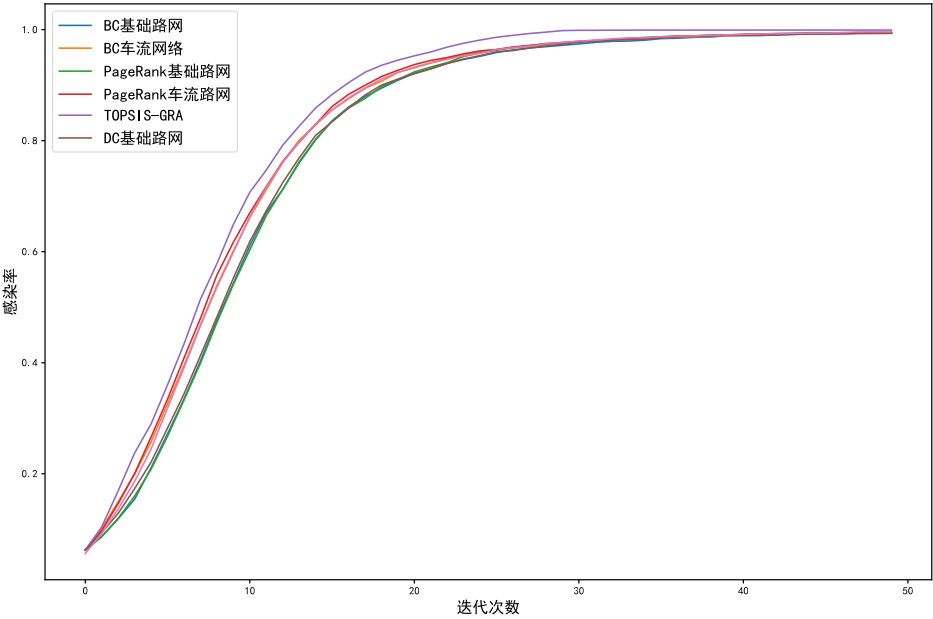


图 4-2 各关键节点识别方法所得前 10% 的节点作为初始传染源节点时的 SIR 传播曲线

Figure 4-2 SIR propagation curve when the first 10% of the nodes obtained by each key node identification method are used as the initial infection source nodes

由图 4-2 可知，由于各关键节点识别方法对同一网络层之间关键节点识别结果相差不大，因此传播曲线较为接近，而在不同网络层中，由于网络结构和连边属性存在差异，导致评价结果存在一定差异，传播曲线图表明车流网络中的重要节点对中欧班列运输网络影响更大。从整体来看，以本文所提出的关键节点识别方法得到的关键节点作为初始感染节点时，在多层网络 SIR 传播模型中的传播速率更快，由此可以发现本文所提出的关键节点识别方法相比其他算法更加准确。

4.3.5 识别结果分析

由图 4-2 可知，以本文提出的关键节点识别方法对中欧班列运输网络进行的节点综合重要度排名更加准确，更加贴近实际。以成都为例，成都位于中欧班列基础路网的外层，其在基础路网层中的重要度排名较低，但成都作为较早开行中欧班列的城市，其在车流网络中的重要度评价价值较高，因此其综合重要度评价价值较高。由此可见，从单一层面评价节点重要性，可能会导致评价结果失真。

此外，从国家层面看，中欧班列运输网络中前 10% 的重要节点主要分布于中国、哈萨克斯坦、俄罗斯、白俄罗斯、波兰及德国，这些节点在中欧班列运输网络中具有重要的地位，为了保障中欧班列的平稳运行，提高中欧班列运输

网络的鲁棒性，有必要对上述关键节点进行保护。

以中国为例，中国境内的重要节点有 6 个，分别为西安、重庆、成都、阿拉山口、乌鲁木齐以及郑州。其中阿拉山口是我国西北地区最大的陆路边境口岸，多个城市开行的中欧班列都需通过阿拉山口出境，随着中欧班列开行数量的增加，阿拉山口节点需要继续加强基础设施建设，增加换装线及到发线，此外应加快班列通关速度，避免节点因拥堵造成瘫痪。重庆和成都作为国内较早开行中欧班列的城市，经过多年的发展开辟了多条运行线路，是中欧班列主要的货源城市；西安、乌鲁木齐和郑州凭借优越的地理位置，大力发展中欧班列，已经成为我国重要的中欧班列枢纽城市。以上五大节点应继续发挥枢纽作用，在国家政策的推动下，加强基础设施建设，加快构建高效运输组织体系，推动中欧班列的高质量发展。

哈萨克斯坦境内的重要节点有 4 个，分别为多斯特克、扎雷克、阿克斗卡和阿斯塔纳，均属于中欧班列开行线路中重要的途径城市。哈方应加强对这些节点的维护，加快国际物流园区建设，简化通关流程，缩短通关时间。

俄罗斯境内的重要节点有 2 个，分别为莫斯科和叶卡捷琳堡。叶卡捷琳堡作为西伯利亚铁路中的重要枢纽城市，连接着多个节点城市；莫斯科作为俄罗斯的首都，拥有优越的地理条件，也是多条中欧班列线路的终到城市。为提高中欧班列运输网络的鲁棒性，建议俄罗斯加强基础设施维护，避免因线路、设备老化造成节点瘫痪，同时改善线路条件，如对西伯利亚大铁路和贝加尔湖-阿穆尔河干线进行维护。此外，考虑到中欧班列回程运费较低，俄罗斯可以通过发展冰原铁路，连接北极沿海和近海工业设施，促进对中国的出口。

4.4 本章小结

本章首先分析了中欧班列运输网络关键节点识别对中欧班列运营管理的意义，之后根据中欧班列运输网络特征提出一种基于改进 TOPSIS-GRA 的多层网络关键节点识别方法，选取节点强度、度中心性、介数中心性、接近中心性、网络约束、局部聚类系数等多种节点重要性评价指标，基于本章提出的方法计算中欧班列运输网络中各节点综合重要度评价值并进行排名，并使用多层网络 SIR 模型进行验证。结果表明本章提出方法得到的综合节点重要度排名更加准确，与实际情况更加契合。因此也说明从单一层面对中欧班列运输网络节点重要性进行研究不能全面反映中欧班列运输网络的实际状况，采用多层网络模型对中欧班列运输网络进行节点重要性研究，能够综合反映中欧班列运输网络的节点重要性。此外，本文从国家层面提出了相应的政策建议，有助于从节点层面提高中欧班列运输网络的鲁棒性。

第 5 章 中欧班列运输网络鲁棒性优化

基于本文第 3 章构建的中欧班列运输网络,分析影响中欧班列运输网络鲁棒性的因素,说明提高中欧班列运输网络鲁棒性的意义。由于本文在第 4 章已经从节点角度提出了网络鲁棒性优化建议,因此本章主要从网络连边的角度出发,分别提出中欧班列基础路网和车流网络的鲁棒性优化模型。针对两个网络的不同特点,应用不同的方法对其鲁棒性进行优化,得到具体的优化结果。对优化后的基础路网和车流网络进行攻击,验证优化效果。

5.1 中欧班列运输网络鲁棒性影响因素

中欧班列运输网络的鲁棒性目前还没有确切的定义,由于中欧班列运输网络属于复杂网络,因此本文借鉴对复杂网络鲁棒性的定义^[78],将中欧班列运输网络鲁棒性定义为:中欧班列运输网络在遇到随机或蓄意攻击后,网络现有功能不受较大影响的能力。对网络鲁棒性进行优化,有利于提高中欧班列运输网络的可靠性、服务水平以及抵抗自然灾害或突发事件的能力。因此对中欧班列运输网络的鲁棒性优化进行研究具有重要的应用价值和现实意义。

中欧班列运输网络鲁棒性的影响因素可以从两个方面进行分析。从内在结构来看,网络的通道布局、开行线路情况等是其最大的影响因素;从外在因素来看,主要包括其他运输方式货物的影响、沿线各国的政治因素等。随着中欧班列的不断发展,开行中欧班列的城市也越来越多,开行线路也随之增加,但大部分的开行线路都基于《中欧班列建设发展规划 2016-2020》中规定的运输通道,如图 5-1 所示。可以发现目前中欧班列在国外段的运输通道较为单一,存在开行线路重复的现象。由于疫情及海运运费不断上涨,部分货物也从海运转移到中欧班列上来,出现了主要运输通道拥堵的现象,中欧班列原有的运输时效不能保证,服务质量下降。此外,由于中欧班列在运输过程中途经多个国家,因此沿途国家的政治因素也会中欧班列运输网络的鲁棒性造成影响。由于这些影响因素在短时间内无法完全消除,只有保持通道的多方向、多径路,才能在某些地区局势发生突变或者某些突发事件产生的时候确保能有另外的选择^[104]。因此对中欧班列运输网络的鲁棒性进行优化,首先应该考虑的就是发展新的运输通道,即对中欧班列基础路网的鲁棒性进行优化,其次需要考虑对新开行线路进行合理规划,即对中欧班列车流网络的鲁棒性进行优化。



