

学校代码:10363

学号: 2220320137



硕士学位论文

基于自中心生成树拓扑结构 的能量路由算法

马 文 静

张艳 副教授

电子信息

新一代电子信息技术

论文提交日期: 2025 年 5 月 15 日

分类号：TP391

单位代码：10363

密 级：公开

学 号：2220320137

题 目 基于自中心生成树拓扑结构的能量路由算法

题 目 Optimization Strategy Of Energy Router
Based On Self-Centered Spanning Tree

学生姓名： 马文静

校内导师： 张艳 副教授

校外导师： 王远远

专 业： 电子信息

研究方向： 新一代电子信息技术

论文答辩日期： 2025 年 5 月 8 日

安徽工程大学学位论文原创性声明

本人郑重声明：我恪守学术道德，崇尚严谨学风。所呈交的学位论文，是本人在导师的指导下，独立进行研究工作所取得的成果。除文中已明确注明和引用的内容外，本论文不包含任何其他个人或集体已经发表或撰写过的作品及成果的内容。论文为本人亲自撰写，我对所写的内容负责，并完全意识到本声明的法律后果由本人承担。

学位论文作者签名：马文静

日期：2025 年 5 月 15 日

安徽工程大学学位论文版权使用授权书

学位论文作者完全了解学校有关保留、使用学位论文的规定，同意学校保留并向国家有关部门或机构送交论文的复印件和电子版，允许论文被查阅或借阅。本人授权安徽工程大学可以将本学位论文的全部内容编入有关数据库进行检索，可以采用影印、缩印或扫描等复制手段保存和汇编本学位论文。

保密 ☐，在 ____ 年解密后适用本版权书。

本学位论文属于

不保密 ☒。

学位论文作者签名：马文静

指导教师签名：张艳

日期：2025 年 5 月 15 日

日期：2025 年 5 月 15 日

基于自中心生成树拓扑结构的能量路由算法

摘 要

随着以风电、光伏为代表的新能源在能源互联网中的比重不断提高，加速了能源结构从传统化石能源向清洁能源转型。能量路由器作为能源互联网发展初期阶段互通互融的核心设备，承担着多种能源的“源－网－荷－储”协同互补及能量高效分配。因此，面向能源互联网的能量路由策略主要研究如何在复杂的能源网络中，基于能源互联网构建的拓扑结构对能源进行优化调度，实现能源的高效、安全、灵活传输和分配，是能源互联网研究的热点问题之一。

而确保能源供应的可靠性是能源互联网的重要目标，在实时动态监测的能源网络中如何预测网络拥塞情况并通过调整能量路由路径，将能量引导到空闲的通道上，避免出现能量局部拥塞是能量路由策略的核心问题，基于此，本文基于实时动态监测的能量路由器当前传输功率，定义能量路由器剩余可传输率表征能量路由器的拥塞程度；建立基于改进的阿尔法进化算法的双向长短记忆（Improved Alpha Evolution Bi-Directional Long Short-Term Memory, IAE—BiLSTM）神经网络预测模型对能量路由器剩余可传输率进行预测，基于预测结果构建能源互联网的非拥塞自中心局部拓扑结构；在该拓扑结构的基础上，采用客观赋权法(Criteria Importance Through Intercriteria Correlation, CRITIC)对拥塞程度和线路传输损耗两种指标加权处理，利用迪杰斯特拉（Dijkstra's algorithm, Dijkstra）

算法获得综合损耗最小的传输路径实现电能的高效、安全、灵活传输和分配。主要研究内容如下：

（1）从能量路由器拥塞预测的角度出发，采用可传输容量表征能量路由器的拥塞情况，引入 IAE 智能优化算法对 BiLSTM 预测模型超参数进行优化，用以实时预测能量路由器的剩余可传输容量，为以负荷型路由器为中心的非拥塞局部拓扑结构建立提供能源互联网拥塞风险数据参数。

（2）能源互联网全局拓扑结构，基于实时监测的能路由器数据，确定拓扑结构中负荷型路由器，路由型路由器以及源型路由器，以负荷型路由器为中心，基于 IAE-BiLSTM 神经网络预测模型实时拥塞预测能量路由器的剩余可传输率，受图论中 Prim 算法的启发，将剩余可传输率和能量路由器可提供的能量功率作为二元边权值，提出非拥塞自中心能量路由局部拓扑结构算法，建立能源互联网非拥塞自中心局部拓扑结构。

（3）基于非拥塞自中心能量路由局部拓扑结构，获取能量路由器的可达可行路径,考虑拥塞和传输损耗对能量传输的影响，通过客观赋权法对拥塞和传输损耗进行综合评价，提出基于 CRITIC 加权法的最优路径传输能量路由策略。

（4）基于 CRITIC 加权法的最优路径传输能量路由策略，通过采用 CRITIC 加权法对拥塞和传输损耗进行综合评价，获得 ER 之间能量传输的综合损耗，利用 Dijkstra 算法提出基于综合权重的能量路由优化策略，获得基于综合损耗的最优传输路径。

关键词：能源互联网，能量路由器，IAE—BiLSTM 预测模型，拥塞，CRITIC 加权法，能量路由策略

OPTIMIZATION STRATEGY OF ENERGY ROUTER BASED ON SELF-CENTERED SPANNING TREE

ABSTRACT

With the increasing proportion of new energy represented by wind power and photovoltaic in the energy Internet, the transformation of the energy structure from traditional fossil energy to clean energy has been accelerated. As the core equipment of interworking and integrating in the early stage of the development of energy Internet, energy router undertakes the "source-network-charge-storage" coordination and efficient energy distribution of a variety of energy sources. Therefore, the energy routing strategy for energy Internet mainly studies how to optimize energy scheduling based on the topology constructed by energy Internet in complex energy networks to achieve efficient, safe and flexible transmission and distribution of energy, which is one of the hot issues in energy Internet research.

Ensuring the reliability of energy supply is an important goal of energy Internet. In the real-time dynamic monitoring energy network, how to predict network congestion and guide energy to idle channels by adjusting the energy routing path is the core issue of energy routing strategy to avoid local energy congestion. Based on this, In this paper, based on the current transmission power of the energy router through

real-time dynamic monitoring, the residual transferable rate of the energy router is defined to represent the congestion degree of the energy router. An Improved Alpha Evolution Bi-Directional Long Short Term Memory (IAE-BILSTM) neural network prediction model predicts the residual transferability of the energy router, and constructs the non-congestion self-centered local topology of the energy Internet based on the prediction results. On the basis of the topology, the Criteria Importance Through Intercriteria Correlation (CRITIC) method is used to weight the congestion degree and line transmission loss. Dijkstra's algorithm (Dijkstra) algorithm is used to obtain the transmission path with the minimum comprehensive loss to achieve efficient, safe and flexible transmission and distribution of electric energy. The main research contents are as follows:

(1) From the perspective of congestion prediction of energy router, the transportable capacity is used to characterize the congestion of ER, and IAE intelligent optimization algorithm is introduced to optimize the hyperparameters of bilstm prediction model, so as to predict the remaining transportable capacity of energy router in real time. It provides data parameters of congestion risk of energy Internet for the establishment of non-congestion local topology centered on load router.

(2) The global topology of the energy Internet, based on the real-time monitoring of the energy router data, determine the load router, routing

router and source router in the topology, take the load router as the center, and predict the residual transmission rate of the energy router in real time based on the IAE-BiLSTM neural network prediction model. Inspired by Prim algorithm in graph theory, the residual transmissibility and the energy power provided by ER are taken as the binary edge weights, and the local topology of non-congested self-centered energy routing is proposed to establish the local topology of non-congested self-centered energy Internet.

(3) Based on the local topology of non-congested self-centered energy routing, the accessible feasible path of the energy router is obtained. Considering the impact of congestion and transmission loss on energy transmission, the congestion and transmission loss are comprehensively evaluated by objective weighting method, and the optimal path transmission energy routing strategy based on CRITIC weighting method is proposed.

(4) The optimal path transmission energy routing strategy based on CRITIC weighted method. The congestion and transmission loss are comprehensively evaluated by using CRITIC weighted method to obtain the comprehensive energy transmission loss between ERs. The energy routing optimization strategy based on comprehensive weights is proposed by using Dijkstra algorithm to obtain the optimal transmission path based on comprehensive loss.

Wenjing Ma (Electrical Engineering)

Supervised by Assoc Prof. Yan Zhang

KEY WORDS: energy internet, energy router, IAE – BiLSTM prediction model, congestion, CRITIC weighting, energy routing strategy

目录

摘 要	I
ABSTRACT	IV
第 1 章 绪论	1
1.1 研究背景及意义	1
1.2 国内外研究现状	2
1.2.1 能源互联网的研究现状	2
1.2.2 能量路由策略研究现状	4
1.3 本文研究内容	9
第 2 章 基于余弦退火函数的改进阿尔法算法	12
2.1 引言	12
2.2 阿尔法进化算法	13
2.3 改进的阿尔法进化算法	15
2.4 算法性能分析	19
2.5 本章小结	23
第 3 章 基于 IAE 算法的 BiLSTM 拥塞度预测模型	24
3.1 引言	24
3.2 能量路由器剩余可传输率	25
3.3 基于 IAE-BiLSTM 神经网络预测模型	26
3.3.1 LSTM 预测模型	26
3.3.2 BiLSTM 预测模型	27
3.4 IAE-BiLSTM 预测模型	28
3.5 仿真实验	30
3.6 本章小结	32
第 4 章 非拥塞自中心生成树局部拓扑建模方法	33
4.1 引言	33
4.2 非拥塞自中心生成树拓扑结构算法	35
4.3 应用实例	37
4.4 本章小结	40
第 5 章 基于综合加权损耗的能量路由优化策略	41

5.1 引言	41
5.2 基于 CRITIC 加权法的综合加权损耗	41
5.3 局部拓扑结构路由器优化策略	43
5.4 基于实时拥塞预测最优路径	46
5.5 本章小结	49
第 6 章 总结与展望	50
6.1 结论	50
6.2 展望	51
参考文献	52
攻读硕士期间取得的学术成果	59
致谢	60

第 1 章 绪论

1.1 研究背景及意义

为了响应“双碳”战略的号召，低碳转型与能源的可持续发展是未来能源发展的主要方向^[1]，而在“四个革命、一个合作”^[2]能源安全战略的指引下，我国逐步建立和完善多元清洁的能源供应体系，可再生能源在能源结构占比中不断提升。

在将新能源并入传统电网的发展进程中，机遇与挑战并存。当前，新能源发电主要涉及光伏发电、风电、水电等，与传统火力发电相比，具有清洁污染小的优势，但其由于发电方式多样，譬如光伏发电产能受日照时长、地区差异这些不可抗拒外力，发电存在间歇性强、稳定性弱的特点，造成电力供需在时间与空间分布上出现时空失衡问题。

为了更好的平衡传统电网与新能源发电的关系，在满足不断增长的能源消费需求的同时，推动绿色低碳的能源转型。电力系统的发电及管理向智能电网（Smart Grid, SG）方式转变^[3-5]。以 SG 为平台，通过将通信技术，控制技术和能源技术相融合，连接能源生产和消费的各个环节，对电力系统进行转型，实现能源生产、传输、储存和消费的智能化、高效化和低碳化的新型能源系统——能源互联网^[6-8]。

根据能源互联网与分布式电源互动规范（GB/T41236.2022）能源互联网以电能为核心，实现能源系统与信息通信系统的深度融合，将集中式及分布式可再生能源作为主要能量单元，对多能源生产、传输、分配、存储、转换等环节进行协调，逐渐构建起多元化、多形态的新型能源体系^[9-11]。实现广义上的“源—网—荷—储”协调互动，达到源-荷资源优化配置的目的^[10]，在保证电网运行安全稳定的同时提升电网资源配置能力，从而实现新能源电力在电力系统中的平衡和稳定供应提升新能源的消纳能力^[11-13]。

能量路由器作为能源互联网的重要设备，是能源互联网中连接各分布式能源的接入与转换装置^[14-16]，而能量路由策略基于能源互联网拓扑结构，以能量路由器为节点，通过实时识别不同能量路由器的发电、用电需求，综合考虑能

量传输过程中的能量损耗和能量网络拥塞问题，可以在满足能量路由器供需平衡的同时实现电能的无拥塞传输^[17]，有利于提高能量流在能源互联网中的传输效率。对促进能源互联网的发展，推动传统电网向能源互联网平稳过渡，落实我国“双碳”计划，提供理论支撑和实用价值。

而在能源互联网架构中，能量路由器作为能量转换与传输枢纽装置，其应用潜力对能源互联网的影响不可估量。通常，在能源互联网中，为了平衡能量传递过程中的高效性与经济性，以能量路由器为节点，构建局部能源互联网网络拓扑结构，综合考虑能量传输过程中的能量损耗和网络拥塞问题，在信息流的基础上，提高能量流在能源网络中的传输效率，减少传输损耗^[17]。对促进能源互联网的发展具有重要理论意义和实用价值。对我国推动“双碳”计划，促进可再生能源的发展做出贡献。

1.2 国内外研究现状

1.2.1 能源互联网的研究现状

基于第二次工业革命所取得巨大成功，受信息互联网建立的启发，由美国学者杰里米·里夫金率先提出^[18]互联网与新能源技术整合形成的“能源互联网”(Energy Internet System, EIS)，以实现能源的高效利用、可持续发展以及全球能源的优化配置，能源互联网的整体架构见图 1-1。

作为能源互联网发展的初级阶段，其主要任务是过先进的电力电子技术和信息技术，融合了新能源技术和互联网技术，将大量分布式能源采集装置和分布式能源储存装置互联起来^[19]，发展国内能源网络的互联互通，加强智能电网建设，提高电网的智能化水平和供电可靠性，扩大分布式能源的接入规模，促进可再生能源的就地收集、存储和使用。鉴于此，全球都在大力研究以可再生能源与互联网为基础的智能电网，美国提出了能量路由器的概念并进行了原型实现，搭建了以智能控制为中心的 FREEDM 系统模型。2008 年德国提出 E-Energy 技术创新促进^[20]，在 2020 年实现在电力系统中覆盖信息网络，并且能源网络中所有的元素可以通过互联网的信息协调工作。E-Energy 技术在可再生能源并网方面的研究和实践，有助于解决风电、太阳能发电等波动性大的能源接

入电网的问题，提高了电网对可再生能源的接纳能力。

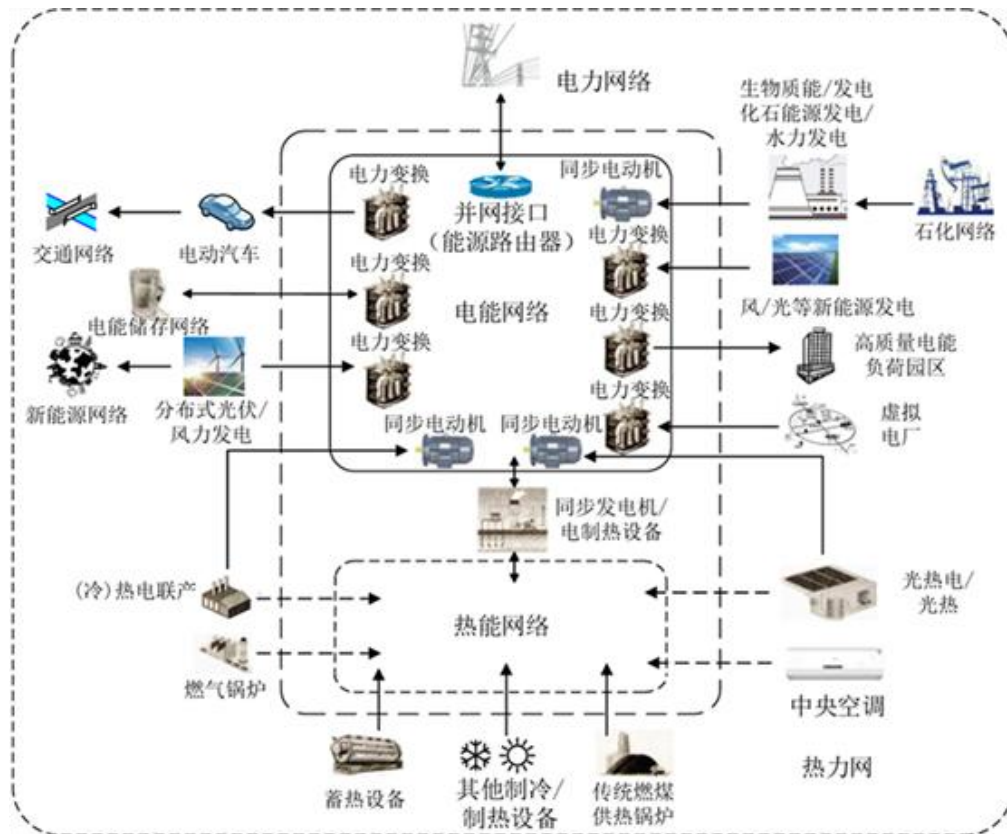


图 1-1 能源互联网整体架构

我国能源互联网发展迅速，特别是 2020 年在气候雄心峰会上习近平总书记提出“二氧化碳排放力争于 2030 年前达到峰值努力争取 2060 年前实现碳中和”的目标^[2]，促使中国能源发展向清洁低碳和安全高效转变。而 2021 年 3 月召开的中央财经委员会第九次会议，研究部署了“30·60”双碳目标的基本思路，持续推进深化电力体制改革^[1]，碳峰值和碳中和目标的提出为我国能源发展转型指明了方向。为实现“碳峰值和碳中和”的目标在利用智能手段和市场杠杆，保持能源供需动态平衡，提高“源-电网-储能”综合能耗能力的同时，加快能源互联网建设，全力推进全国统一的能源市场建设，构建以新能源为主体的新型电力系统^[4,21-22]。

各地区能源互联网试点示范项目相继开展，如浙江嘉兴城市能源互联网综合试点示范项目实现了低碳建筑、绿色交通、清洁能源、智慧用能的广泛开放互联^[23]；山西智慧化工能源局域网项目通过电氢替代提高综合能源系统能源和资源利用效率^[24]；北京宝之谷综合智慧能源项目通过电气化实现供能零碳排放，完成涵盖综合能源管控、智慧优化调度等内容的能源互联网园区的构建^[25]。除

园区项目以外，各省也积极响应国家号召，2022 年，福建省出台《福建省能源发展“十四五”规划》^[26]，河北省于 2021 年出台《河北省能源局关于推进全省能源互联网发展的指导意见》。

1.2.2 能量路由策略研究现状

2008 年，美国北卡莱罗纳州立大学 Alex Q. Huang 主持开展美国国家科学基金项目，将电力电子技术和信息技术引入电力系统，效仿互联网技术信息路由器提出了能源路由器的理念，并引入能源互联网，更好地实现可再生能源的大规模利用和能源中心端到端的高效传输^[27]。

不同于传统电网能源从大型发电厂单向输送至用户端的端点对端的能源传输方式，能源互联网强调的是能源的双向互动，此外，新能源（如光伏、风电）和储能系统（如电池、氢能）具有灵活的调度方式，能量路由器则是这一能源技术变革的关键装置。

能量路由器作为能源互联网发展初级阶段能量流和信息流的载体，是一种将电力电子技术、信息技术和智能控制技术相结合的设备，可以视为一个智能体，能够对多种能源形式进行转换、传输、分配和控制，实现能源在不同区域、不同用户之间的优化配置和高效利用，是能源互联网中实现能量流和信息流双向互动的核心枢纽^[28-29]。

与信息互联网路由器类似，能量路由器遍布整个能源互联网，功能取决所处位置及在网络中的层次，总的来说，可以从用户层和电网层两个层面定义能量路由器的功。在微电网中，能量路由器与分布式能源、储能单元和各类负荷相共同构成了一个小型“局域”能源互联网。

能量路由器作为微电网的中央控制器（能量路由器符号及结构图 1-2 所示），其用户侧端口众多，功能主要有^[30-32]：

(1) 接口的即插即用，能量路由器能够检测到设备的连接和设备的类型并作出响应，确保连接及后续运行的正确操作。

(2) 接口的双向性，由于分布式能源和储能装置的存在使得能源的流动具有双向性，用户扮演着消费者的角色作为负荷端吸收电能的同时，也扮演着生产者的角色即作为电源向电网供电。因此，能量路由器应该支持能量的双向流动，

其接口应具备双向性的特点。

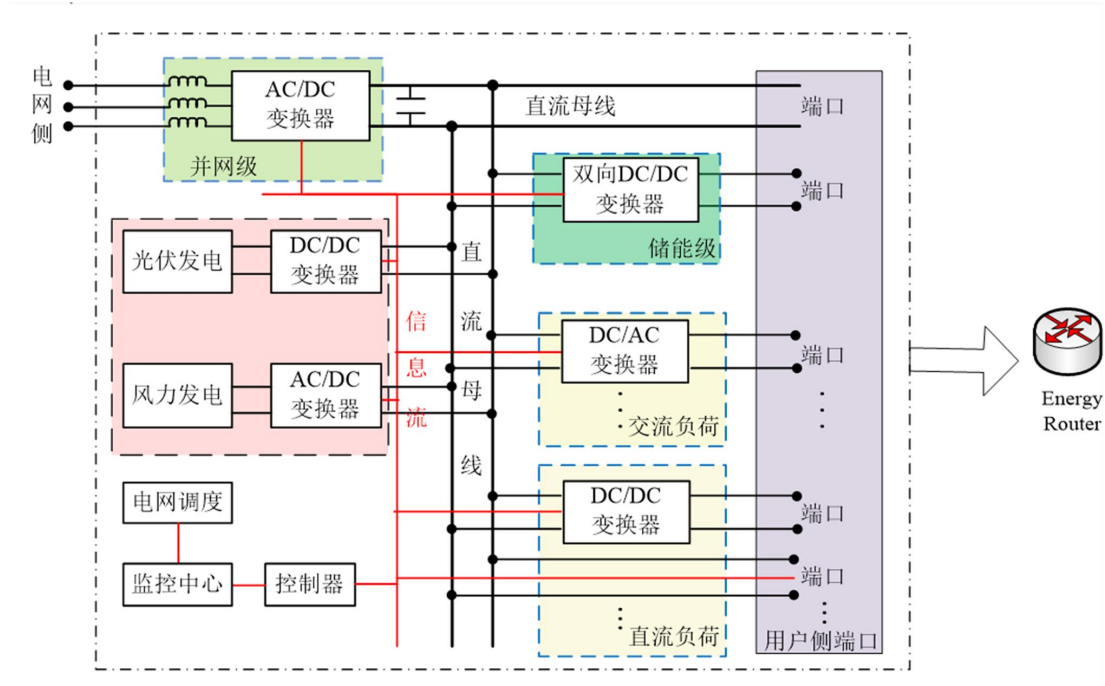


图 1-2 微电网能量路由器结构

而现阶段能量路由器电网层的主要功能包含监测各种电能输出设备和负荷的状态，保证电能的合理流动，使得电能的供给处于平衡状态，即实现电力平衡的能量路由器内部的能量分配与管理功能、实时检测电能质量，保证流入能量路由器的电能质量符合要求的电能质量调节功能，以及具有接受电网调度、自协调控制、孤网运行等多种工作模式。

而能量路由器之间还存在能源信息集成、多能源形式转换以及优化能量传输等多种功能。以能量路由器为网络节点的能源互联网是一个节点数量繁多，节点与节点之间错综复杂的网络平台，架构上采用“云计算”体系，其拓扑结构可以用图论中的有向图或者无向图描述。特别是能量路由器节点，通过采集能量路由器连接设备的信息，获取基于能源互联网拓扑结构的共享信息，对其进行状态评估、预测分析等信息融合，并基于融合的数据信息进行决策，确保电能的时间、空间、结构和供需关系上实现高效匹配与动态平衡，实现电能可在电网中的优化分布，以提高能源利用效率、降低损耗、减少浪费^[33-34]。简而言之，能量路由器为多种分布式能源提供接入端口，借助能量路由器的信息流能量路由器借助能量路由器的信息对能源互联网的电能进行动态调控。

目前，能源互联网的拓扑结构模型分为全局拓扑结构和局部拓扑结构，其

中全局拓扑结构覆盖整个能源互联网，涵盖能源生产、传输、存储及消费环节各个环节，结构复杂，需处理海量信息和多样能源交互，注重整体能源的统筹调配。能量路由器通过集中调度层进行网内分布式发电单元的监控，下发分布式单元的运行指令、预测不可控发电单元和负荷的功率，实现能源互联网的能量管理和传输控制，满足不同地区的人们能够通过能源互联网进行实时的能源交易的需求，实现不同区域能源互补，维持电力系统稳定运行^[35]。

然而，随着分布式能源的大量使用，集中式能量管理方式面临着交易的用户数量较多，交易数据量极大和管理系统维护成本高等问题，以“分布式能源+互联网”为特征的能源互联网信息变得越来越复杂和分散，导致能源系统中的集中式管理效率低下，在面对自由多边互联网架构的能源交易和传输时弊端凸显。基于能源互联网全局拓扑结构的集中式路由策略其时间复杂性也在不断增加，导致基于最优路径进行的能量传输因其时效性缺失，无法满足能源实时、高效传输的需求，难以有效应对能源互联网的实时运行状况，其路由策略容易聚焦于特定的能量路由器节点，造成能源拥塞现象。且基于全局拓扑结构的能量路由策略没有充分体现分布式发电的市场化交易机制，不利于能源市场的去中心化交易模式的推进。

2022年1月，国家发展改革委能源局发表了《国家发展改革委国家能源局关于加快建设全国统一电力市场体系的指导意见》（发改体改〔2022〕118号文件），该文件指出要健全统一电力市场体系的交易机制，在保障电网安全运行和电力可靠供应的前提下，统筹优化电力市场运行与电网调度运行，健全分布式发电市场化交易机制，鼓励分布式光伏、分散式风电等主体与周边用户直接交易，继续完善微电网、存量小电网、增量配电网与大电网间的交易结算、运行调度等机制，增强就近消纳新能源和安全运行能力。能源市场的去中心化交易模式可以促进分布式点对点交易，降低交易成本，提高能源交易效率，提升能源交易市场的灵活性。

由于能源互联网局部拓扑结构源于能源局域网，是能源互联网全局拓扑结构的子部分，其拓扑结构相对简单，重点聚焦局部区域能源优化利用，满足特定区域能源需求，提高能源利用效率^[36-40]，如文献[36]在此研究基础上提出了一种专门针对大规模、高灵活性能源互联网的局部路由策略，并引入了静态动态

信息相结合的基于度和等待时间的传输概率计算方式，通过在大规模系统中的仿真验证了该策略的合理性和有效性，虽然该策略满足了大规模的能源互联网全局拓扑结构，但是在实际传输过程会增加传输时间成本。文献[39]以电力传输的网络损耗最小为目的，提出基于最短路径的源-荷能量路由算法。文献[40]基于局部拓扑结构以发电成本、输电成本和用电成本的总和最小为目标，提出基于迪杰斯特拉（Dijkstra）算法的分布式电能路由算法。

另一方面，考虑到在能源互联网中，能量的传输受 ER 的容量以及线路传输容量的制约，当输电线路上的潮流超过其热极限或者电压稳定极限时，能源互联网在路由节点处会出现电能“拥塞”现象，一旦路由节点发生网络传输“拥塞”能量流将无法及时传递到负荷中，拥塞的节点由于存储了大量未转发的能量流，可能引起输电线路过载、设备故障，导致整个能源网络瘫痪的风险大幅提升，给整个能源网络的稳定性带来冲击^[41-46]。另一方面，由于“拥塞”现象导致可再生能源发电无法及时输送到负荷中心，只能被迫弃风、弃光，这不仅浪费了清洁能源，还与能源互联网的建设初衷相违背，不利于环境保护和可持续发展，因此能源互联网的“拥塞”现象是能源网络中的必须考虑的问题。

考虑拥塞情况的能量路由策略，其拥塞处理的思想仅仅是基于实时采集的相关数据采用规避拥塞路径的方式进行电能传输^[47-49]，如采用线性规划算法，将能源网络中的各种约束条件，如线路传输容量、节点注入功率等，转化为线性不等式组，以系统运行成本最低或传输效率最高等为目标函数，通过线性规划算法求给出最优的能量路由策略。然而，采用线性规划算法对非线性约束条件处理能力有限，且基于能源互联网全局拓扑结构的线性规划模型变量和约束众多，求解存在“维数灾”问题。

此外，关于能源互联网能量路由策略的研究大多是利用分布在能源网络中的大量智能传感器和测量设备，通过实时监测能源网络中潮流分布的实时信息，在尽可能减少能源传输损耗的情况下，制定能量路由策略，防止能源互联网络出现能源拥塞、平衡网络负荷与保证能源安全转移^[50-56]。如文献[50]所提的能量路由策略是通过为能量传输路径增加权值，决定能量传输路径，并通过单位时间内增加的任务量的临界值评价能量拥塞发生的概率，但该能量路由策略只能降低拥塞发生的概率，而不能有效解决能源互联网的拥塞问题。而文献[37]以

传输损耗最小为目的，建立一个成本效益源-负荷拓扑结构，针对特定的源负荷对，提出了一种基于 Dijkstra 算法的源负载对能源路由控制方法，寻找无阻塞的最小损耗路径。文献[56]针对电能传输损耗和阻塞问题，通过选择无阻塞路由参与能量传输路径规划，利用 Dijkstra 算法提出无阻塞的最短路径优先策略。尽管该策略规避了阻塞的路由节点，但也增大了能量传输路径的损耗，文献[51]基于所构建的 ER 的能源互联网全局拓扑结构提出最短路径优化策略（Shortest Path First Strategy, SPFS），解决能量传输过程中存在的“能量传输阻塞”与“能量均衡”问题。然而该策略时间复杂度高，对于当下的能源互联网所形成的大规模、动态多变的拓扑结构并不适用。文献[55]针对同步传输的阻塞问题提出了两种解决方案，第一种是当单条线路满载后，通过另一条或多条线路分摊剩余能量以此修正传输路径，第二种是不同的源为负载供能修正交易矩阵，尽管第二种方式减少了传输损耗和变换损耗，但电能生产成本较高，最终效益不如前者。而文献[56]利用基于 Dijkstra 算法的 SPF 路由策略为交易参与方选取没有阻塞、损耗最低的路径进行电能传输，此策略虽然阻塞风险消失，但是在规避阻塞的过程，导致了提高了能量损耗。