图 5-1 中欧班列基础路网运输通道

Figure 5-1 Transport corridor of CR Express basic road network

对于中欧班列基础路网鲁棒性的优化而言，对基础路网进行重新构造显然不可行，因此只能在现有路网的基础上进行进一步的优化来提升路网的鲁棒性。综合之前学者的研究^[83-86]，通常从结构及服务两个角度出发对交通路网的鲁棒性进行优化：（1）交通路网结构优化设计。对交通路网结构与布局从网络拓扑学的角度进行优化，通过在网络拓扑结构中增加新的节点或是连边，从而在固定的经济投入下使现有交通网络中的连通度及网络效率得到最大程度的提高；（2）交通路网服务优化设计。主要从交通路网运输能力与运输需求等角度出发，对网络中某些运输能力不满足需求的关键站点进行优化，避免产生因部分节点拥堵从而导致整个网络崩溃的情况；因此对交通路网服务进行优化就是要在一定的经济成本下有针对性地增加当前网络中的边及节点，同时可以采取适当的管理控制方法，最大程度地降低网络拥堵产生的负面影响。由于对基础路网进行鲁棒性优化需要进行基础设施建设，本文主要针对拓扑结构优化问题展开研究。

对于中欧班列车流网络鲁棒性的优化而言，由于中欧班列车流网络本质上是各班列公司开行线路形成的复杂网络，因此对中欧班列车流网络的鲁棒性进行优化，实际上是对新开行线路的合理规划，降低中欧班列开行线路的重复性，减少各开行公司的无序竞争，从而提升中欧班列车流网络的鲁棒性，提升中欧班列的服务水平。因此在中欧班列车流网络鲁棒性优化中，本文主要针对中欧班列新开行线路的合理规划展开研究。

5.2 中欧班列基础路网鲁棒性优化

为了提高基础网络的鲁棒性,一般需要在网络结构中增加新的连边,即网络加边。网络加边是较为可行的网络拓扑结构优化方法^[86],如果网络中的节点数量不发生变化,网络中节点连边数量越多,通常情况下网络针对蓄意攻击的鲁棒性相对越高^[85-86]。由于复杂网络中存在大量评价指标,如度、介数等,同时由于不同网络的结构存在差别,因此不同学者从多个角度提出网络加边方法。通过第 3 章对中欧班列运输网络的拓扑特征进行分析可知,中欧班列基础路网是一个无标度网络,同时不具有小世界特性,节点之间的关键程度差异较大,由于无标度网络对随机攻击不敏感,对于蓄意攻击则较为敏感,若要增强其鲁棒性,需要使整个网络更加“均质化”。此外,由于中欧班列基础路网横跨整个亚欧大陆,因此在进行网络加边时要考虑分属不同国家之间的节点能否进行加边。如德国与中国由于实际地理属性,两个国家之间不可能直接修建铁路,因此在加边策略中需要排除这种情况,选用更加合理的连边。

5.2.1 目标函数

评估网络鲁棒性的测度有很多,这些测度大都由反映网络结构的一些基本指标组合而成,本文在第 2 章中对一些复杂网络鲁棒性的测度进行了简单的说明,其中目前在交通网络中较为广泛使用的鲁棒性指标有拉普拉斯能量^[84]、代数连通度^[85]以及全局网络效率^[86]。其中全局网络效率主要反映了整个网络的通达程度,网络效率越高,说明从一个节点到任意其他节点的平均最短路径长度越小。而在网络受到攻击后全局网络效率的变化也能直观地反映出该网络的鲁棒性,其缺点是需要计算每一对节点之间的路径长度,在网络规模较大时所需的计算时间较长。代数连通度指的是一个网络的拉普拉斯矩阵中第二小特征值 λ_2 ,随着网络鲁棒性不断提高, λ_2 也不断增大。拉普拉斯能量与代数连通度类似,都是根据网络的拉普拉斯矩阵进行求解,其代表拉普拉斯矩阵所有特征值的平方和,相比于代数连通度,其能够更加灵敏且平稳地体现出网络鲁棒性的变化^[84,99]。

针对中欧班列基础路网而言,由于该网络中节点数量较多,因此如果在优化过程中使用全局网络效率作为目标函数时,由于需要对整个网络的最短路径长度进行计算,会增加计算时间。此外,由于中欧班列基础路网中的连边数较多,因此当网络中增加的连边条数较少时,代数连通度可能无法像拉普拉斯能量一样稳定、灵敏地反映中欧班列基础路网的鲁棒性变化。因此,本文选择拉普拉斯能量的改变量作为中欧班列基础路网鲁棒性优化的目标函数,如式 5-1 所示。

$$\Delta LE = LE(G(V, P, E_1 + \Delta E)) - LE(G(V, P, E_1)) \quad (5-1)$$

其中, LE 为中欧班列基础路网的拉普拉斯能量, 通过基础路网拉普拉斯矩阵的特征值进行计算。优化目标为加边后的中欧班列基础路网的拉普拉斯能量相比初始路网的拉普拉斯能量增加量达到最大, 以最大化提升路网遭受攻击时的鲁棒性。

5.2.2 约束条件

中欧班列基础路网的优化与其他非实体网络有所不同, 如市内公交线路网络。公交线路网络依托于公交制定的开行线路进行构建, 因此可以按照优化建议增加开行线路, 在较低的成本下最大化提升整个线路网络的鲁棒性。但是对于中欧班列基础路网而言, 由于中欧班列基础路网主要由各个国家的高技术等级铁路线路及轮渡构成^[105], 如要对中欧班列基础路网进行网络加边, 则需要考虑对目前已经建成但因线路条件不好没有纳入中欧班列基础路网的线路进行改造升级或者新修线路。铁路线路的新建及升级改造成本昂贵, 不同国家的成本也各不相同, 因此在对中欧班列基础路网进行鲁棒性优化时, 需要对经济成本进行相应的确定。此外, 由于中欧班列途经不同国家, 在进行基础路网的鲁棒性优化时, 需考虑到相隔较远的国家之间是无法修建铁路线路的, 且由于不同国家的铁路发展水平存在差异, 为了更好地提升中欧班列基础路网的“匀质性”, 应更多地考虑在铁路发展水平较低的节点之间新修线路。

综上所述, 中欧班列基础路网鲁棒性优化模型的约束条件有以下几个方面:

(1) 成本约束

$$W = \sum_i \sum_j c_{ij} w_{ij} \leq S \quad (5-2)$$

如式 5-2 所示, 进行中欧班列基础路网鲁棒性优化时首先需要考虑经济成本。其中 W 为新增连边的总成本, S 为投资建设预算。基础路网新增连边成本会随着线路所处国家不同而有所不同。此外, 对原有线路升级改造或者新修线路都会影响成本计算。

(2) 地理位置约束

$$c_{ij} = \begin{cases} 1 & i, j \text{ 为相邻国家靠近边境的节点或同一国家的节点} \\ 0 & i, j \text{ 不为相邻国家靠近边境的节点或同一国家的节点} \end{cases} \quad (5-3)$$

如式 5-3 所示, 由于对中欧班列基础路网进行鲁棒性优化需要对实际线路进行改造或新建, 因此需要考虑实际地理位置的约束, 如德国与中国之间由于地理位置问题, 不可能直接修建铁路, 因此在选择连边时要将其剔除。

(3) 网络匀质性约束

在中欧班列基础网络鲁棒性优化过程中, 当两条新增的连边对网络拉普拉

斯能量提高程度一致时，优先考虑新增铁路发展水平较低的节点之间的连边，如中亚地区或外蒙古地区。

5.2.3 优化模型

基于上文所述的提高中欧班列基础路网鲁棒性的优化思路，可以得出本节所构建的在优化经济成本约束下的优化模型表述如下：

优化范围：优化线路的两端为相邻国家靠近边境的节点或同一国家的节点。

目标函数：

$$\max \Delta LE = LE(G(V, P, E_1 + \Delta E)) - LE(G(V, P, E_1)) \quad (5-4)$$

s. t.

$$\left\{ \begin{array}{l} W = \sum_i \sum_j c_{ij} w_{ij} \leq S \\ w_{ij} = x_{ij} d_{ij} \\ d_{ij} \leq d_{max} \\ c_{ij} = 0, i \text{ 与 } j \text{ 之间不存在新的线路} \\ c_{ij} = 1, i \text{ 与 } j \text{ 之间存在新的线路} \\ i, j \text{ 为相邻国家靠近边境的节点或同一国家的节点} \end{array} \right. \quad (5-5)$$

在式 5-4 中， LE 指中欧班列基础路网的拉普拉斯能量，即图 G 的拉普拉斯矩阵所有特征值的平方和， V 代表所有非边境节点的节点集合， P 表示所有边境节点的节点集合， E_1 表示中欧班列基础路网现有的线路集合， ΔE 表示新增线路集合。

在式 5-5 中， W 指中欧班列基础路网优化需要的总成本（万美元）， S 指建设预算（万美元）， c_{ij} 指节点 i 与节点 j 之间连接状态的变化。 w_{ij} 指节点 i 与节点 j 之间新建线路或对现有线路进行升级改造需要的费用（万美元）， x_{ij} 指节点 i 与节点 j 之间新建线路或对现有线路进行升级改造每公里所需的经济成本（万美元/km）， d_{ij} 指节点 i 与节点 j 之间的空间距离（km）。

通过构建优化模型，可以发现中欧班列基础路网的鲁棒性优化问题可以转化为一个 0-1 背包问题，即在一定经济成本的约束下，如何从待选集中选择合适的连边，才能使新网络的拉普拉斯能量最大，即网络鲁棒性最优。由于 0-1 背包问题是一个 NP-Hard 问题，适合采用启发式算法加快问题的求解过程。因此本文选择使用 BPSO 算法进行求解。