特别是能源传输存在时延特性，导致能源网络中的潮流分布数据实时变化，基于当前数据制定的无阻塞优化路径并不能很好的避免阻塞问题。考虑到新能源发电渗透率的提高，导致电力系统运行经济性和可靠性均出现一定程度的下降，传统的电力系统生产模拟无法适应大规模新能源电源接入的实际场景，借助历史气象数据、卫星云图资料数据以及地面监测资料数据预测水力发电、风力发电、太阳能发电情况^[57-63]，收集电力负荷的数据，对电力系统进行源-荷预测，进而生成接近其真实波动规律的电力系统出力场景^[64]。

受该思想的影响，依据电力系统的源-荷数据，以及实时监测能源网络中潮流分布的实时信息，对能量路由节点进行阻塞预测。基于能量路由器的阻塞预测情况制定能量路由策略，更加有利于合理分配网络资源，预防阻塞引发的故障，增强能源网络应对突发情况的能力。目前的预测方法多采用卷积神经网络(Recurrent Neural Network, RNN)神经网络预测模型^[65]、长短记忆(Long Short-Term Memory, LSTM)神经网络模型^[66]以及双向长短记忆(Bi-Directional Long Short-Term Memory, BiLSTM)神经网络模型^[67-68]、分数阶自回归滑动平均

模型支持向量机，基于混沌映射优化粒子群算法和 *BP* 神经网络的预测方法^[69]等，如文献[70]针对能源传输的时延特性，定义路由节点拥塞度，引入灰狼算法优化 LSTM 预测模型的参数，提出基于灰狼优化算法的长短记忆（Grey Wolf Optimization-Long Short-Term Memory, GWO-LSTM）神经网络预测模型对路由节点的拥塞度进行预测，提出基于能量路由器拥塞预测的能量路由策略，提高能源互联网能量传输的可靠性和稳定性。

然而，采用 GWO-LSTM 神经网络预测模型对能源互联网全局拓扑结构中的能量路由器拥塞情况进行预测时，能量路由器数量庞大会导致预测能量路由器拥塞的时间复杂度增大。若对能源互联网局部拓扑结构中的能量路由器拥塞情况进行预测，则可以很大程度上降低预测能量路由器拥塞的时间复杂度。尽管如此，面向能源互联网的提出的能量路由器路由策略很少涉及到能量路由器的拥塞预测。

鉴于此多数对能源互联网能量路由策略研究仍以全局拓扑结构为主，基于局部拓扑结构的能源互联网能量路由策略研究较少。基于能量路由器的拥塞预测建立非拥塞拓扑结构的研究还值得深挖。

1.3 本文研究内容

本文受电力系统电力负荷预测以及局部拓扑建立思想的启发，针对能源互联能量传输过程中的拥塞问题，通过定义可剩余传输率表征能源互联网中的能量路由节点的拥塞程度，引入余弦退火函数对阿尔法进化（Alpha Evolution, AE）算法中的阿尔法算子进行改进，提出改进的阿尔法进化（Improved Alpha Evolution, IAE）算法对 BiLSTM 神经网络模型进行参数优化，建立 IAE-BiLSTM 预测模型，并用于预测能量路由器的拥塞；基于能量路由器的拥塞预测结果，通过拥塞阈值，剔除拥塞程度大的能量路由节点，提出以负荷型能量路由为中心的能源互联网非拥塞自中心局部拓扑算法，构建能源互联网非拥塞自中心局部拓扑，获得的可行可达路径集合；引入客观赋权法（Criteria Importance Through Intercriteria Correlation, CRITIC）对路由节点拥塞和路径传输损耗进行综合加权，采用 Dijkstra 算法进行传输路径寻优，提出基于 IAE-BiLSTM 模型的实时拥塞预测能量路由优化策略。

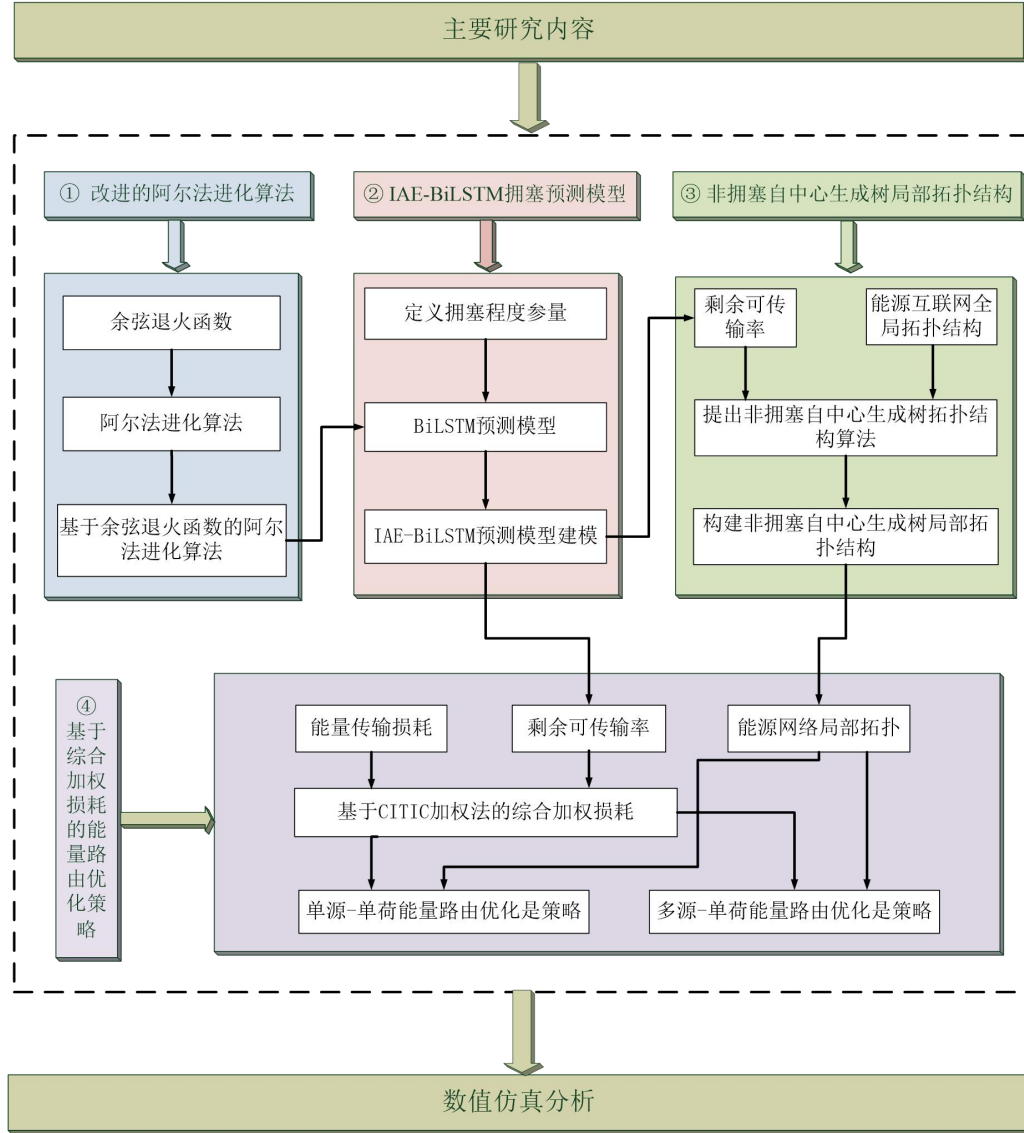


图 1-3 研究框架图

主要研究内容如下：

(1) 为了实现能源互联网中能量路由的高精度拥塞预测，本文对一种新型的元启发式 AE 算法开展研究，通过引入余弦退火函数对 AE 算法中的学习率——阿尔法算子进行改进，以此避免 AE 算法陷入局部最优，提出算法，为能量路由预测模型超参的精度提供算法支撑。

(2) 定义可剩余传输率表征能源互联网中的能量路由节点的拥塞程度，采用 IAE 算法对 BiLSTM 神经网络模型中隐藏层的第一层神经元数量和第二层神经元数量、学习率和训练轮次等进行参数优化，建立 IAE-BiLSTM 预测模型用以实时预测能量路由器的剩余可传输容量，为以负荷型能量路由器为中心的非拥塞局部拓扑结构建立提供衡量能源互联网拥塞风险的参数。

(3) 以负荷型路由为中心, 通过基于能量路由器的拥塞预测结果, 将电能传输过程中的重要参量剩余可传输率和传输功率构建二元边权值, 通过拥塞阈值, 剔除拥塞程度大的能量路由节点, 提出以负荷型能量路由为中心的能源互联网非拥塞自中心局部拓扑算法, 构建能源互联网非拥塞自中心局部拓扑。该拓扑的优点在于: ①通过对能量路由器进行拥塞预测, 使得拓扑结构中的能量路由器不存在潜在的拥塞问题; ②由于局部拓扑结构中不包含潜在的拥塞路由器, 路由节点少, 拓扑结构相对简单; ③基于该拓扑结构的获得能源传输的可行可达路径相对减少, 基于该拓扑的能量路由策略时间复杂度较低。

(4) 由于能量路由器优化路径时需要综合考虑能量路由器的拥塞情况和能量传输损耗, 而描述能量路由器的拥塞程度参量——剩余可传输率越大越好, 传输损耗则是越小越好, 其两个参量单位也不一致。为此, 引入 CRITIC 赋权法对能量路由节点拥塞和路径传输损耗进行综合加权。基于 CRITIC 加权法对拥塞和传输损耗进行综合评价, 提出基于 CRITIC 加权法的最优路径传输能量路由策略。最后通过对拓扑结构的数值分析验证了此策略的可行性。

第 2 章 基于余弦退火函数的改进阿尔法算法

2.1 引言

智能优化算法作为能够有效解决复杂优化问题的工具，近年来在众多领域得到广泛应用，如资源有限的情况下追求最大收益，满足特定性能指标时使成本最小化，模型参数的寻优等。

再过去的几十年间，传统优化算法在优化问题时因其处理简单、线性且约束条件明确等优点，在众多领域得到广泛应用。但面对具有高度非线性、多模态、大规模以及存在复杂约束的优化问题时，传统优化算法往往陷入局部最优解，计算效率低下甚至会因为“维数灾难”而无法求解。智能优化算法在这一背景下应运而生，它通过模拟自然界中的生物行为，如人工旅鼠优化算法^[71]、北极海鹦优化算法^[72]；物理现象或人类智能活动，如极光优化算法^[73]、足球队训练算法^[74]等，为解决复杂优化问题提供算法支撑。

由于智能优化算法基于一定的自然现象或智能行为模型构建迭代搜索机制，通过在解空间中生成初始解或初始种群，经过特定的操作（如遗传算法^[75]中的遗传操作）对当前解或种群进行更新，产生新的解或子代种群，在根据模型的目标函数，即适应度函数评估新解或子代种群的优劣，依据评估结果选择部分解或个体进入下一代，如此循环迭代，逐步向最优解逼近。优点在于大多数智能优化算法通常对问题的数学性质（如可微性、凸性等）没有严格要求，能够处理传统算法难以处理的非线性、多模态、不连续问题等。然而，智能优化算法也存在如算法参数较多、参数设置对算法性能影响较大、计算复杂度较高、对算法收敛性等分析较为困难等问题。

基于此，针对 AE 算法^[76]迭代后期存在收敛速度缓慢和早熟收敛问题，本章通过引入余弦退火函数对阿尔法进化 AE 算法中的学习率——阿尔法算子进行改进，将阿尔法算子先保持一个较大的值缓慢下降，保证适应度函数可以快速接近局部最优解，在接近最优解之后学习率权重迅速减小，开始缓慢接近最优解，最后保持一个较小的值使适应度函数收敛于最优解附近，以此避免 AE

算法陷入局部最优，提出 IAE 算法，为提高能源互联网中能量路由预测模型的精度提供算法支撑。

2.2 阿尔法进化算法

阿尔法进化算法是一种新型智能优化算法，算法理念来源于自适应步长稍微 Alpha 算子的更新解。由于该算法只使用了一个 Alpha 算子来更新解，一方面实现了基向量的自适应性，另一方面该智能优化算法不需要额外的搜索操作符或者具有搜索功能的组件。

引理[76]: Alpha 进化算法

Alpha 优化算法实现步骤如下:

步骤 1: 初始值设定: 在 D 维搜索空间中, 候选解决方案 X_i , 通常被隐喻地称为个体, 通常使用式 (2-1) 对候选解决方案 进行均匀地初始化:

$$X_i = lb + (ub - lb) \cdot rand(0, 1, [1, D]), i = 1, 2, \dots, N \quad (2-1)$$

其中 X_i 表示第 i 个候选解, 而 lb 和 ub 指的是搜索空间的下界和上界, 函数 $rand(0, 1, [1, D])$ 生成一个 D 列的向量, 其中包含均匀分布在 $[0, 1]$ 范围内的随机数。 N 表示解的数量, 通常与种群大小保持一致。

步骤 2: Alpha 算子的生成:

由 $X_i, i = 1, 2, \dots, N$ 构成候选矩阵 $X_{N \times D}$:

$$X_{N \times D} = \begin{bmatrix} X_1 \\ X_2 \\ \vdots \\ X_N \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} X_{1,1} & X_{1,2} & \cdots & X_{1,D} \\ X_{2,1} & X_{2,2} & \cdots & X_{2,D} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ X_{N,1} & X_{N,2} & \cdots & X_{N,D} \end{bmatrix} \quad (2-2)$$

由候选解矩阵中可重复抽取任意候选解 X_i 作为进化矩阵 $E_{N \times D}$, 即:

$$E_{N \times D} = \begin{bmatrix} X_{2,1} & X_{2,2} & \cdots & X_{2,D} \\ X_{5,1} & X_{5,2} & \cdots & X_{5,D} \\ X_{2,1} & X_{2,2} & \cdots & X_{2,D} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ X_{N,1} & X_{N,2} & \cdots & X_{N,D} \end{bmatrix} \quad (2-3)$$

通过对 $E_{N \times D}$ 中的行元素 E_i 进化，实现候选矩阵解矩阵的进化公式如下：

$$E_i^{t+1} = P + \alpha \Delta r_i + \theta \cdot (W_i + E_i^t - P - L_i) \quad (2-4)$$

式中： t 当前迭代次数， P 决定进化的起点的自适应向量， α 表示衰减因子，控制着算法的探索 and 开发； Δr_i 为 i 的随机步长， θ 为控制参数，它控制差分矢量（自适应步长）； W_i 、 L_i 为 $X_{N \times D}$ 的采样解，满足 $f(W_i) \leq f(E_i) \leq f(L_i)$ 。

自适应基向量 P 表达式：

$$P = \begin{cases} \text{diagonal}(A), & \text{if } \text{rand}(0,1) < 0.5 \\ \omega B, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2-5)$$

其中 $\text{diagonal}(A)$ 由矩阵 A 的对角元素组成的行向量，权重 $\omega = (\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_k)$ ，其中， ω_i 的计算公式为：

$$\omega_{i:K} = \frac{f(X_{i:K})}{\sum_{i=1}^K f(X_{i:K})} \quad (2-6)$$

其中， $i:K$ 表示采样的 K 解决方案中的 i 解决方案， $f(X_{i:K})$ 返回目标函数值 $X_{i:K}$ 的函数值。

对于随机步长 $\alpha \Delta r$ ，该组件提供了全局搜索功能，衰减因子计算公式如下：

$$\alpha = e^{\left(\ln \left(\frac{\text{MaxFE}_S - \text{FE}_S}{\text{MaxFE}_S} \right) - \left(\frac{4\text{FE}_S}{\text{MaxFE}_S} \right)^2 \right)} \quad (2-7)$$

扰动矩阵：

$$\Delta r = (ub - lb) \cdot S_{1 \times D} \cdot (2R_1 \cdot R_2 - R_2)_{D \times D} \quad (2-8)$$

R_1 和 R_2 表示由 $\text{rand}(0,1,[1,D])$ 生成的随机实矩阵； S 表示一个只包含由 0 (0,1, [N, D]) 生成的随机整数矩阵，它基于维数对扰动进行权衡。

关于 P 的进化：

自适应基向量 P 的进化方向取决于 P_a 和 P_b 的学习率 c_a 和 c_b ，进化公式为：

$$P = \begin{cases} c_a P_a^t + (1 - c_a) \times \text{diagonal}(A) = P_a^{t+1}, & \text{if } \text{rand}(0,1) < 0.5 \\ c_b P_b^t + (1 - c_b) \times \omega(B) = P_b^{t+1}, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2-9)$$

步骤 3：边界约束

为保证算法在搜索空间内的进行有效搜索，需要对边界进行有效约束， ub 和 lb 分别为搜索空间的上界和下界，候选解 E_i 中元素的边界约束为：

$$E_{i,j} = \begin{cases} \frac{E_{i,j} + ub}{2}, & \text{if } E_{i,j} > ub \\ \frac{E_{i,j} + lb}{2}, & \text{if } E_{i,j} < lb \\ E_{i,j}, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2-10)$$

步骤 4：选择策略

选择策略是将相关解添加到下一代集的方法， AE 算法将贪婪选择策略引入，具体模型如下：

$$X_K^{t+1} = \begin{cases} E_i^{t+1}, & \text{if } f(E_i^{t+1}) = f(E_i^t) \\ X_K^t, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2-11)$$

注释：

(1) AE 算法中的高效搜索操作符——Alpha 算子，它集成了提取和利用进化信息的多个步骤，这些步骤在单一操作符中同时进行；

(2) A 或 B 都会为 P 构造一个单一的演化路径，将会显著破坏路径信息的积累，导致连续迭代步骤之间的相关性降低。

2.3 改进的阿尔法进化算法

AE 算法代码数量较少，存在只需进行简单的修改就可以应用于不同的问题的同时，但由于其只设定了一个近似于最优解的核心算子，虽然一定程度上避免了不同算子出现性能相互抵消的情况，恰恰决定其在单目标约束优化问题具有较强的优势，对于复杂问题，就需要额外的修改，以避免在某些问题陷入局部最优状态的困境，因此需要对该智能优化算法进行适当调整。

在智能优化算法的学习率调整策略中，余弦退火函数^[77]作为一种动态学习率调整函数，其核心思想源自余弦函数的周期性变化。余弦退火函数使用非固定的学习率调整策略，学习率初始阶段较大，加快收敛速度，随后学习率会逐渐减小，以这种动态调整的模式，使得模型能够在训练过程中更加稳健地逼近

全局最优解，为深度学习模型的训练提供了一种高效、稳健的优化手段。其周期性的学习率变化有助于模型在训练过程中更全面地搜索参数空间，避免了过早陷入局部最优解，提高了模型的泛化性能，在训练后期有助于模型更加稳定地收敛。

余弦退火函数公式如下：

$$\eta_t = \eta_{\min} + \frac{1}{2}(\eta_{\max} - \eta_{\min}) \left(1 + \cos \left(\frac{T_{cur}}{T_{\max}} \pi \right) \right) \quad (2-12)$$

式中： η_t 表示第 t 个训练步骤的学习率， $\eta_{\min}$ 、 $\eta_{\max}$ 表示学习率的上下限， T_{cur} 当前训练步骤、 $T_{\max}$ 余弦退火总步骤。

因此，引入余弦退火函数对阿尔法算子进行优化，优化公式如下：

$$\cos \varepsilon = \theta + \frac{1}{2} \cdot 1 \cdot \left(1 + \cos \left(\frac{FE_s}{MaxFE_s \cdot p_1} \right) \right) \quad (2-13)$$

优化后的学习率：

$$\alpha^* = (\cos \varepsilon + 1) \ell^{\left(\log \left(\frac{1-FE_s}{MaxFE_s} \right) - \left(4 \cdot (\cos \varepsilon + 1) \frac{FE_s}{MaxFE_s} \right)^2 \right)} \quad (2-14)$$

将优化后的学习率 α^* 替换 AE 算法的式(2-4)中的阿尔法算子 α ，可得到 IAE 算法，具体描述为：

算法 2.1：IAE 算法

步骤 1：初始值设定：在 D 维搜索空间中，候选解决方案 X_i ，通常被隐晦地称为个体，通常使用（2-1）对候选解决方案进行均匀地初始化。

步骤 2：Alpha 算子的生成：将（2-14）替换 AE 算法的式(2-4)中的阿尔法算子 α ，基于(2-2)-(2-6)，(2-8)和(2-9)对 Alpha 算法的 Alpha 算子进行生成。

步骤 3：边界约束：基于搜索空间的上界和下界，利用（2-10）进行边界有效约束。

步骤 4：选择策略：利用（2-11）进行迭代的策略选择。

具体 IAE 算法流程框图 2-1 所示：

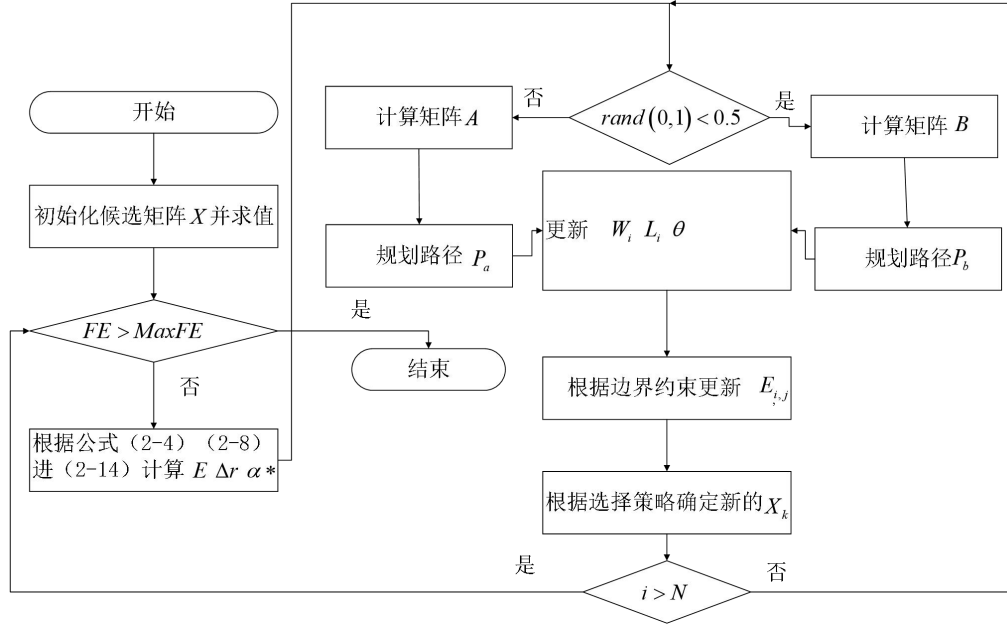


图 2-1 优化后的 IAE 算法流程框图

基于余弦退火函数的改进阿尔法算法伪代码如下：

IAE 算法伪代码

输入 $N, D, ub, lb, FE_s = 0, MaxFE_s$

1 使用 $X_i = lb + (ub - lb) \cdot rand(0, 1, [1, D])$, $i = 1, 2, \dots, N$ 初始化矩阵 X

2 令 $FE_s = FE_s + N$

While $FE_s > MaxFE_s$, end output, 输出全局最优解 X_{best}

While $FE_s < MaxFE_s$, do

$E \rightarrow X$

$ind = sort(f(X))$

$R_1 = rand(0, 1, [N, D])$

$R_2 = rand(0, 1, [N, D])$

$S = rand(0, 1, [N, D])$

$\Delta r = (ub - lb) \cdot S_{1 \times D} \cdot (2R_1 \cdot R_2 - R_2)_{D \times D}$

$$\cos \varepsilon = \theta + \frac{1}{2} \cdot 1 \cdot \left(1 + \cos \left(\frac{FE_s}{MaxFE_s \cdot p_1} \right) \right)$$

$$\alpha^* = (\cos \varepsilon + 1) e^{\left(\log \left(\frac{1-FE_s}{MaxFE_s} \right) - \left(4 \cdot (\cos \varepsilon + 1) \frac{FE_s}{MaxFE_s} \right)^2 \right)}$$

for $i = 1:N$, do

if $rand(0,1) < 0.5$, 则

$$A = X \left(randi(0,1,[N,D]),: \right)$$

$$c_a = 1 - FE_s / MaxFE_s$$

$$P_a^{t+1} = c_a P_a^t + (1 - c_a) \times diagonal(A)$$

$$P = P_a^{t+1} \quad B = X(I_l, :)$$

else

$$K = \lceil N \times rand(0,1) \rceil$$

$$I_l = randperm(N, K)$$

$$B = X(I_l, :)$$

$$\omega = f(I_l) / sum(f(I_l))$$

$$c_b = 1 - FE_s / MaxFE_s$$

$$P_b^{t+1} = c_b P_b^t + (1 - c_b) \times \omega B$$

$$P = P_b^{t+1}$$

end

$$W_i = X \left(ind \left(randi \left([1, length(1:find(k == ind))],: \right) \right),: \right)$$

$$L_i = X \left(ind \left(randi \left([length(1:find(k == ind)), N],: \right) \right),: \right)$$

$$L_2 = round(rand(0,1))$$

$$\theta = I_2 \times ones(1,D) \bullet rand(0,2) + (1 - I_2) \times rand(0,1,[N,D])$$

$$E_i^{t+1} = P + \alpha \Delta r_i + \theta \cdot (W_i + E_i^t - P - L_i)$$

基于步骤3，更新 $E_{i,j}$

基于步骤4，更新 X_k

记录最新 X_{best}

$$FE_s = FE_s + 1$$

end

end

输出全局最优解 X_{best}

2.4 算法性能分析

为了选择用于优化预测模型的智能优化算法，本节随机选择了 8 个基准测试函数测试改进后的阿尔法进化算、苔藓生长优化算法 (Moss Growth Optimization, MGO)^[78]、霜冰优化算法(Rime Optimization Algorithm, RIME)^[79]、粒子群算法 (Particle Swarm Optimization, PSO)^[80]以及阿尔法进化算法的性能。利用基准函数的测试能够更快速评算法的性能，当存在多种实现相同功能的算法时，基准测试函数可从多角度它们来评判各种算法性能，以确定哪种算法更满足研究需求，这些函数本质是数学问题中的优化目标函数。在本文中，采用 CEC2017 测试集函数^[81]作为基准测试函，该测试集函数 30 个函数分为四类，其中 是单峰函数， 是多峰函数，是定维函数，是混合测试函数，本章节随机抽取不同种类的函数集作为测评标准，以此达到统一评价算法的性能，选取最优智能算法用于优化之后能量路由器拥塞预测模型，通过将迭代次数设置为 500 和 250 分别进行测试，其中，测试函数为见表 2-2，测试结果见表 2-3 到表 2-8。

表 2-1 CEC2017 测试函数

编号	函数名及公式	范围	最优值
F2	Shifted And Rotated Zakharov Function	$[-100,100]$	200
	$f_2(x) = \sum_{i=1}^n x_i + \prod_{i=1}^n x_i $		

F3	Shifted And Rotated Rosenbrock'S Function	$[-100,100]$	300
$f_3(x) = \sum_{i=1}^n \left(\sum_{j=1}^n x_j \right)^2$			
F7	Shifted And Rotated Lunacek Bi Rastrigin Function	$[-100,100]$	700
$f_7(x) = \sum_{i=1}^n i \cdot x_i^4 + \varepsilon$			
F9	Shifted And Rotated Schwefel's Function	$[-100,100]$	900
$f_9(x) = \sum_{i=1}^n (x_i^2 - 10 \cos(2\pi x_i)) + 10n$			
F11	Hybrid Function 1(N=3)	$[-100,100]$	1100
$f_{11}(x) = \frac{1}{4000} \sum_{i=1}^n x_i^2 - \prod_{i=1}^n \cos\left(\frac{x_i}{\sqrt{i}}\right) + 1$			
F15	Hybrid Function 5(N=4)	$[-100,100]$	1500
$f_{15}(x) = \sum_{k=1}^{11} \left(a_k - \frac{x_1(b_k^2 + x_2 b_k)}{b_k^2 + x_3 b_k + x_4} \right)^2$			