5.2.4 BPSO 算法原理

1995 年，Kennedy 和 Eberhart 通过对鸟群行为进行建模和模拟提出粒子群优化算法（Particle Swarm Optimization algorithm, PSO）^[106]，通过使用无质量、无体积的粒子作为个体，并为每个粒子规定简单的行为规则，从而使整个粒子

群表现出复杂的行为特性。在一个 d 维搜索空间和由 N 个粒子组成的种群中, 第 i 个粒子的位置表示为一个 d 维向量: $x_i = (x_{i,1}, x_{i,2}, \dots, x_{i,d})$ 。每个粒子的位置都代表所求问题的一个候选解, 这些解的好坏由适应度函数值决定。其中, 第 i 个粒子的速度表示为: $v_i = (v_{i,1}, v_{i,2}, \dots, v_{i,d})$, 第 i 个粒子经历过的历史最好点表示为 $p_i^b = (p_{i,1}^b, p_{i,2}^b, \dots, p_{i,d}^b)$, 群体内的全局最优值表示为 $p_i^g = (p_{i,1}^g, p_{i,2}^g, \dots, p_{i,d}^g)$ 。在 1997 年, Kennedy 和 Eberhart 在 PSO 算法的基础上又提出了 BPSO 算法^[107], 与标准 PSO 算法不同的是, BPSO 算法的粒子速度及位置更新方程发生了变化, 如式 5-6 及式 5-7 所示。

$$\begin{cases} v_{i,d} = v_{i,d} \cdot \omega + \varphi_1 + \varphi_2 \\ \varphi_1 = c_1 \cdot rand() \cdot (p_{i,d}^b - x_{i,d}) \\ \varphi_2 = c_2 \cdot rand() \cdot (p_{i,d}^g - x_{i,d}) \end{cases} \quad (5-6)$$

$$\begin{cases} s(v_{i,d}) = \frac{1}{1 + \exp(-v_{i,d})} \\ x_{i,d} = 1, \text{ if } rand() \leq s(v_{i,d}) \\ x_{i,d} = 0, \text{ if } rand() > s(v_{i,d}) \end{cases} \quad (5-7)$$

式中 ω 表示非负惯性权重, c_1 、 c_2 为学习因子, $s(v_{i,d})$ 为速度的 sigmoid 映射函数, 表示粒子下一步取值为 1 的概率, $rand()$ 表示随机数。

5.2.5 算法流程

本文的优化对象是中欧班列基础路网, 目标函数为中欧班列基础路网的拉普拉斯能量, 将 BPSO 算法、复杂网络理论与拉普拉斯能量计算方法相结合, 得到具体的算法流程如下:

(1) 设置算法的参数, 如粒子群中粒子的个数 N 、粒子的维数 D 、最大迭代次数 T 、学习因子 c_1 和 c_2 等。

(2) 导入中欧班列基础路网的邻接矩阵 A , 根据约束条件得到待选连边集, 并根据节点之间的距离以及新建或改造升级成本计算每条待选连边的经济成本。

(3) 通过中欧班列基础路网的邻接矩阵 A , 得到其拉普拉斯矩阵 L , 并计算矩阵 L 的特征值平方和, 即路网初始的拉普拉斯能量并将其作为 BPSO 算法的适应度函数。

(4) 初始化所有粒子的位置和速度, 每个粒子的初始位置和初始速度随机选择 0 或 1。

(5) 计算新的适应度, 并将其与初始适应度值进行比较, 若存在个体最优值时记录下来, 与全局最优值进行比较, 若比全局最优值大, 则替换全局最优值。

(6) 粒子根据式 5-6 和式 5-7 更新速度与位置, 并输出此次寻优结果。

(7) 循环第 5 步和第 6 步, 直至达到最大迭代次数或拉普拉斯能量值不再

改变时为止。

算法流程图如图 5-2 所示。

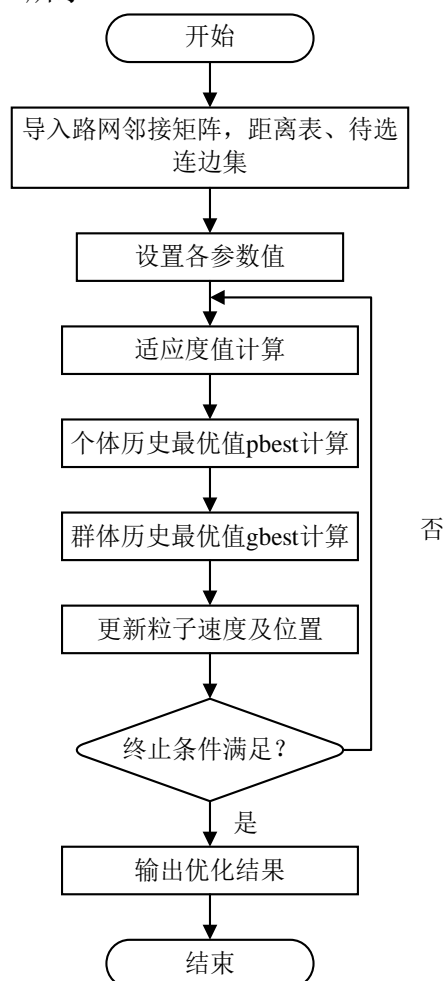


图 5-2 中欧班列基础路网鲁棒性优化算法流程图

Figure 5-2 Flow chart of robust optimization algorithm for CR Express basic road network

5.3 中欧班列车流网络鲁棒性优化

与中欧班列基础路网不同的是, 中欧班列车流网络具有小世界特性, 且不具有明显的无标度特性。因此需要应用新的方法对中欧班列车流网络进行网络加边。中欧班列新开行线路大都基于货物需求以及商业因素制定, 缺乏一些必要的量化决策支持, 比如从网络拓扑层面对新线路进行规划。

链路预测是数据挖掘领域的一个研究课题, 旨在根据观察到的链路、网络拓扑或节点属性来估计两个节点之间存在链路的概率, 已经被广泛应用于多种复杂网络中, 尤其是基于结构相似性的链路预测已经取得了巨大的成功。此外, 基于网络结构相似性的链路预测方法对于具有较大聚类系数的网络具有良好的普适性^[108], 由于中欧班列车流网络具有较大的聚类系数, 本文将基于结构相似

性的链路预测方法应用于中欧班列车流网络鲁棒性优化, 以期提高中欧班列新线路规划的合理性。

5.3.1 问题描述

对于中欧班列车流网络 $G_{tra}(V_{tra}, E_{tra}, \omega_{tra})$ 来说, E_{tra} 代表已经存在的连边集合, V_{tra} 代表网络中的节点集合, 假设该网络共有 N 个节点, 则定义 U 为网络中 $\frac{N(N-1)}{2}$ 个节点对相连组成的所有可能连边的完备集, 显然 $U - E$ 代表不存在连边的完备集。

对于每对属于 V_{tra} 的节点 x 和 y (即所有可能的连边集合 U), 每种预测指标会给出一个评分 S_{xy} 。这个分数可以看作是节点 x 和 y 之间相似度的度量。因为车流网络属于无向网络, 所以分数应该是对称的, 即 $S_{xy} = S_{yx}$ 。所有不存在的连边和已经存在的连边分别按照得分递减的顺序进行排序, 每个集合最前面的节点对在未来连边的可能性最大。

为了测试算法的准确性, 需要将现有连边集合 E_{tra} 随机分为两部分: 训练集 E_{tra}^T 和测试集 E_{tra}^P 。具体地来说, 前者被视为已知信息, 而后者仅用于测试。显然有 $E_{tra} = E_{tra}^P \cup E_{tra}^T$, $E_{tra}^P \cap E_{tra}^T = \emptyset$ 。本文基于随机抽样的方法从 E_{tra} 中确定 E_{tra}^T 和 E_{tra}^P : $E_{tra}^T = p \cdot E_{tra}$, $E_{tra}^P = (1 - p) \cdot E_{tra}$, $p \in (0, 1)$ 。其中 p 是用于获得训练集 E_{tra}^T 中连边数量的分割比率。

5.3.2 精确度评价方法

链路预测算法的精确度评价方法有很多, 目前最为通用的为接受者操作特征曲线下的面积 (area under the receiver operating characteristic curve, AUC), 其主要从整体上评价预测算法的精确度。具体来说, 在测试集 E_{tra}^P 中随机选择一条已有的连边, 此时链路预测算法已对其赋予一个评分 S_{xy} , 再从不存在连边的完备集 $U - E$ 中随机选择一条不存在的连边, 此时链路预测算法已对其赋予一个评分 S'_{xy} , 将 S_{xy} 和 S'_{xy} 进行 n 次独立比较, 如果有 n_1 次 $S_{xy} > S'_{xy}$, 有 n_2 次 $S_{xy} \leq S'_{xy}$, 则 AUC 的计算公式如式 5-8 所示。

$$AUC = \frac{n_1 + 0.5n_2}{n} \quad (5-8)$$

由式 5-8 可以看出, 如果所有评分都是随机产生, 则 $AUC \approx 0.5$ 。因此当一种链路预测算法的 $AUC > 0.5$ 时, 代表该算法使用的链路预测指标是有效果的, AUC 越大, 代表链路预测指标越精确。