表 2-2 F2 测试函数 250 次迭代算法性能测试结果

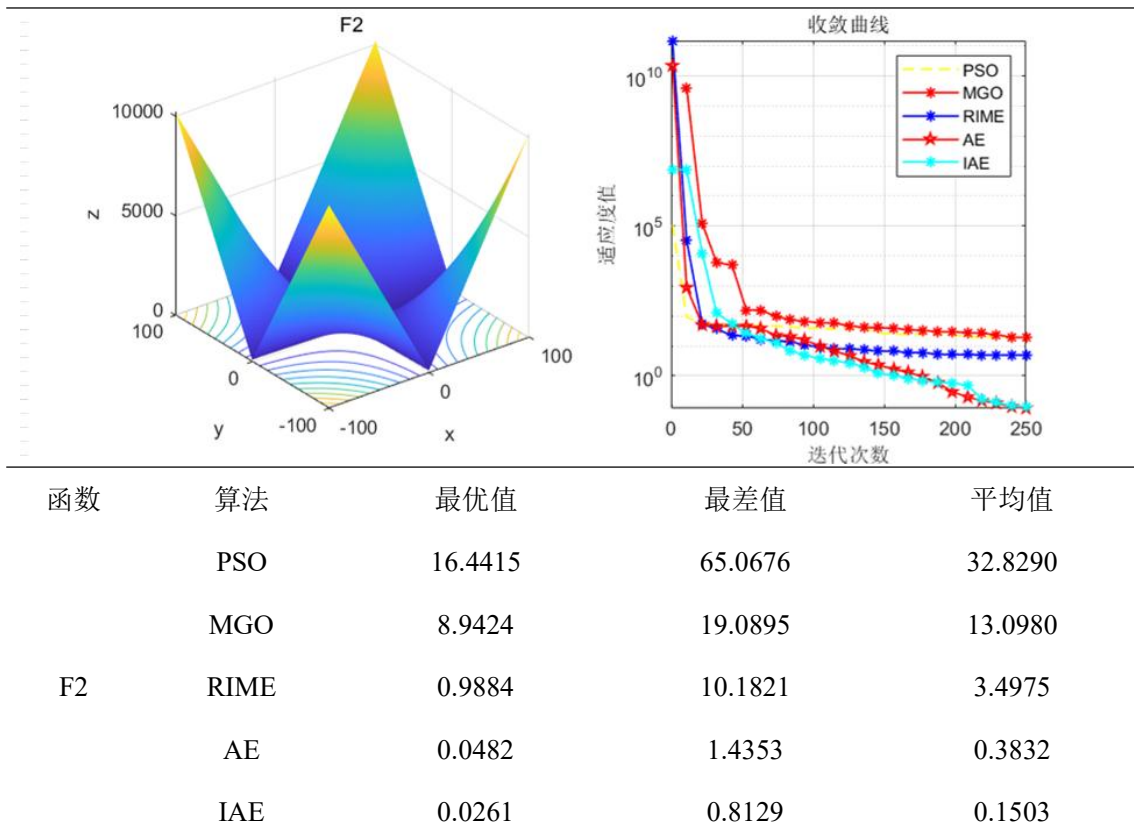
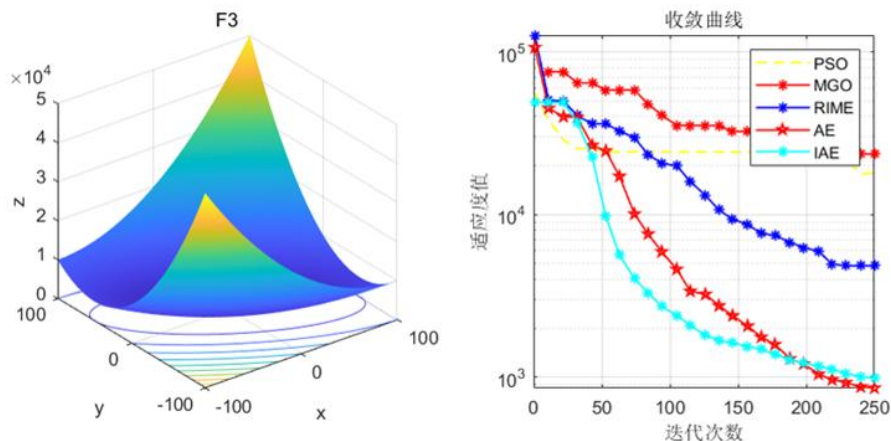
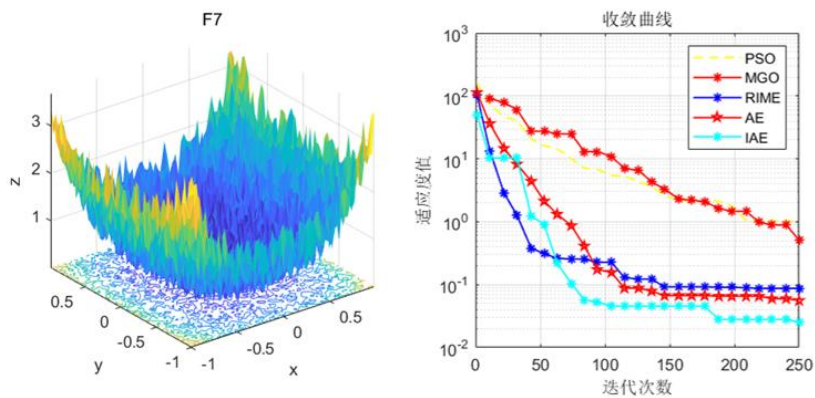


表 2-3 F3 测试函数 250 次迭代算法性能测试结果



函数	算法	最优值	最差值	平均值
F3	PSO	$1.0\text{e}+04*0.4882$	$1.0\text{e}+04*3.8742$	$1.0\text{e}+04*1.4088$
	MGO	$1.0\text{e}+04*1.4540$	$1.0\text{e}+04*3.4663$	$1.0\text{e}+04*2.4014$
	RIME	$1.0\text{e}+03*1.9845$	$1.0\text{e}+03*6.9852$	$1.0\text{e}+03*4.1990$
	AE	$1.0\text{e}+03*0.2559$	$1.0\text{e}+03*1.4093$	$1.0\text{e}+03*0.5610$
	IAE	$1.0\text{e}+03*0.1556$	$1.0\text{e}+03*1.3424$	$1.0\text{e}+03*0.5786$

表 2-4 F7 测试函数 250 次迭代算法性能测试结果



函数	算法	最优值	最差值	平均值
F7	PSO	0.0981	4.6038	1.3664
	MGO	0.3071	1.0369	0.6663
	RIME	0.0398	0.1619	0.0905
	AE	0.0112	0.0896	0.0440
	IAE	0.0075	0.0556	0.0257

表 2-5 F9 测试函数 250 次迭代算法性能测试结果

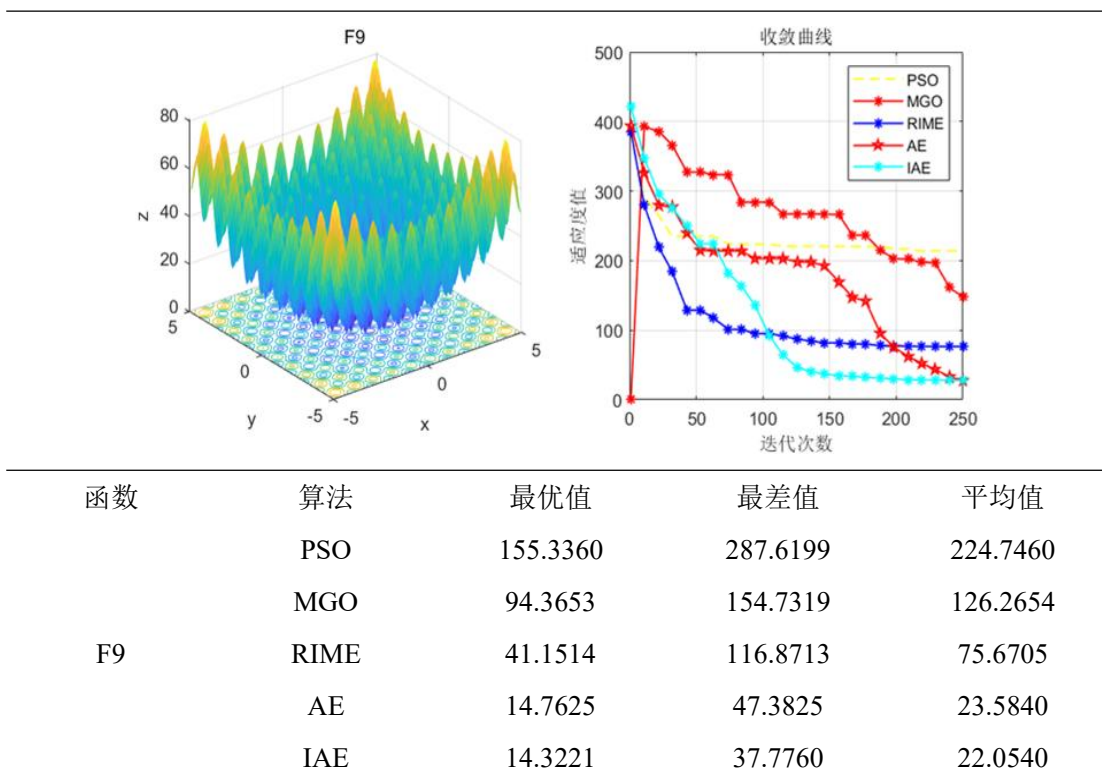


表 2-6 F11 测试函数 250 次迭代算法性能测试结果

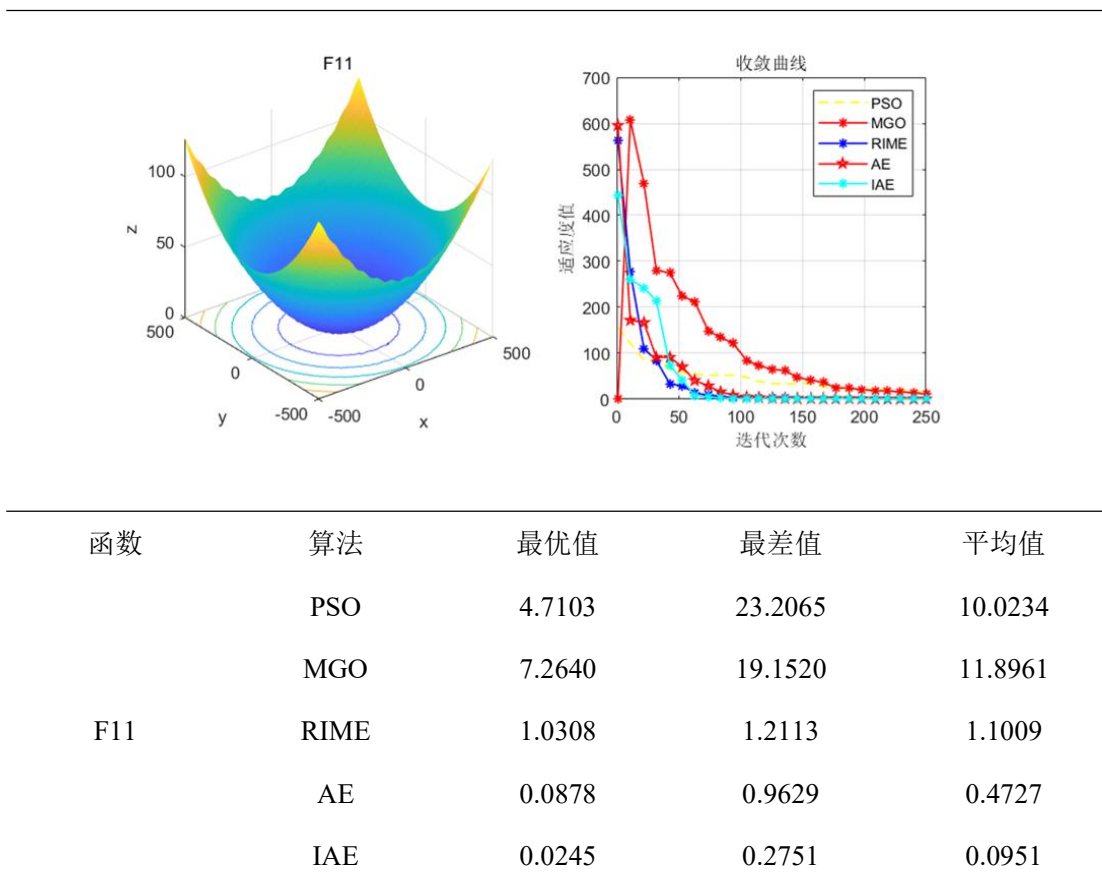


表 2-7 F15 测试函数 250 次迭代算法性能测试结果

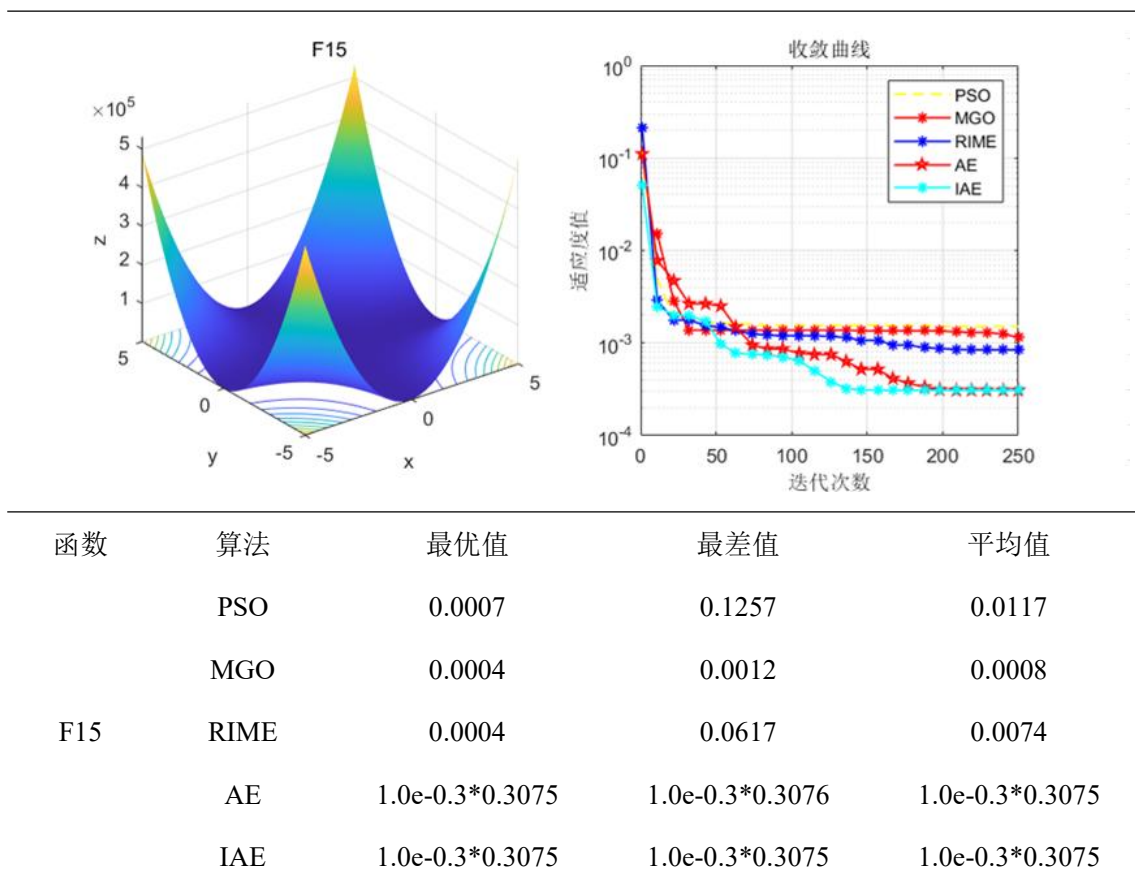


表 2-2 到表 2-7 记录了 IAE 算法与其他四种算法的测试结果。迭代次数设置为 250 时，随机抽取 F2、F3、F7、F9、F11、F15 作为测试函数。通过表中的数据可对比出 IAE 算法具有明显的优势：（1）能快速准确确定最优值；（2）在收敛精度远高于其他比较算法，IAE 可以更稳定地找到最优值；（3）具有强大的优化性能,相较于其余四种算法仍然保持着较强的优化性能及稳定性，并且挖掘最优值的速度领先于其他算法。

通过表中测试收敛图，更直观地观察到与其余四种算法对比 IAE 算法具有更好的收敛速度和优化精度，通过性能对比，可判断 IAE 算法整体优化性能更佳，也更适合我们需要优化的预测模型。

2.5 本章小结

通过实验数据结果对比，可以证明新型智能 AE 优化算法具有较强的优化性能，但优化后的 IAE 算法在整体性能上都得以提升，IAE 算法得到的最优值、平均值以及最差值都优于其余四种算法，因此将使用 IAE 智能算法优化预测模型，以此获得预测精度更高的能量路由器拥塞预测模型。

第3章 基于IAE算法的BiLSTM拥塞度预测模型

3.1 引言

随着可再生能源大规模接入和电力系统智能化转型，能源互联网展现出了极为复杂的随机特性，使得因能源供需不平衡，由此产生的能源传输交易变化万千，这导致网络中的拥塞问题变得更加复杂和多样化。而能源互联网中的能源传输线路受传输容量限制，造成能源无法顺畅地从供应端传输到需求端，即能源“传输拥塞”，是影响能源网络安全经济运行的核心问题。

为了解决能源“传输拥塞”，优化传输网络拓扑能够有效提高能源传输的灵活性和可靠性，缓解传输拥塞。优化传输网络拓扑物理手段是根据能源分布和需求情况，对现有输电线路进行升级改造，构建多端直流输电系统，建设新的输电线路和变电站，通过合理配置换流站的位置和容量，优化电网布局达到优化能源传输网络拓扑的目的，减少能源传输瓶颈。然而，优化能源传输网络拓扑涉及到大规模的基础设施建设，而且升级和扩建电网需要大量的资金投入，有较长的建设周期，需要占用大量土地资源，工程量巨大。

可以通过建设能量管理系统，根据电网的负荷变化、发电出力情况以及输电线路的传输能力，利用智能传感器和监测设备实时获取能源系统的运行状态信息，集成能源网络的实时监测数据、预测数据和调度指令，通过智能算法和优化模型，实现对能源网络的自动化调度和优化运行——能源路由优化策略，在确保电网在安全、经济状态下运行，有效的避免传输拥塞的发生。

如果在能源路由优化策略中，能够预测到可能发生的拥塞，将有利于解决能源传输拥塞问题。鉴于此，本章通过定义能量路由器剩余可传输率，以双向长短时记忆预测(BiLSTM)模型为基础，利用第2章所提的IAE算法对BiLSTM神经网络模型中隐藏层的第一层神经元数量和第二层神经元数量、学习率和训练轮次等进行参数优化，提出基于改进的IAE算法的BiLSTM预测模型，即IAE-BiLSTM预测模型，基于智能传感器和监测设备实时获取能源系统的运行状态信息，实时预测能量路由器的剩余可传输容量，为以负荷型能量路由器为

中心的非拥塞局部拓扑结构建立提供衡量能源互联网拥塞风险的参数。

3.2 能量路由器剩余可传输率

描述能源传输拥塞的参量有线路负载率（即线路实际传输功率与线路额定传输功率的比值），直接反映了输电线路的负荷程度，没有考虑能量路由器节点的符合程度，考虑到可以通过线路约束消除线路拥塞，而多线路连接的端口——能量路由器节点则会因为多条传输线路同时经过该能量路由器节点而导致能量路由器节点拥塞。目前的研究大多数利用线路损耗与线路的容量为约束选择最优传输路径，缺点是对节点的拥塞并不敏感。而每个能量路由器能处理的能量有限，能量路由器的达到吞吐量的上限，很可能导致整个能源互联网的“瘫痪”。为此，本节引入能量路由器剩余可传输率度量路由节点的拥塞度描述能路由器节点存在的潜在拥塞风险。

能量路由器剩余可传输率表达如下：

$$\eta_i = \frac{P_i^M - P_i^{pre}}{P_i^M} \quad (3-1)$$

式中， $\eta_i \in (0,1]$ ，表示第 i 个 ER 的剩余可传输率。 η_i 越接近于1，表明经由 ER_i 的可传输能量越多，则 ER_i 的拥塞程度越低，反之， ER_i 的拥塞程度越高。 P_i^{pre} 为 ER_i 的此时已传输能量的功率， P_i^M 为 ER_i 的最大传输功率。在实际传输过程 ER 需要留有一定备用裕量，因此基于 ER 的备用约束，设定剩余可传输率的阈值为 η_0 。对于可用 ER 的剩余可传输率的约束条件为：

$$0 < \eta_0 \leq \eta_i \leq 1 \quad (3-2)$$

常用预测指标是均方根误差（RMSE，Root Mean Squared Error），平均绝对百分比误差（MAPE，Mean Absolute Percentage Error），平均绝对误差（MAE，Mean Absolute Error）以及均方误差（MSE，Mean Square Error）等[83-84]。本文选择均方根误差（RMSE）与平均绝对误差（MAE）作为本此预测精度的指标。

$$y_{MAPE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_p - x_t)^2} \quad (3-3)$$

$$y_{MAE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_p - x_t| \quad (3-4)$$

其中， y_p 是预测出的拥堵度预测值， x_t 是预测的输入值。

3.3 基于 IAE-BiLSTM 神经网络预测模型

BiLSTM 神经网络模型是一种在自然语言处理和时间序列分析等领域广泛应用的深度学习模型，通过双向的 LSTM 结构，同时利用过去和未来的上下文信息，对序列中的长期依赖关系进行更准确的建模，而且 LSTM 结构中的门控机制对噪声和异常值具鲁棒性，能更好地处理复杂的时序数据。

3.3.1 LSTM 预测模型

LSTM 是一种特殊的循环神经网络，隐含层神经元有记忆单元和输入门、遗忘门和输出门组成，其结构见图 3-1。

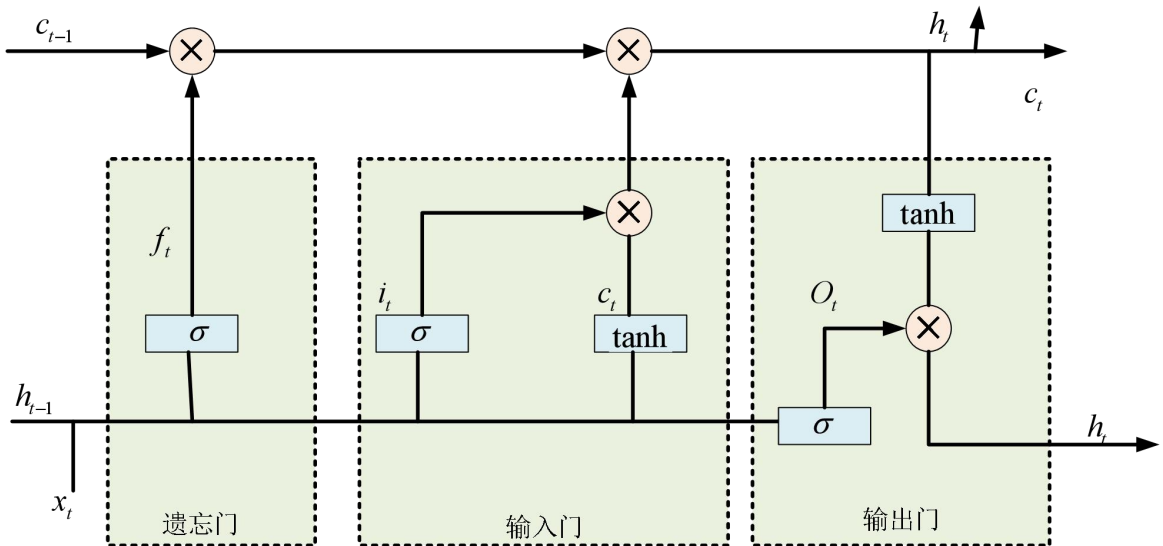


图 3-1 单时间步长短时记忆网络模型

LSTM 通过 Cell 实现记录当前状态的功能：输入门控制进入计算节点的信息；遗忘门控制 Cell 内历史状态的去留；输出门控制计算节点的信息输出。

LSTM 在计算节点的在 t 时刻的传播公式可表示为：

$$\begin{cases} i_t = g(W_{hi}h_{i-1} + W_{xi}x_i + b_i) \\ c_t = f_t \cdot c_{t-1} + i_t \cdot \tanh(W_{hc}h_{t-1} + W_{xc}x_t + b_c) \\ f_t = g(W_{hf}h_{i-1} + W_{xf}x_i + b_f) \\ o_t = g(W_{ho}h_{i-1} + W_{ox}x_i + W_{co}c_t + b_o) \\ h_t = o_t \tanh(c_t) \end{cases} \quad (3.5)$$

其中， W 和 b 为参数矩阵； x_i 为计算节点的输入值； h_i 为 t 时刻计算节点的输出值； g 为 sigmoid 函数； i_t 为 t 时刻输入门的输出； c_t 为 t 时刻 cell 状态参数； f_t 为 t 时刻遗忘门的输出； o_t 为 t 时刻输出门的输出。

3.3.2 BiLSTM 预测模型

由于 LSTM 神经网络模型属于单向的循环神经网络按时间顺序依次处理输入，即只能依据前面已经处理过的信息来生成当前时刻的隐藏状态，然而，在处理需要大量信息的复杂任务时，LSTM 神经网络模型由于其单向性，可能无法充分捕捉序列中的语义和结构信息，导致性能受限。

BiLSTM 神经网络模型^[14-15]由两个独立的 LSTM 组成结构图见图 3-2，一个按时间正序处理序列，另一个按时间逆序处理序列。通过正序和逆序传播的双循环结构，同时利用过去和未来的信息，得到时间步的最终隐藏状态，缓解 LSTM 神经网络中输入数据顺序对最终结果产生的影响，整个序列的信息利用的更加充分，在处理序列数据时更加全面。BiLSTM 输出见式 (3-6) 结构图见图 3-2：

$$\begin{cases} h_{t1} = \vec{h}_t = LSTM(h_{t-1}, x_t, y_{t-1}) \\ h_{t2} = \overleftarrow{h}_t = LSTM(h_{t+1}, x_t, y_{t+1}) \\ h_t = h_{t1} \otimes h_{t2} \end{cases} \quad (3-6)$$

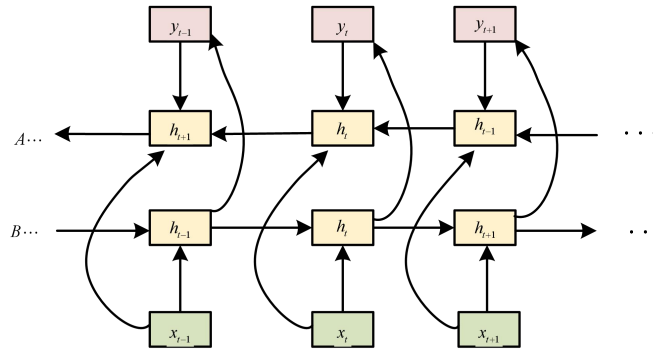


图 3-2 双向长短记忆网络模型

3.4 IAE-BiLSTM 预测模型

使用 BiLSTM 神经网络模型进行预测时，参数选择至关重要，如隐藏层维度决定了 BiLSTM 网络中隐藏单元的数量，它控制着模型的表示能力；层数决定了模型的深度，增加层数可以让模型学习到更复杂的特征表示；时间步长表示模型在每个时间步上处理的序列长度；学习率决定了模型在训练过程中参数更新的步长，它对模型的收敛速度和最终性能有重要影响；激活函数，在 BiLSTM 中，常用的激活函数有 Relu、tanh 等，本文采用的是 tanh 激活函数，该函数可以将输出值映射到 $[-1,1]$ 之间，适用于需要将输出限制在一定范围内的情况。参数的不同选取，能够影响模型的性能和泛化能力。BiLSTM 的参数选取一般是凭经验选取的，这就导致数值随机性较大，受影响较大。将 IAE 优化算法应用在 BiLSTM 预测模型的参数优化方面，通过群体智能优化使得 BiLSTM 的学习率、迭代次数、第一隐含层节点数和第二隐含层节点数四个参数进一步优化，模型在复杂任务中的泛化能力、预测的快速性和稳定性得到提升。

鉴于此，本章采用第 2 章提出的改进的阿尔法进化算法对 BiLSTM 神经网络模型的参数进行优化，提出基于 IAE 算法的 BiLSTM 预测模型参数优化算法，构建 IAE-BiLSTM 预测模型对能源互联网中的能源路由器的剩余可传输容量进行较为精确的预测，以此预测下一个时间步的能源路由器拥塞程度，为生成能源互联网非拥塞自中心生成树局部拓扑结构提出能源路由器拥塞度参数。

算法 3.1：基于 IAE 算法的 BiLSTM 预测模型参数优化算法，流程图如图 3-3 所示：

步骤 1：数据预处理，将样本数据划分为训练集和测试集；

步骤 2：初始化，设置 IAE 优化算法的初始矩阵 X ，令迭代次数 $FE_s = 0$ ，引入余弦退火函数，优化学习率 α ，根据公式 $E_i^{t+1} = P + \alpha \Delta r_i + \theta \cdot (W_i + E_i - P - L_i)$ 计算 Alpha 算子，基于算法边界约束条件以及选择策略的要求，输出满足要求的全局最优解，确定最大迭代次数（ $MaxFE_s$ ）相关参量，采用均方误差函数

$$MES = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i) \quad (3-7)$$

将 (3-7) 作为 IAE 优化算法适应度函数和泛化误差函数, 其中 $\hat{y}_i$ 为预测值, y_i 为实际值。

步骤 3: 基于 IAE 优化算法更新最优适应的 x_k , 更新 BiLSTM 神经网络模型的第一层和第二层的神经元数量、学习率以及训练轮次。

步骤 4: 判断是否满足终止条件, 若不满足迭代终止条件, 返回步骤 3, 否则, 迭代终止, 输出具有最优适应度位置, 更新 BiLSTM 神经网络模型的第一层和第二层的神经元数量、学习率和训练轮次, 获得最优的 BiLSTM 神经网络模型。

步骤 5: 将 BiLSTM 神经网络模型用于测试集, 基于测试集的 BiLSTM 神经网络模型预测结果对 BiLSTM 神经网络模型的泛化能力进行评估, 若泛化误差函数大于设定的阈值, 返回步骤 2, 否则, 迭代终止, 获得 IAE-BiLSTM 神经网络模型, 流程框图如图 3-3:

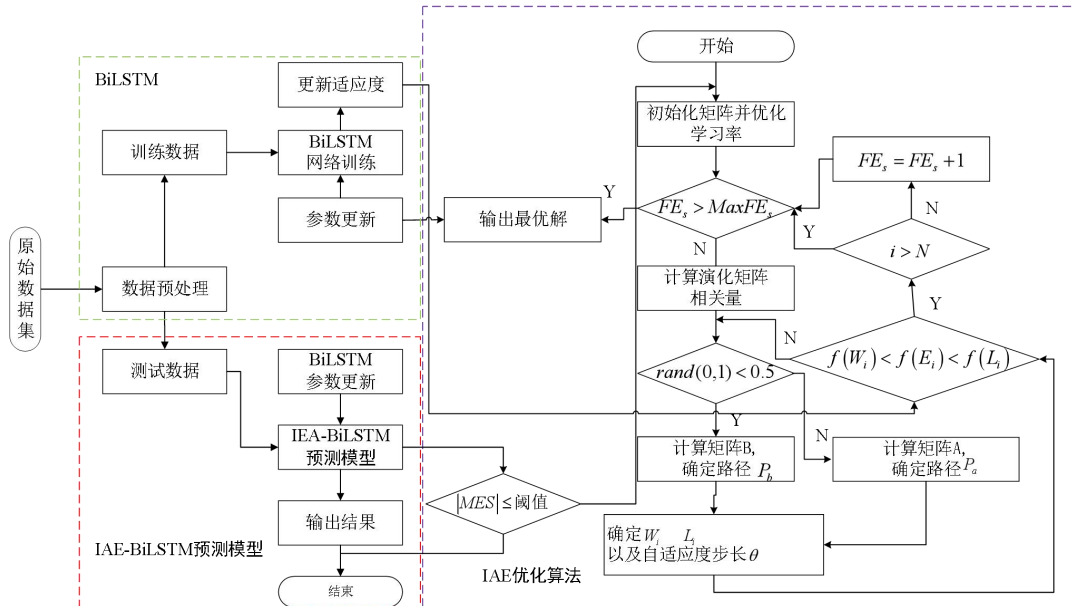


图 3-3 IAE-BiLSTM 神经网络预测模型流程图

3.5 仿真实验

实验数据来源文献[70]，分别使用 BiLSTM 预测模型、麻雀搜索算法-双向长短记忆(Sparrow Search Algorithm-Bidirectional Long short-Term memory, SSA-BiLSTM)模型文献[85]、基于灰狼算法的双向长短记忆 (Grey Wolf Optimization-Bidirectional Long short-Term memory, GWO-BiLSTM) 预测模型文献[86]、卷积神经网络-长短期记忆(Convolutional neural network-Bidirectional Long short-Term memory, CNN-BiLSTM)预测模型文献[87]、以及本文所提 IAE-BiLSTM 预测模型对路由预测策略的有效性与可靠性进行验证,采用的 RMSE 与 MAE 两个指标来比较三种预测模型的预测性能。四种不同预测模型的预测结果与真值的拟合如图 3-4 所示。