5.3.3 链路预测指标及算法

利用节点对相似度来预测网络未来可能新增连边的前提是, 两个节点之间

相似度越大，他们之间产生新增连边的概率就越大。节点相似度的表征方法大致包括两类：节点属性相似度和节点结构相似度。由于准确的节点属性较难获取，因此本文应用基于节点结构相似度的指标及算法对中欧班列车流网络的新线路进行预测与规划，即如果两个节点产生了新连边，则代表有中欧班列新线路经过这两个节点。

学者们基于网络结构特征提出了多种节点结构相似度预测指标，大体可以分为全局信息算法、局部信息算法和半局部信息算法^[109]。表 5-1 对相关指标进行了梳理，并以 Katz 指标、Salton 指标和 Local Random Walk (LRW)指标为例，介绍其定义及算法。

表 5-1 基于网络特征的节点结构相似度预测指标

Table 5-1 Prediction indexes of node structure similarity based on network features			
指标名称		计算公式	编号
基于全局信息的 相似度指标	Katz 指标	$S_{xy} = \sum_{l=1}^{\infty} \partial^l \cdot path_{xy}^{<l>} $	1
	Random Walk with Restart (RWR)指标	$S_{xy} = q_{xy} + q_{yx}$	2
	Common Neighbor (CN)指标	$S_{xy} = \Gamma_x \cap \Gamma_y = Q $	3
	Salton 指标	$S_{xy} = \frac{ \Gamma_x \cap \Gamma_y }{\sqrt{k_x k_y}}$	4
基于局部信息的 相似度指标	Jaccard 指标	$S_{xy} = \frac{ \Gamma_x \cap \Gamma_y }{ \Gamma_x \cup \Gamma_y }$	5
	Sorenson 指标	$S_{xy} = \frac{2 \cdot \Gamma_x \cap \Gamma_y }{k_x + k_y}$	6
	Adamic-Adar 指标	$S_{xy} = \sum_{z \in \Gamma_x \cap \Gamma_y} \frac{1}{\log k_z}$	7
	Resource Allocation (RA)指标	$S_{xy} = \sum_{z \in \Gamma_x \cap \Gamma_y} \frac{1}{k_z}$	8
基于半局部信息 的相似度指标	Local Path (LP)指标	$S_{xy} = (A^2)_{xy} + \partial \cdot (A^3)_{xy}$	9
	LRW 指标	$S_{xy}(t) = q_x \cdot \pi_{xy}(t) + q_y \cdot \pi_{yx}(t)$	10
	Superposed Random Walk (SRW)指标	$S_{xy}(t) = q_x \cdot \sum_{l=1}^t \pi_{xy}(l) + q_y \cdot \sum_{l=1}^t \pi_{yx}(l)$	11

Katz 指标综合考虑了网络的所有路径，并对各路径赋予不同的权重，路径权重从短到长呈现一定的衰减，其中 ∂ 为权重衰减因子。Salton 指标也被成为余弦相似性指标，是在 CN 指标之上建立起来的，其定义为两节点拥有共同邻居节点的数量与两节点度乘积的开方之比，其中 k_x 表示节点 x 的度值。而 LRW 指标假设漫游者经过 t 步从节点 x 随机游走到达 y 的概率，概率越大代表节点对之间

的相似性越大。

研究表明不同的链路预测指标在不同网络中的准确度存在差异，因此本文拟采用上述 11 种指标进行测试，从中选出最适合中欧班列车流网络的预测指标，并得到优化结果。

5.4 实例分析

本节以第 3 章构建的中欧班列基础路网及中欧班列车流网络作为初始网络，利用 5.2 节和 5.3 节中的相关算法对其鲁棒性进行优化，得到相应的优化方案，并对初始网络和优化后的网络进行攻击，对鲁棒性优化情况进行验证。

5.4.1 中欧班列基础路网鲁棒性优化实例

5.4.1.1 参数设置

在式 5-4、式 5-5 和优化算法中存在多个未确定的参数，这些参数需要根据具体情况来确定。

（1）待选线路集

由中欧班列基础路网的性质可知，待选线路集为相邻国家的边境节点或同一国家的节点之间线路的集合，根据第 3 章构建的中欧班列基础路网的邻接矩阵，找出 0 元素对应的节点共 12519 个，并根据节点的地理属性进行筛选，共得到 3744 条满足要求的待选线路。

（2）待选线路修建或改造升级成本及距离参数

由于中欧班列基础路网主要由各个国家的高技术等级铁路线路及轮渡构成，因此如果在路网中两个节点之间之前存在铁路线路，只需要对其进行升级改造即可将其纳入中欧班列基础路网中，如果两个节点之间没有或存在部分铁路线路但没有连通，则需要修建新线路，根据 OpenRailwayMap 网站以及铁路合作组织确定的 13 条国际铁路通道对线路情况进行确定。由于各个国家铁路的修建及改造升级成本并不完全一致，因此本文通过查阅文献资料^[110]，对部分国家的修建及改造升级成本进行了估算。此外，由于实地修建线路会受到自然条件的影响，因此为简化问题，待选线路的距离主要通过节点之间的经纬度进行确定。部分待选线路的成本及距离如表 5-2 所示。

表 5-2 部分待选线路成本及距离

Table 5-2 Cost and distance of part alternative lines		
待选线路	距离 (km)	修建/改造升级成本 (万美元)
32-138	184.32	16235.71
39-146	194.76	12636.54
25-102	206.98	25218.08
37-47	213.52	87441.56
28-104	217.19	23397.37
24-100	219.76	60036.03
36-123	263.74	108006.9
...
16-89	888.33	146616.79
17-98	994.80	164190.45
13-89	943.57	62100
25-91	1054.68	88570.61

5.4.1.2 优化方案求解及验证

设定预算成本 S 为 2000 亿美元, 粒子群中粒子个数 $N = 100$, 维数 $D = 80$, 最大迭代次数 $T = 500$, 学习因子 $c_1 = c_2 = 1.5$, 非负惯性权重 $\omega_{min} = 0.4$, $\omega_{max} = 0.8$, 导入中欧班列基础路网邻接矩阵 A , 记录算法运行中网络拉普拉斯能量的变化, 如图 5-3 所示。

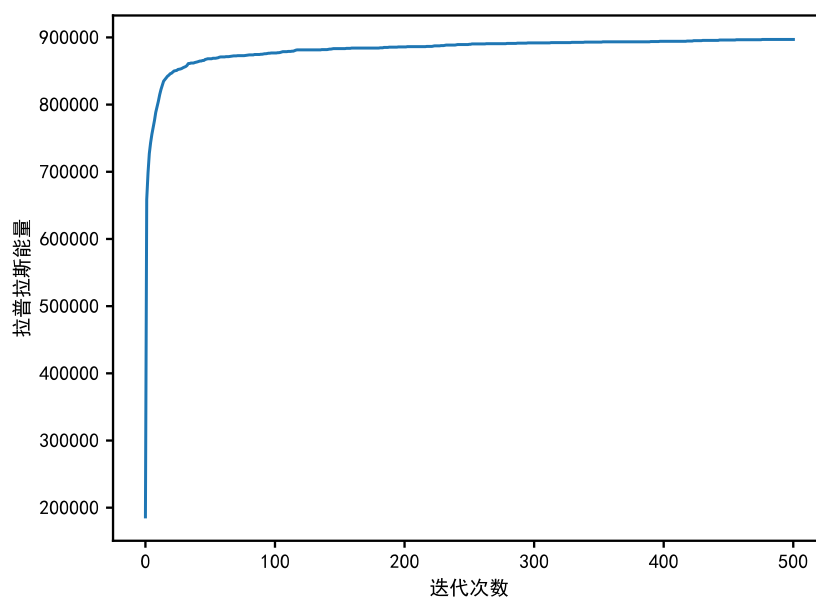


图 5-3 网络拉普拉斯能量变化图

Figure 5-3 Laplacian energy change diagram of network

在图 5-3 中, 网络拉普拉斯能量随着迭代次数的增加而增加, 在前期增长迅速, 后期增长速度变慢, 这主要是因为 BPSO 算法的全局搜索能力较强, 但缺乏后期的局部搜索能力, 因此随着迭代次数的变大, 网络中拉普拉斯能量的增长速度也随之变慢。在达到最大迭代次数时, 网络的拉普拉斯能量为 897088,

共选出 19 条线路，新建及改造升级的优化成本为 1586.29 亿美元，在预算成本之内。具体线路如表 5-3 所示。

表 5-3 优化线路统计表

Table 5-3 Statistical table of optimized lines				
线路编号	节点名称	所属国家	节点名称	所属国家
1	喀什	中国	塔什干	乌兹别克斯坦
2	包头	中国	乌兰巴托	蒙古
3	萨马拉	俄罗斯	基洛夫	俄罗斯
4	基涅利	俄罗斯	科克舍套	哈萨克斯坦
5	阿拉山口	中国	霍尔果斯	中国
6	基辅	乌克兰	华沙	波兰
7	基辅	乌克兰	卡托维兹	波兰
8	基辅	乌克兰	布达佩斯	匈牙利
9	徐州	中国	厦门	中国
10	扎雷克	哈萨克斯坦	谢米格拉维马尔	哈萨克斯坦
11	基涅利	俄罗斯	彼尔姆	俄罗斯
12	扎雷克	哈萨克斯坦	尼克尔套	哈萨克斯坦
13	阿腾科里	哈萨克斯坦	别伊涅乌	哈萨克斯坦
14	长春	中国	哈巴罗夫斯克	俄罗斯
15	托博尔	哈萨克斯坦	奥伦堡	俄罗斯
16	萨拉托夫	俄罗斯	别伊涅乌	哈萨克斯坦
17	阿克斗卡	哈萨克斯坦	阿斯塔纳	哈萨克斯坦
18	阿克斗卡	哈萨克斯坦	新西伯利亚	俄罗斯
19	莫斯科	俄罗斯	布良斯克	俄罗斯