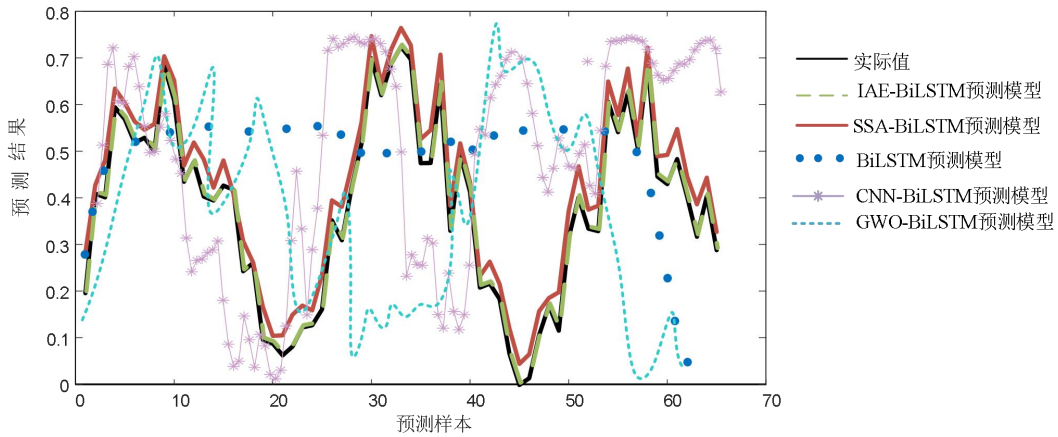


图 3-4 预测模型预测对比结果

从图 3-4 中的比较可以看出，IAE-BiLSTM 预测模型与 SSA-BiLSTM 预测模型预测结果较好，预测效果优于 GWO-BiLSTM 预测模型以及 CNN-BiLSTM 预测模型，对于 IAE-BiLSTM 预测模型与 SSA-BiLSTM 预测模型预测效果如图 3-5、图 3-6 所示。

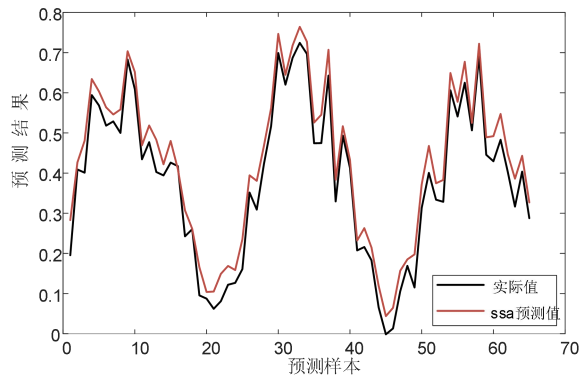


图 3-5 SSA-BiLSTM 神经网络预测模型预测结果

如图 3-4 所示为 BiLSTM 预测模型预测结果，单纯使用 BiLSTM 模型进行预测 RMSE=1.8834，MAE=1.437 预测效果较差，预测值与真实结果相差较大。经过 SSA 搜索算法优化后的 SSA-BiLSTM 预测模型，预测结果更趋近真实值，预测性精准度得到提升，此次预测的 RMSE=0.19721，MAE=0.15393，误差值相较于普通 BiLSTM 预测算法明显减小。

从图 3-6 可看出 IAE-BiLSTM 预测算法预测所得结果几乎完全与真实值重合，此次预测的 RMSE=0.0074424，MAE=0.0053398，误差值相较于普通 BiLSTM 预测模型以及效果较优的 SSA-BiLSTM 预测模型明显缩小，效果相对最优。

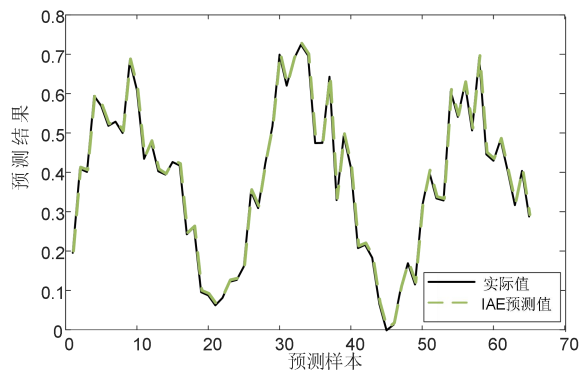


图 3-6 IAE-BiLSTM 神经网络预测模型预测结果

为避免 SSA 算法与 IAE 算法的随机性所造成的预测结果的偶然性，提升本文所提预测模型的科学性，对本文所提两种模型反复运行 10 次取平均值进行比较，比较结果见表 3-1：

表 3-1 RMSE、MAE 结果比较

测试 次数	SSA-BiLSTM (RMSE)	IAE-BiLSTM (RMSE)	测试 次数	SSA-BiLSTM (MAE)	IAE-BiLSTM (MAE)
1	0.19721	0.0074424	1	0.15393	0.0053398
2	0.071013	0.030878	2	0.054327	0.024972
3	0.46005	0.018539	3	0.39065	0.013155
4	0.39328	0.028485	4	0.3201	0.022214
5	0.063843	0.043846	5	0.53465	0.036643
6	0.13598	0.0122702	6	0.11298	0.012284
7	0.066924	0.0059676	7	0.005708	0.0047094
8	0.064864	0.0051368	8	0.0055223	0.0040972
9	0.68914	0.015885	9	0.59727	0.012898
10	0.16008	0.10376	10	0.12505	0.087751

平均	0.2302384	0.027221	平均	0.23001873	0.02240634
----	-----------	----------	----	------------	------------

综上，结合 10 次预测所得的 RMSE 与 MAE，BiLSTM 的平均 RMSE 为 0.6094507，MAE 为 0.6667384;SSA-BiLSTM 预测模型的平均 RMSE 为 0.2302384，MAE 为 0.23001873;IAE-BiLSTM 预测模型的平均 RMSE 为 0.027221，MAE 为 0.02240634。通过图 3-4 至图 3-6、表 3-1，可分析得出 BiLSTM 预测速度较快，但预测结果的准确性远低于优化后的 BiLSTM 算法，波动性远高于优化后的 BiLSTM 算法。基于选则优化智能算法不同，优化后的 BiLSTM 预测模型在预测效果上存在差异。因此证明了 IAE-BiLSTM 预测模型的有效性与优越性。

3.6 本章小结

通过仿真实验可得出，基于分析 RMSE 与 MAE 数据，显而易见 IAE-BiLSTM 预测模型的预测精度上得到大幅提高，与真实值的拟合度较高，降低了预测结果的偶然性，预测模型的预测精度越高对后续非阻塞自中心局部拓扑结构的建立越有帮助，避免因预测误差，出现将拥塞度较高的路由节点被保留的情况。

第4章 非拥塞自中心生成树局部拓扑建模方法

4.1 引言

拓扑建模是基于拓扑学原理构建对象间关系结构的抽象化建模方法，在不同领域有广泛应用，比如在电力系统中采用网络拓扑建模方法以分析网络的连接关系和性能^[86]；在地理信息系统中对地理空间进行拓扑建模，有助于空间分析和数据处理^[87-88]；在生物医学领域也可用于对生物分子结构等进行拓扑特性的分析和建模^[89]等。拓扑建模侧重于描述和分析对象之间的拓扑关系，如连通性、邻接性、包含性等。

由于能源互联网包含多种能源形式以及复杂的转换、传输和分配设备，拓扑建模能够将这些组成部分抽象为节点和边，通过描述网络中能量路由节点之间的连通性，清晰地描述能源互联网络的架构，从而分析能源在网络中的流动特性。如基于节点和边的关系，研究能源的传输路径、流量分布、损耗情况等，有利于优化能源的分配和利用效率。

现阶段，能源互联网中的大部分能量路由策略都是从全局优化的角度出发，根据整个网络的拓扑结构信息找到全局最优或较优的能源传输路径（如传输损耗最小路径等）来规划能源传输路径的策略，使整个能源网络的资源得到充分利用，提高系统的整体性能。然而基于全局拓扑结构的能量路由策略存在一下问题：

（1）获取准确、完整的全局拓扑结构信息需要大量的传感器和通信设备来实现网络中各个节点和链路的状态数据的收集，而且在实际应用中可能由于设备故障、通信延迟等原因导致信息不完整或不准确，基于过时信息制定的路由策略可能无法及时适应网络的实时变化，导致能源传输效率下降或出现其他问题；

（2）处理和分析如此庞大的全局拓扑信息也需要强大的计算能力和复杂的算法，对系统的计算资源和处理速度提出了较高要求；

（3）全局拓扑结构一旦确定，其路由策略相对固定，难以快速适应网络结构的突发变化或局部优化需求，新的能源接入或者输电线路添加都会导致全局

拓扑结构不准确，要重新对网络进行拓扑建模，制定优化路由策略，涉及到大量的计算和协调工作，难以在短时间内实现。

因此，本节通过定义描述 EI 拓扑结构的集合，通过对在能量传输过程中功能不同的能量路由器进行定义，以负荷路由为中心，逐层递增搜索源型路由节点，获得满足能量路由供需平衡的路由型能量路由器、源型路由节点集合，进而提出非拥塞自中心生成树拓扑算法，从整个 EI 中获得以负荷型能量路由器节点为中心生成树拓扑结构。该拓扑结构除了具备：信息获取与处理简单、实时性好、灵活性高等具能源网络局部拓扑结构的优点以外，还具有以下优点：

(1) 由于每个能量路由器都采用了 IAE-BiLSTM 预测模型进行拥塞预测，通过设定剩余可传输率的下界，可以在构建自中心生成树拓扑的过程中剔除能量路由器剩余可传输率过小的，使得所构建的能源互联网局部拓扑结构中的能量路由器不存在潜在的拥塞问题；

(2) 由于局部拓扑结构中不包含潜在的拥塞路由器，相对于能源互联网全局拓扑结构和其他局部拓扑结构而言，基于本章所提方法建立的非拥塞自中心生成树拓扑结构具有能量路由节点少，拓扑结构相对简单的优点；

(3) 由于所构建的拓扑结构只包含一个负荷型能量路由器，由此获得的能源传输的可行可达路径相对减少，基于该拓扑的能量路由策略时间复杂度较低。

由于本章所提算法涉及符号较多，在进行非拥塞自中心生成树拓扑结构建模之前先给出符号说明，具体见表 4-1：

表 4-1 非拥塞自中心生成树拓扑结构建模符号说明

符号	说明
N_{ER}	在 EI 拓扑中，能量路由器节点集合
η_i	ER_i 的剩余可传输率
η_0	剩余可传输率阈值
$P_{S_{j_i}}$	第 i 个源型路由提供的能量功率
P_{S_i}	第 j 个源型路由提供的能量功率
P_D	负荷型路由需求功率
χ	传输过程中能量损失的补偿因子
S_m	生成树中的所有源类型 ER 节点集合
Set_{tree}	最小生成树集合

Set_E	表示边集合
$parent[ER_i]$	表示任意 ER_i 的父节点
ER_d	负荷型路由

4.2 非拥塞自中心生成树拓扑结构算法

在 EI 拓扑中，每个节点代表一个能量路由器，由 N 个能量路由器组成的能量网络路由节点集为：

$$N_{ER} = \{ER_i | i = 1, 2, 3, \dots, N\} \quad (4-1)$$

对于在能量传输过程中起到不同作用的路由器，按功能划分为：源型路由器（Source-type ER），路由型路由器（Route-type ER）以及负荷型路由器（Load-type ER）。具体功能如下：

- （1）源型 ER ：能源提供方。
- （2）路由型 ER ：仅负责能量从源型 ER 到负荷型 ER 的传输。
- （3）负荷型 ER ：能量需要方。

本节以负荷型能量路由器为中心，受图论中 Prim 算法^[19-20]的启发，将实时拥塞预测模型预测能量路由器的拥塞程度 η_i 作为 ER 选择的重要指标，将剩余可传输率 和能量路由器可提供的能量功率 P_{S_i} 作为二元边权值 (η_i, P_{S_i}) ，向相邻节点发送需求信息，每一步都会寻找与当前已构建的树相连的二元边权值最大的边，然后将这条边所连接的能量路由器节点加入到树中，循环重复搜索源型 ER ，直到负荷型能量路由器与源型能量路由器，应满足以下约束条件：

$$\sum_{ER_j \in ER_{S_{m-1}}} P_{S_j} \leq (1 + \chi) P_D \leq \sum_{ER_i \in ER_{S_m}} P_{S_i} \quad (4-2)$$

终止迭代，构建出以负荷型 ER 为中心的非拥塞局部拓扑结构。其中 $P_{S_j}, P_{S_i} \geq 0$ 是第 j, i 个源型能量路由器提供的能量功率， P_D 负荷型路由需求功率， χ 是传输过程中能量损失的补偿因子，其值为正小数。 S_m 表示第 m 次迭代后生成树中的所有源类型能量路由器节点集合。

算法 4.1： 非拥塞自中心生成树能量路由局部拓扑结构算法

步骤 1: 初始化，获取全局拓扑结构中每一个能量路由器提供的电能功率 P_i ，基于 IAE-BiLSTM 预测模型获得全局拓扑结构中每一个能量路由器的剩余可传输率 η_i ，最小生成树集合 $Set_{tree} = \emptyset$ ，任意 ER_i 的父节点用 $parent[ER_i]$ 表示，边 $\langle ER_u, ER_v \rangle$ 的二元边权值 $weight\langle ER_u, ER_v \rangle = (\eta_u, P_u)$ ，设定剩余可传输率阈值 η_0 ， $Set_E = \emptyset, S_0 = \emptyset$ ；

步骤 2: 定义最小生成树的起始顶点，选择负荷型 ER_d 为起始顶点，将其加入最小生成树集合 $Set_{tree} = Set_{tree} \cup \{ER_d\}$ ；

步骤 3: 在全局拓扑结构中遍历的父节点，对任意 $ER_i = parent[ER_d]$ ，获取二元边权值 $weight\langle ER_i, ER_d \rangle = (\eta_i, P_i)$ ，若 $(\eta_i > \eta_0) \wedge (P_i \geq 0) = 1$ ，则可得到 $Set_{tree} = Set_{tree} \cup \{ER_i\}$ ， $Set_{parent[ER_d]} = \bigcup_i \{ER_i\}$ ， $Set_E = Set_E \cup \{\langle ER_i, ER_d \rangle\}$ ，令 $m=1$ ， $S_m = Set_{tree} - \{ER_d\}$ ；