由表 5-3 可以得知，优化线路主要集中在中亚及东欧地区，原因是在中欧班列基础路网中，很大一部分节点都位于中亚及东欧地区，由于《中欧班列建设发展规划 2016-2020》只规划了东、中、西 1、西 2、西 3 五条主要运输通道，虽然各班列公司与境外平台公司合作开发了一些新线路，但中亚及东欧地区用于中欧班列通行的运输通道还是较为稀少，因此为了提高整个基础路网的“匀质性”，需要在路网中增加中亚及东欧地区的线路。此外，可以发现优化结果中经过基辅的新连边较多，也在一定程度上反映了乌克兰在亚欧铁路运输中的重要地位。而哈萨克斯坦作为中欧班列西通道的必经国家，境内铁路还需要进行进一步的改造升级，提升路网密度，以更好地提升中欧班列基础路网的鲁棒性。

为了对优化结果进行验证，本文对优化前后的中欧班列基础路网按照第 4 章识别得到的节点重要度排序进行蓄意攻击，记录优化前后基础路网全局网络效率的变化情况并进行比较，如图 5-4 所示。

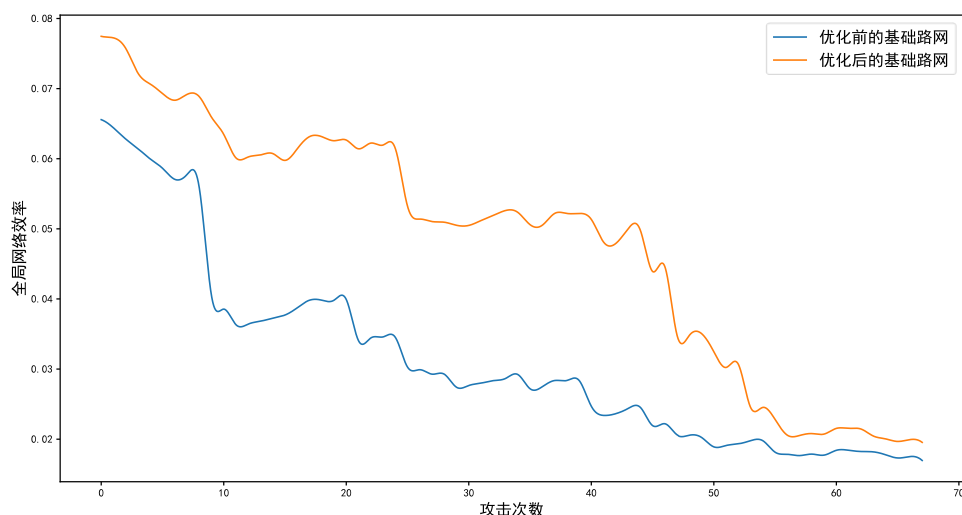


图 5-4 优化前后蓄意攻击下中欧班列基础路网全局网络效率变化图

Figure 5-4 Global network efficiency variation diagram of CR Express basic road network under deliberate attack before and after optimization

根据图 5-4 可知,当失效节点个数为 10 个时,优化前的基础路网全局网络效率降低了约 39.35%,而优化后的基础路网全局网络效率仅下降了 14.88%,即当失效节点个数为 10 个时,优化后的中欧班列基础路网能够进行正常运输,而优化前的中欧班列基础路网已经无法保证运输能够正常进行;当节点删除个数达到 60 个时,优化前的基础路网全局效率下降约 74.22%,而优化后的路网的全局网络效率下降了约 73.27%,虽然全局网络效率下降幅度依旧较大,但是这主要是由于成本限制导致基础路网中增加的线路条数较少,并且优化线路所连接的节点在路网中重要程度提升,因此对于整个网络效率的影响在攻击时间较靠前的攻击下对全局网络效率提高有较为明显的作用,而对于时间靠后的蓄意攻击的对象较之前的初始网络几乎无差别,所以全局网络效率下降幅度在后期同优化前的基础路网下降幅度接近。整体来看,经过优化后的基础路网的鲁棒性有了一定的提升,在蓄意攻击的情况下,全局网络效率的下降速度降低,说明在优化后的基础路网相较于初始路网在攻击状态下表现出的鲁棒性有一定的提高。

5.4.2 中欧班列车流网络鲁棒性优化实例

5.4.2.1 链路预测指标选择

为了准确地对中欧班列车流网络未来可能出现的新增连边进行预测,需要观察 5.3 节中梳理的相关预测指标的预测效果。之后选择最准确的指标及算法对中欧班列车流网络在之后的演化中最可能出现的线路进行预测,为中欧班列新

线路的开行提供理论支撑。

中欧班列车流网络共 160 个节点，其中实际存在的连边为 4611 条，取 $p = 0.9$ ，即 90%为训练集，10%为测试集，则 $|E_{tra}^T| = 4150, |E_{tra}^P| = 461$ 。不存在的连边数量为 12259 条，应用 11 种链路预测指标及算法进行预测，表 5-4 显示了不同指标的预测精度及排序情况。

表 5-4 $p = 0.9$ 时各指标的预测精确度排序

Table 5-4 Ranking of prediction accuracy of each index when $p = 0.9$		
序号	AUC	指标编号
1	0.9467	5
2	0.9421	4
3	0.9413	6
4	0.9404	11
5	0.9369	8
6	0.9314	10
7	0.9276	7
8	0.9252	3
9	0.9206	9
10	0.9103	2
11	0.9025	1

由表 5-4 可知预测精确度最高的是 Jaccard 指标，其属于基于局部信息的相似度指标。此外根据预测精确度排序可以发现其基本遵循“基于局部信息的相似度指标”>“基于半局部信息的相似度指标”>“基于全局信息的相似度指标”，说明中欧班列车流网络对邻居节点的变化较为敏感。

5.4.2.2 优化结果及验证

在确定 Jaccard 指标为最优预测指标后，对中欧班列车流网络新连边进行预测，根据 Jaccard 指标给出的评分按从大到小进行排序，表 5-5 列出了当 $p = 0.9$ 时产生新连边概率最大的前 40 对节点。

表 5-5 $p = 0.9$ 时链路预测结果前 40 名

Table 5-5 The top 40 link prediction results when $p=0.9$					
序号	新连边	S_{xy}	序号	新连边	S_{xy}
1	索菲亚-巴统	0.5751	11	赫尔辛基-南京	0.5193
2	索菲亚-布尔加斯	0.5751	12	维也纳-慕尼黑	0.5193
3	里加-赫尔辛基	0.5677	13	塔什干-别列克特	0.5191
4	巴统-安卡拉	0.5214	14	长春-彼尔姆	0.5189
5	巴统-伊斯坦布尔	0.5213	15	长春-基洛夫	0.5189
6	第比利斯-巴统	0.5201	16	长春-赫尔辛基	0.5189
7	第比利斯-布尔加斯	0.5201	17	阿什哈巴德-塔什干	0.5186
8	长春-里加	0.5197	18	沈阳-里加	0.5185
9	彼尔姆-南京	0.5197	19	萨拉赫斯-塔什干	0.5182
10	基洛夫-南京	0.5196	20	德黑兰-塔什干	0.5182

表 5-5 $p = 0.9$ 时链路预测结果前 40 名（续）

Table 5-5 The top 40 link prediction results when $p = 0.9$ (continued)

序号	新连边	S_{xy}	序号	新连边	S_{xy}
21	长沙-彼尔姆	0.5178	31	连云港-布拉迪斯拉发	0.5159
22	长沙-基洛夫	0.5178	32	天津-圣彼得堡	0.5159
23	长沙-赫尔辛基	0.5177	33	彼尔姆-天津	0.5157
24	巴库-别列克特	0.5173	34	天津-基洛夫	0.5157
25	阿什哈巴德-巴库	0.5172	35	赫尔辛基-天津	0.5156
26	里加-维尔纽斯	0.5171	36	连云港-布达佩斯	0.5156
27	绥芬河-侯马	0.5169	37	武威-伯尔尼	0.5156
28	格罗迭科沃-侯马	0.5167	38	连云港-加里宁格勒	0.5155
29	哈巴罗夫斯克-侯马	0.5164	39	连云港-维也纳	0.5154
30	连云港-索菲亚	0.5161	40	里昂-武威	0.5154

由表 5-5 可以得知，产生新连边概率最大的前 40 对节点中，中国境内的节点大都位于东北部以及中部，位于西部的节点较少，其原因可能是现有中欧班列大都经过阿拉山口出境，班列在行驶过程中会经过较多西部地区的城市，而东北地区和中部地区的线路则相对较少，因此新连边更有可能位于中部及东北地区。而国外节点大都位于中欧班列西 3 通道附近，如第比利斯、巴统、索菲亚、布尔加斯、安卡拉等，因此建议增加中欧班列东通道及西 3 通道的开行线路，提升中欧班列车流网络的鲁棒性。

为了对优化结果进行验证，本文对优化前后的中欧班列车流网络按照第 4 章识别得到的节点重要度排序进行蓄意攻击，记录优化前后车流网络全局网络效率的变化情况并进行比较，如图 5-5 所示。

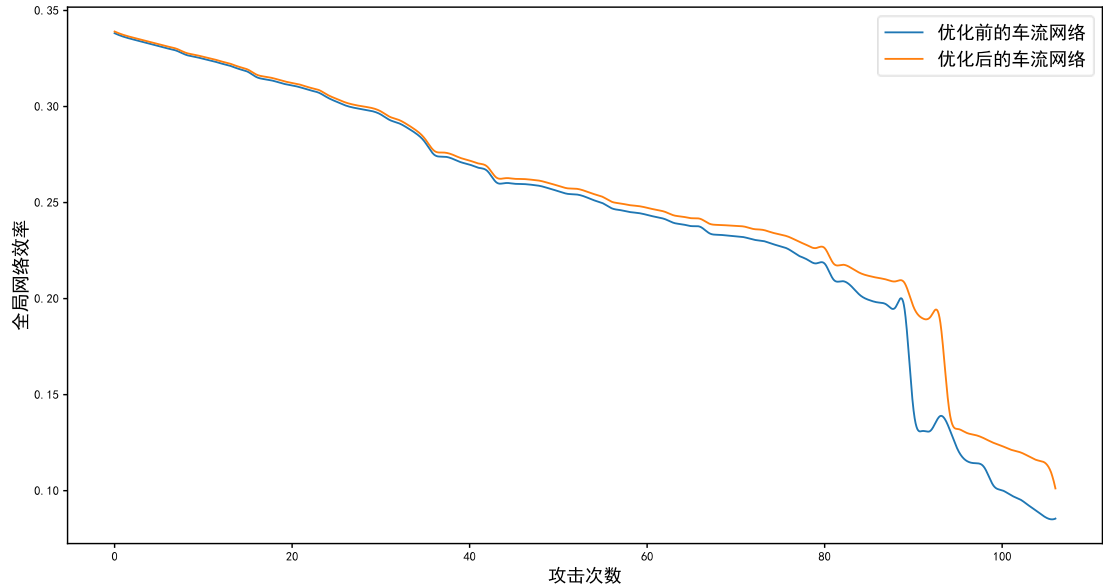


图 5-5 优化前后蓄意攻击下车流网络全局网络效率变化图

Figure 5-5 Global network efficiency variation diagram of CR Express train flow network under deliberate attack before and after optimization

根据图 5-5 可知,随着节点的不断删除,优化前后的车流网络全局网络效率均在较为均匀地下降,在并未表现出明显的差别,而当节点删除数量到达 90 时,优化前的网络全局效率陡降至初始网络效率的 40%以下,而优化后的网络全局效率并没有明显下降。这主要是因为初始网络连边较为密集,即使一部分节点被攻击失效后,也会有其他连边进行替代,因此在删除节点数较少时,无法明显感知到优化效果,随着删除节点数量的逐渐增多,优化后的车流网络全局网络效率下降速率明显低于初始车流网络,说明优化后的车流网络相较于初始网络的鲁棒性有一定的提高。

5.5 本章小结

本章从中欧班列运输网络中的基础路网和车流网络出发,分别构建鲁棒性优化模型,并利用结合复杂网络的 BPSO 算法及基于结构相似性的链路预测算法进行求解,对优化前后的网络进行攻击验证优化结果。

本章首先分析了影响中欧班列运输网络鲁棒性的因素,并举例说明了提升中欧班列运输网络鲁棒性的意义。之后,介绍了几种常用于交通网络鲁棒性优化的测度指标,并选择以拉普拉斯能量作为中欧班列基础路网的鲁棒性测度,以建造或改造升级成本为约束,将鲁棒性优化问题建模为成本约束下复杂网络的网络加边问题,并转化为 0-1 背包问题进行求解,利用结合复杂网络理论的 BPSO 算法,得到具体的优化结果,发现基础路网中的新增线路大都处于中亚及东欧地区。此外,针对中欧班列车流网络聚类系数较大的特点,应用基于结构相似性的链路预测算法对未来最可能出现的连边进行预测,通过对不同指标预测准确度进行比较,发现 Jaccard 指标预测准确度最高,通过最终的预测结果发现产生新连边概率最大的前 40 对节点中,中国境内的节点大都位于东北部以及中部,而国外节点大都位于中欧班列西 3 通道附近。最后,对优化前后的中欧班列基础路网进行和中欧班列车流网络进行攻击,发现优化后的中欧班列基础路网对蓄意攻击的抵抗能力明显增强,鲁棒性有一定的提高;而中欧班列车流网络在较多节点被攻击后也显示出比初始网络更好的鲁棒性。

第6章 总结与展望

6.1 研究总结

本文以中欧班列运输网络为研究对象,运用复杂网络相关理论,对中欧班列运输网络的拓扑特征、关键节点识别以及鲁棒性优化三个方面展开研究。首先基于中欧班列运输网络的结构特征建立了中欧班列基础路网以及中欧班列车流网络,并基于多个静态统计特征指标对其拓扑特征进行了分析。其次,提出一种基于改进 TOPSIS-GRA 的多层网络关键节点识别方法,对中欧班列运输网络中的关键节点进行识别,采用多层网络传播动力学模型进行验证,针对识别结果从节点角度提出了相应的鲁棒性优化建议。最后,从网络连边角度出发,在基础路网和车流网络角度下提出中欧班列运输网络的鲁棒性优化模型,并利用结合复杂网络改进的 BPSO 算法及基于结构相似性的链路预测算法对中欧班列基础路网和车流网络进行优化,得到具体的优化方案,并对优化结果进行了验证。本文的主要研究工作及结论如下:

(1) 对中欧班列基础路网 G_{geo} 以及中欧班列车流网络 G_{tra} 的拓扑特征进行分析。研究发现中欧班列基础路网 G_{geo} 中节点度值大多为2,占比超过50%,即大多数节点仅与两个节点相连接,节点之间的连接性较差,网络较为脆弱。而中欧班列车流网络 G_{tra} 中节点度平均值为57.6375,节点度值跨度较大,网络内部相对比较稠密,且连边分布较为均匀。在节点度分布方面,中欧班列基础路网 G_{geo} 的节点度分布满足幂律分布,具有无标度特性。而中欧班列车流网络 G_{tra} 的节点度分布接近高斯分布,不具有无标度特性。此外,中欧班列基础路网 G_{geo} 的平均路径长度为218.34,平均聚类系数为0.0080,具有较大的平均路径长度及较小的平均聚类系数,整个网络较为稀疏,不具有小世界特性。而中欧班列车流网络 G_{tra} 的平均路径长度为1.6502,平均聚类系数为0.7092,平均路径长度与拥有相同节点数量的随机网络较为接近,而平均聚类系数则远远超过随机网络的平均聚类系数,具有小世界特性。中欧班列基础路网 G_{geo} 和中欧班列车流网络 G_{tra} 都存在部分节点的介数值比较低,少数节点拥有较高的介数值的情况。但是两个网络层中拥有较高介数值的节点并不相同,反映了同样的节点在不同网络层中,由于网络构建方式及连边属性不同,重要性具有明显的差异性。

(2) 根据中欧班列运输网络特征提出基于改进 TOPSIS-GRA 的多层网络关键节点识别方法。选取节点强度、度中心性、介数中心性、接近中心性、网络约束、局部聚类系数等多种节点重要性评价指标,基于提出的方法计算中欧班

列运输网络中各节点综合重要度评价值并进行排名,并使用多层网络 SIR 模型进行验证,发现以本文所提出的关键节点识别方法得到的关键节点作为初始感染节点时,在多层网络 SIR 传播模型中的传播速率更快。结果表明本文提出方法得到的综合节点重要度相较于 BC 算法、DC 算法、PageRank 算法排名更加准确,与实际情况更加契合。也说明从单一层面对中欧班列运输网络节点重要性进行研究不能全面反映中欧班列运输网络的实际状况,采用多层网络模型对中欧班列运输网络进行节点重要性研究,更能综合反映中欧班列运输网络的节点重要性。

(3) 从中欧班列运输网络拓扑结构角度出发,构建鲁棒性优化模型。以拉普拉斯能量作为中欧班列基础路网的鲁棒性测度,以建造或改造升级成本为约束,将鲁棒性优化问题建模为成本约束下复杂网络的网络加边问题,并转化为特殊的 0-1 背包问题,利用结合复杂网络理论的 BPSO 算法进行求解,在设定预算成本 S 为 2000 亿美元时,得到优化后网络的拉普拉斯能量为 897088,共选出 19 条线路,新建及改造升级的优化成本为 1586.29 亿美元,新增线路大都处于中亚及东欧地区。针对中欧班列车流网络聚类系数较大的特点,应用基于结构相似性的链路预测算法对未来最可能出现的连边进行预测,通过对不同指标预测准确度进行比较,发现 Jaccard 指标预测准确度最高,通过最终的预测结果发现产生新连边概率最大的前 40 对节点中,中国境内的节点大都位于东北部以及中部,而国外节点大都位于中欧班列西 3 通道附近。此外,本文对优化前后的中欧班列基础路网及车流网络进行了攻击。在基础路网中,当失效节点个数为 10 个时,优化前的基础路网全局网络效率降低了约 39.35%,而优化后的基础路网全局网络效率仅下降了 14.88%,表明优化后的中欧班列基础路网对蓄意攻击的抵抗能力增强,路网鲁棒性有了一定的提高。而在车流网络中,由于初始网络连边较为密集,在删除节点数较少时,无法明显感知到优化效果。随着删除节点数量的逐渐增多,优化后的车流网络全局网络效率下降速率明显低于初始网络,表明优化后的车流网络相较于初始网络的鲁棒性有一定的提高。

6.2 研究展望

本文以中欧班列运输网络为研究对象,通过运用复杂网络相关理论,构建了中欧班列运输网络,对中欧班列运输网络的拓扑性质、关键节点识别以及鲁棒性优化问题进行了研究,为中欧班列运输网络结构优化、改善网络性能提供了一定的参考。后续可从以下几个方面进行研究:

(1) 在对中欧班列基础路网进行构建时,本文将通行时间作为中欧班列基础路网的边权值。在今后的研究中可以将通行时间替换为货流量,并结合去回

程线路以新的角度对中欧班列基础路网进行构建。

(2) 在构建中欧班列运输网络关键节点识别方法时,可以进一步考虑对中欧班列基础路网和中欧班列车流网络的重要性进行赋权,从而提升算法准确度。

(3) 在对中欧班列运输网络进行鲁棒性优化时,为了便于模型求解,本文对部分国家线路新建及改造升级的成本进行了估算,带来了一定的局限性。在今后的研究中可以依托相关项目获取更加详细的成本数据,得到更好的优化结果。

参考文献

- [1] 陈振江,龚英.基于系统动力学中欧班列发展趋势分析[J].重庆理工大学学报(社会科学),2016,v.30; No.337(08):46-53.
- [2] 崔艳萍,武靖宇.利用亚欧铁路运输通道提升中欧班列运行品质的研究[J].铁道运输与经济,2017,v.39; No.450(05): 68-72.
- [3] 耿进昂.“一带一路”倡议下中欧班列发展对策探讨[J].铁道运输与经济,2020,v.42; No.492(10): 69-73.
- [4] 郭紫莹.中欧班列高质量发展趋势分析[J].珠江水运,2020,No.517(21): 113-114.
- [5] Wei H, Lee P T W. Designing a coordinated horizontal alliance system for China's inland ports with China railway express platforms along the Silk Road Economic Belt[J]. Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review, 2021, 147: 102238.
- [6] Feng F, Zhang T, Liu C, et al. China Railway Express subsidy model based on game theory under “the Belt and Road” initiative[J]. Sustainability, 2020, 12(5): 2083.
- [7] Yin C, Lu Y, Xu X, et al. Railway freight subsidy mechanism based on multimodal transportation[J]. Transportation Letters, 2021, 13(10): 716-727.
- [8] 王姣娥,景悦,王成金.“中欧班列”运输组织策略研究[J].中国科学院院刊,2017,32(04): 370-376.
- [9] 闫伟,朱晓宁,邓宇君,王力.中欧班列去程运输组织优化模型[J].铁道学报,2019,v.41; No.256(02):1-7.
- [10] 邢磊,靳志宏,王小寒,蔡佳芯.基于分布式鲁棒机会约束的中欧班列空箱调运优化[J].铁道学报,2020,42(09):17-25.
- [11] Xing L, Yan H, Yin Y, et al. Research on the optimization of empty container repositioning of China Railway Express in cooperation with international liner companies[J]. Sustainability, 2021, 13(6): 3182.
- [12] 吕敏,帅斌,周照玉,张士行,左静,李林卿.考虑边境站延误风险的中欧班列运输路径决策[J].交通运输系统工程与信息,2021,21(03): 254-259.
- [13] 秦欢欢,秦胜,郑平标.基于货物价值的中欧班列目标货源分析[J].铁道货运,2016,34(08):13-19.
- [14] 李文锦,尹传忠,武中凯,陶学宗,高文慧.中欧班列(义乌—马德里)货流组织方案研究[J].中国铁路,2018(11):38-44.

- [15] Sun W, Zhao L, Wang C, et al. Selection of consolidation centres for China Railway Express[J]. International Journal of Logistics Research and Applications, 2020, 23(5): 417-442.
- [16] 郭加佳. 中欧班列物流网络中转枢纽选址鲁棒优化研究[D].大连海事大学,2020.
- [17] Cheng Z, Zhao L, Wang G, et al. Selection of consolidation center locations for China Railway Express to reduce greenhouse gas emission[J]. Journal of Cleaner Production, 2021, 305: 126872.
- [18] 冯芬玲,牛天聪.基于二元决策图的中欧班列运营风险评估[J].铁道科学与工程学报,2018,v.15; No.105(12):3281-3287.
- [19] 冯芬玲,樊立峰.中欧班列口岸站通关风险分析——基于 FTA-BN 模型[J].技术经济,2020,v.39; No.394(10):54-62+69.
- [20] Zhang X, Zhang W, Lee P T W. Importance rankings of nodes in the China Railway Express network under the Belt and Road Initiative[J]. Transportation Research Part A: Policy and Practice, 2020, 139: 134-147.
- [21] Latora V, Marchiori M. Is the Boston subway a small-world network? [J]. Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, 2002, 314(1-4): 109-113.
- [22] Seaton K A, Hackett L M. Stations, trains and small-world networks[J]. Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, 2004, 339(3-4): 635-644.
- [23] Lee K, Jung W S, Park J S, et al. Statistical analysis of the metropolitan seoul subway system: Network structure and passenger flows[J]. Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, 2008, 387(24): 6231-6234.
- [24] 李进. 交通网络复杂性及其优化研究[D].天津大学,2009.
- [25] 刁朋娣. 城市轨道交通网络抗毁性分析与仿真研究[D].北京交通大学,2014.
- [26] 张华, 陈小鸿, 李曦,等. 轨道交通网络拓扑结构指标与结构特征分析[C]// 2016 年中国城市交通规划年会论文集. 中国城市规划学会, 2016
- [27] Meng Y, Tian X, Li Z, et al. Comparison analysis on complex topological network models of urban rail transit: A case study of Shenzhen Metro in China[J]. Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, 2020, 559: 125031.
- [28] Sen P, Dasgupta S, Chatterjee A, et al. Small-world properties of the Indian railway network[J]. Physical Review E, 2003, 67(3): 036106.
- [29] Li W, Cai X. Empirical analysis of a scale-free railway network in China[J]. Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, 2007, 382(2): 693-703.
- [30] 王雷. 基于相对熵的中国铁路地理网拓扑结构的鲁棒性研究[D].中南大学,20

- 14.
- [31] 徐青刚. 铁路运输系统的网络模型及其抗毁性研究[D].华东交通大学,2015.
- [32] 张兰霞,秦勇,王莉.高速铁路加权复杂网络特性分析[J].铁道科学与工程学报, 2016,v.13;No.71(02):201-209.
- [33] 李麓娜,郭进利.基于复杂网络理论的高速铁路网络研究[J].科技管理研究,2018,38(16):234-239.
- [34] 漆庆宇.基于复杂网络的中国高速铁路网络分析[J].物流工程与管理,2020,42(09):22-24+18.
- [35] Amaral, An L, Scala, et al. Classes of small-world networks. [J]. Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America, 2000.
- [36] Barrat A, Barthélemy M, Vespignani A. The effects of spatial constraints on the evolution of weighted complex networks[J]. Journal of Statistical Mechanics: Theory and Experiment, 2005, 2005(05): P05003.
- [37] Guida M, Maria F. Topology of the Italian airport network: A scale-free small-world network with a fractal structure? [J]. Chaos, Solitons & Fractals, 2007, 31(3): 527-536.
- [38] Bagler G. Analysis of the airport network of India as a complex weighted network[J]. Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, 2008, 387(12): 2972-2980.
- [39] 隋东,康金霞.基于复杂网络理论的中国航路网络抗毁性分析[J].哈尔滨商业大学学报(自然科学版),2016,32(03):295-302.
- [40] 杨泳,徐开俊,李珊珊,吴佳益.春运期间中国航空网络拓扑结构实证分析[J].武汉理工大学学报(交通科学与工程版),2019,43(03):410-413.
- [41] Siozos-Rousoulis L, Robert D, Verbeke W. A study of the US domestic air transportation network: temporal evolution of network topology and robustness from 2001 to 2016[J]. Journal of Transportation Security, 2021, 14(1): 55-78.
- [42] 田炜,邓贵仕,武佩剑,车文娇.世界航运网络复杂性分析[J].大连理工大学学报, 2007(04):605-609.
- [43] 熊文海. 世界航运网络的结构特性及其动力学行为研究[D].青岛大学,2009.
- [44] Liupeng Jiang, Yue Jia, Cheng Zhang, Wei Wang, Xuejun Feng. Analysis of topology and routing strategy of container shipping network on “Maritime Silk Road” [J]. Sustainable Computing: Informatics and Systems, 2019, 21:
- [45] Baonian Qian. Analysis of Southeast Asian shipping network based on complex network[J]. International Core Journal of Engineering, 2021, 7(3):

- [46] Sienkiewicz J, Hołyst J A. Statistical analysis of 22 public transport networks in Poland[J]. *Physical Review E*, 2005, 72(4): 046127.
- [47] Lämmer S, Gehlsen B, Helbing D. Scaling laws in the spatial structure of urban road networks[J]. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 2006, 363(1): 89-95.
- [48] 朱中华. 重庆市公交复杂网络的抗毁性分析[D].重庆师范大学,2012.
- [49] 张琳. 基于复杂网络理论的公交网络抗毁性建模与仿真[D].山东建筑大学,2016.
- [50] 种鹏云,尹惠.基于复杂网络的危险品道路运输网络优化策略研究[J].*复杂系统与复杂性科学*,2018,15(03):56-65.
- [51] 郑义彬,蔡航鹏,赖伟伟,刘冠宇.基于复杂网络的湖北省高速公路网特性分析[J].*重庆交通大学学报(自然科学版)*,2021,40(05):31-37.
- [52] 徐凤,朱金福,苗建军.基于复杂网络的空铁复合网络的鲁棒性研究[J].*复杂系统与复杂性科学*,2015,12(01):40-45.
- [53] 彭景新. 南京市市区公交、地铁加权复合网络建模与实证分析[D].南京邮电大学,2017.
- [54] Opsahl T, Agneessens F, Skvoretz J. Node centrality in weighted networks: Generalizing degree and shortest paths[J]. *Social Networks*, 2010, 32(3): 245-251.
- [55] Tulu M M, Hou R, Younas T. Identifying influential nodes based on community structure to speed up the dissemination of information in complex network[J]. *IEEE Access*, 2018, 6: 7390-7401.
- [56] Yang Y, Wang X, Chen Y, et al. A novel centrality of influential nodes identification in complex networks[J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 58742-58751.
- [57] Freeman L C. A set of measures of centrality based on betweenness[J]. *Sociometry*, 1977: 35-41.
- [58] Freeman L C. Centrality in social networks conceptual clarification[J]. *Social Networks*, 1978, 1(3): 215-239.
- [59] Hage P, Harary F. Eccentricity and centrality in networks[J]. *Social Networks*, 1995, 17(1): 57-63.
- [60] Kitsak M, Gallos L K, Havlin S, et al. Identification of influential spreaders in complex networks[J]. *Nature Physics*, 2010, 6(11): 888-893.
- [61] Katz L. A new status index derived from sociometric analysis[J]. *Psychometrika*, 1953, 18(1): 39-43.
- [62] Newman M E J. A measure of betweenness centrality based on random walks[J].

- Social Networks, 2005, 27(1): 39-54.
- [63] Bonacich P. Factoring and weighting approaches to status scores and clique identification[J]. Journal of Mathematical Sociology, 1972, 2(1): 113-120.
- [64] Poulin R, Boily M C, Masse B R. Dynamical systems to define centrality in social networks[J]. Social Networks, 2000, 22(3): 187-220.
- [65] Brin S, Page L. The anatomy of a large-scale hypertextual web search engine[J]. Computer Networks and ISDN Systems, 1998, 30(1-7): 107-117.
- [66] Kleinberg J M. Authoritative sources in a hyperlinked environment[C]//SODA. 1998, 98: 668-677.
- [67] Lü L, Zhang Y C, Yeung C H, et al. Leaders in social networks, the delicious case [J]. Plos One, 2011, 6(6): e21202.
- [68] Dai J, Wang B, Sheng J, et al. Identifying influential nodes in complex networks based on local neighbor contribution[J]. IEEE Access, 2019, 7: 131719-131731.
- [69] Tutzauer F. Entropy as a measure of centrality in networks characterized by path-transfer flow[J]. Social Networks, 2007, 29(2): 249-265.
- [70] Hu J, Du Y, Mo H, et al. A modified weighted TOPSIS to identify influential nodes in complex networks[J]. Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, 2016, 444: 73-85.
- [71] Wang S, Du Y, Deng Y. A new measure of identifying influential nodes: Efficiency centrality[J]. Communications in Nonlinear Science and Numerical Simulation, 2017, 47: 151-163.
- [72] Wandelt S, Shi X, Sun X. Complex network metrics: Can deep learning keep up with tailor-made reference algorithms? [J]. IEEE Access, 2020, 8: 68114-68123.
- [73] Solé-Ribalta A, De Domenico M, Gómez S, et al. Centrality rankings in multiplex networks[C]//Proceedings of the 2014 ACM conference on Web science. 2014: 149-155.
- [74] Tu X, Jiang G P, Song Y, et al. Novel multiplex PageRank in multilayer networks [J]. IEEE Access, 2018, 6: 12530-12538.
- [75] 李美竹. 基于信息融合的多层复杂网络节点重要性评估[D].西南大学,2016.
- [76] 王娟,石磊,王祖俪.多层网络节点重要性排序研究[J].计算机应用研究,2018,35(06):1742-1746.
- [77] 李懂. 多层复杂网络中节点重要性排序研究[D].中国矿业大学,2019.
- [78] Jen E. Definitions of robustness[J]. Santa Fe Institute Robustness Site, 2001.
- [79] Shargel B, Sayama H, Epstein I R, et al. Optimization of robustness and connecti

- vity in complex networks[J]. Physical Review Letters, 2003, 90(6): 068701.
- [80] Paul G, Tanizawa T, Havlin S, et al. Optimization of robustness of complex networks[J]. The European Physical Journal B, 2004, 38(2): 187-191.
- [81] Beygelzimer A, Grinstein G, Linsker R, et al. Improving network robustness by edge modification[J]. Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, 2005, 357(3-4): 593-612.
- [82] Louzada V H P, Daolio F, Herrmann H J, et al. Smart rewiring for network robustness[J]. Journal of Complex Networks, 2013, 1(2): 150-159.
- [83] 刘美玲. 基于复杂网络理论的我国高速铁路网络抗毁性研究[D].北京交通大学,2019.
- [84] 李海云. 航路网络鲁棒性优化[D].南京航空航天大学,2018.
- [85] 潘俊宇. 城市轨道交通脆弱性及网络抗毁性优化研究[D].华中科技大学,2019.
- [86] 李雅洁. 城市轨道交通网络关键节点识别与其鲁棒性优化研究[D].重庆交通大学,2020.
- [87] Watts D J, Strogatz S H. Collective dynamics of ‘small-world’ networks[J]. Nature, 1998, 393(6684): 440-442.
- [88] Barabási A L, Albert R. Emergence of scaling in random networks[J]. Science, 1999, 286(5439): 509-512.
- [89] 胡海波,王林.幂律分布研究简史[J].物理,2005(12):889-896.
- [90] 张欣.多层复杂网络理论研究进展:概念、理论和数据[J].复杂系统与复杂性科学,2015,12(02):103-107.
- [91] Buldyrev S V, Parshani R, Paul G, et al. Catastrophic cascade of failures in interdependent networks[J]. Nature, 2010, 464(7291): 1025-1028.
- [92] 虞晓芬,傅玳.多指标综合评价方法综述[J].统计与决策,2004(11):119-121.
- [93] 田民,刘思峰,卜志坤.灰色关联度算法模型的研究综述[J].统计与决策,2008(01):24-27.
- [94] Shafer G. A Mathematical Theory of Evidence[J]. Technometrics, 1976, 20.
- [95] 朱晓霞, 胡小雪. 多层社交网络中节点影响力的识别[J]. 情报理论与实践, 2019(1):7.
- [96] Li F, Li X. Computing the rupture degrees of graphs[C]//7th International Symposium on Parallel Architectures, Algorithms and Networks, 2004. Proceedings. IEEE, 2004: 368-373.
- [97] Fiedler M. Algebraic connectivity of graphs[J]. Czechoslovak Mathematical Journal, 1973, 23(2): 298-305.

- [98] Jun Wu, Barahona M, Yue-Jin T, et al. Natural connectivity of complex networks [J]. Chinese Physics Letters, 2010, 27(7): 078902.
- [99] Qi X, Fuller E, Wu Q, et al. Laplacian centrality: A new centrality measure for weighted networks[J]. Information Sciences, 2012, 194: 240-253.
- [100] 徐建光.铁路中欧班列运行速度提升探讨[J].铁道运输与经济,2019,41(S1):5-10.
- [101] 邵豪,王伦文,张孟伯.一种多指标融合的自适应重要节点识别方法[J].火力与指挥控制,2020,45(12):23-30+35.
- [102] Burt R S. The network structure of social capital[J]. Research in Organizational Behavior, 2000, 22: 345-423.
- [103] Wang Z, Huang H, Tang J, et al. Driving angle prediction of lane changes based on extremely randomized decision trees considering the harmonic potential field method[J]. Transportmetrica A: transport science, 2021: 1-25.
- [104] 探索新丝路. 中欧班列通道建设, 要“狡兔三窟”还是“从一而终” [EB/OL]. (2021-11-26) <https://zhuanlan.zhihu.com/p/438167614>.
- [105] 张琦. 中欧班列通道集装箱联运组织理论 [M].中国铁道出版社,2019.
- [106] Kennedy J, Eberhart R. Particle swarm optimization[C]//Proceedings of ICNN'95-international conference on neural networks. IEEE, 1995, 4: 1942-1948.
- [107] Kenedy J, Eberhart R C. A discrete binary version of the particle swarm optimization[C]//The world multiconference on systems, cybernetics and informatics. 1997: 4104-4109.
- [108] 张琳. 大型综合客运枢纽大客流下的多模式公交系统级联可靠性研究[D].东南大学,2020.
- [109] 程凯. 基于链路预测的我国航线网络演化机制研究[D].南京航空航天大学,2012.
- [110] 马欣然. 国际铁路运输通道缺失段评价研究[D].中国铁道科学研究院,2017.