步骤 4: 如果 $(1+\chi)P_D > \sum_{ER_i \in ER_{S_m}} P_{S_i}$ ，对 $\forall ER_i \in Set_{parent[ER_j]}$ ，在全局拓扑结构中遍历 ER_i 的父节点，对任意获取二元边权值 $weight\langle ER_k, ER_i \rangle = (\eta_k, P_k)$ ，若 $(\eta_i > \eta_0) \wedge (P_i \geq 0) = 1$ ，令 $Set_{tree} = Set_{tree} \cup \{ER_k\}$ ， $Set_{parent[ER_i]} = \bigcup_k \{ER_k\}$ ， $Set_E = Set_E \cup \{\langle ER_k, ER_i \rangle\}$ ，令 $m = m+1$ ， $S_m = Set_{tree} - \{ER_d\}$ ，返回步骤 4；否则，结束算法，基于节点集合 Set_{tree} 和边集合 Set_E ，输出有赋权值的图 $G = (Set_{tree}, Set_E)$ ，构建非拥塞自中心能量路由局部拓扑结，同时获取 m 个源型能量路由器的可达可行路径集合 $S_{Path,d}$ 以及每一条路径的拥塞度 $\eta_{s_i \rightarrow d}^{Path}$ ， $S_{Path,d}$ 和 $\eta_{s_i \rightarrow d}^{Path}$ 要求为：

$$S_{Path,d} = \{S_{s_i \rightarrow d}, i = 1, 2, \dots, m\} S_{s_i \rightarrow d} \triangleq \{Path_{s_i \rightarrow d} \mid Path_{s_i \rightarrow d} = \{\langle s_i, i_1 \rangle, \langle i_1, i_2 \rangle, \dots, \langle i_r, d \rangle\}\};$$

$$\eta_{s_i \rightarrow d}^{Path} = \min\{\eta_{s_i}, \eta_{i_1}, \eta_{i_2}, \dots, \eta_{i_r}, \eta_d\}, \text{流程图如图 4-1:}$$

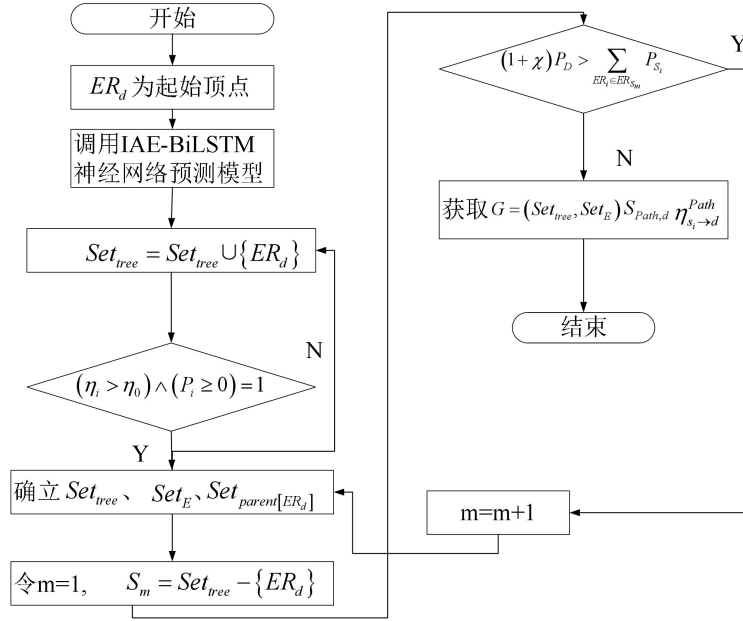


图 4-1 非拥塞自中心生成树能量路由局部拓扑结构算法流程图

4.3 应用实例

基于算法 4.1，可构建非拥塞局部拓结构，为进一步理解改拓扑结构的构建过程，以图 4-2 为例描述构建过程，其中 1-30 路由节点相关参数见表 4-2:

表 4-2 30 路由节点局部 EI 拓扑结构模型能量路由器相关参数

路由器编号	可用功率/KW	转换效率	路由器编号	可用功率/KW	转换效率
1	+80	0.98	16	0	0.98
2	+10	0.98	17	-150	0.98
3	+15	0.98	18	+200	0.98
4	+5	0.98	19	-300	0.98
5	-60	0.98	20	0	0.98
6	0	0.98	21	+45	0.98
7	0	0.98	22	+100	0.98
8	+5	0.98	23	+45	0.98
9	+50	0.98	24	+45	0.98
10	+50	0.98	25	0	0.98
11	0	0.98	26	+40	0.98
12	+100	0.98	27	+65	0.98
13	0	0.98	28	+65	0.98
14	+65	0.98	29	+40	0.98
15	0	0.98	30	+40	0.98

注释：“+”代表可以对外提供能量，“-”表示负荷型 ER，需求能量。

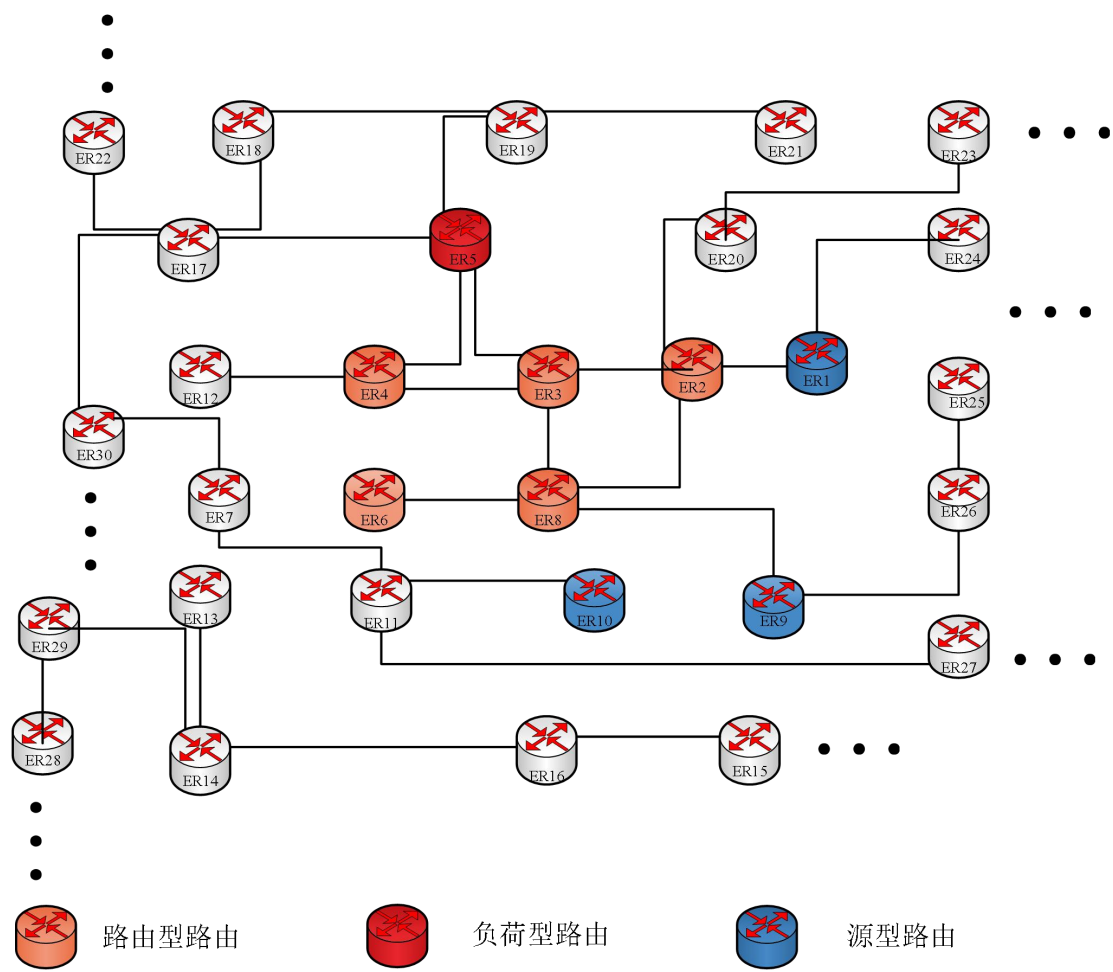


图 4-2 全局拓扑结构

由表 4-2 可知， ER_5 为负荷型路由， $P_5 = 60kw$ ，基于算法 3.1 获得 30 路由节点的剩余可传输率见表 4-3。

表 4-3 30 路由节点剩余可传输率参数

路由器 编号	剩余可传输率	路由器 编号	剩余可传输率	路由器 编号	剩余可传输率
1	0.80	11	0	21	0.45
2	0.50	12	0.33	22	0.15
3	0.50	13	0	23	0.45
4	0.50	14	0.35	24	0.45
5	-	15	0	25	0
6	0	16	0	26	0.50
7	0	17	-	27	0.45
8	0.50	18	0.78	28	0.45
9	0.50	19	-	29	0.40
10	0.50	20	0	30	0.40

在此基础上使用算法 4.1，确定关于负荷型路由的非阻塞局部拓扑结构构建过程如下：

步骤 1： 基于算法 3.1，调用 ER 剩余可传输率 η_i ，令 $\eta_0 = 0.48$ ， $Set_E = \emptyset, S_0 = \emptyset$ ；

步骤 2： 若 ER_5 为负荷型路由，则 $Set_{tree} = \{ER_5\}$ ，遍历全局拓扑结构 ER_5 父节点， $\forall ER_i = parent[ER_5]$ ，即 $ER_3, ER_4, ER_{17}, ER_{19}$ ， $weight\langle ER_i, ER_5 \rangle = (\eta_i, P_i)$ ，且满足 $(\eta_i > \eta_0) \wedge (P_i \geq 0) = 1$ ， $Set_{tree} = \{ER_5, ER_3, ER_4\}$ ，令 $m=1$ ，则满足要求的父节点集合为 $Set_{parent[ER_d]} = \{ER_3, ER_4\}$ ，相关信息矩阵为：

$$\{ER_3, ER_4\} = \begin{bmatrix} 3 & 4 \\ 0.50 & 0.50 \\ 15 & 5 \end{bmatrix}$$

步骤 3： 由可用功率表可知，当 $P_3 + P_4 < (1 + \chi)P_5$ 时，令 $m = m + 1$ ， $\forall ER_i = parent[ER_5]$ ，即 ER_3, ER_4 ， $weight\langle ER_i, ER_5 \rangle = (\eta_i, P_i)$ ，且满足 $(\eta_i > \eta_0) \wedge (P_i \geq 0) = 1$ ， $Set_{tree} = \{ER_2, ER_8\}$ ，则满足要求的父节点集合为 $Set_{parent[ER_d]} = \{ER_2, ER_8\}$ ，相关信息矩阵为：

$$\{ER_2, ER_8\} = \begin{bmatrix} 2 & 8 \\ 0.50 & 0.50 \\ 10 & 5 \end{bmatrix}$$

步骤 4： 由可用功率表可知，当 $m = 2$ ， $P_2 + P_3 + P_4 + P_8 < (1 + \chi)P_5$ ，令 $m = m + 1$ ， $\forall ER_i = parent[ER_5]$ ，即 ER_1, ER_8 ， $weight\langle ER_i, ER_5 \rangle = (\eta_i, P_i)$ ，且满足 $(\eta_i > \eta_0) \wedge (P_i \geq 0) = 1$ ， $Set_{tree} = \{ER_1\}$ ，令 $m=3$ ，则满足要求的父节点集合为 $Set_{parent[ER_d]} = \{ER_1\}$ ，相关信息矩阵为：

$$\{ER_1\} = \begin{bmatrix} 1 \\ 0.80 \\ 80 \end{bmatrix}$$

步骤 5： 当 $m = 3$ ， $P_2 + P_3 + P_4 + P_8 < (1 + \chi)P_5 < P_1 + P_2 + P_3 + P_4 + P_8$ ，结束算法，则节点集合 $Set_{tree} = \{ER_5, ER_4, ER_3, ER_2, ER_8, ER_1\}$ 和边集合 Set_E 及有赋权值的图矩阵如下：

$$Set_E = \{\langle ER_1, ER_2 \rangle, \langle ER_2, ER_3 \rangle, \langle ER_3, ER_8 \rangle, \langle ER_3, ER_4 \rangle, \langle ER_4, ER_5 \rangle\}, G = (Set_{tree}, Set_E)。$$

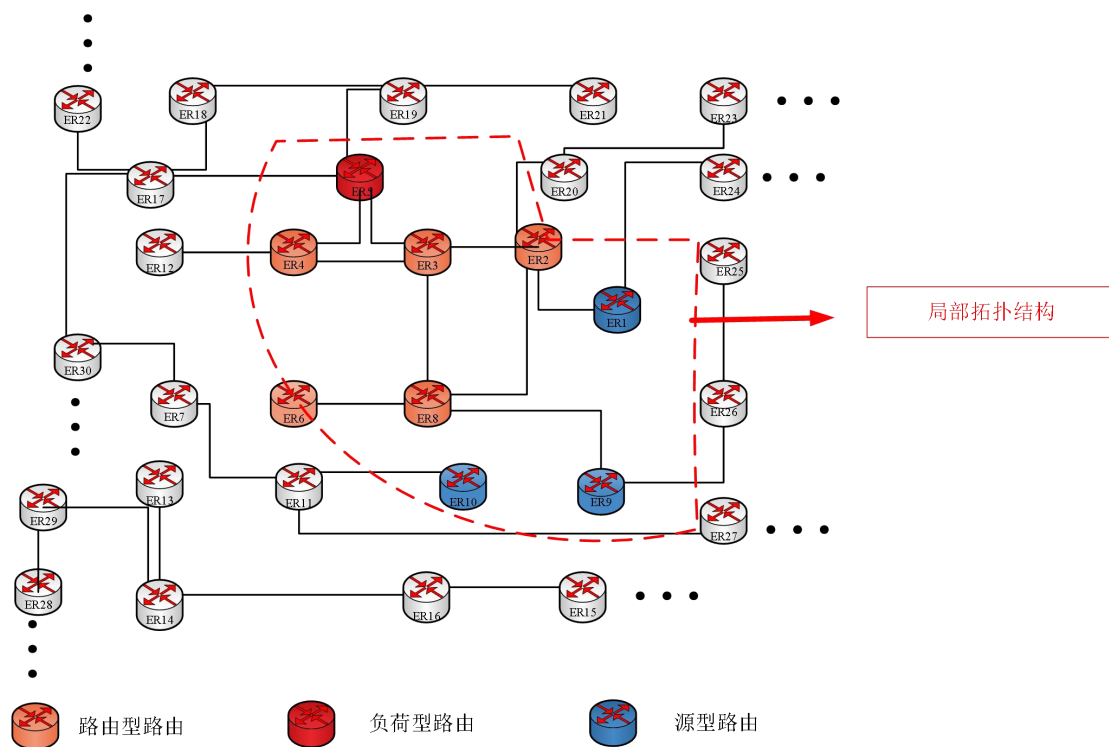


图 4-3 自中心非拥塞局部拓扑结构

4.4 本章小结

相对于传统的全局拓扑结构，该拓扑结构既满足负荷路由的需求，又减少了全局搜索的计算量，提高了能量传输速率，由于已经将不满足阈值的路由节点剔除，因此基于该拓扑结构获得集合为可行可达路径集且无拥塞风险。

第 5 章 基于综合加权损耗的能量路由优化策略

在实际应用中能量传输并非处在完全理想的条件下，因此无法忽视在能量传输过程中所存在的损耗问题。为了确保在实际传输能获得最大收益，结合第 2 章、第 3 章、第 4 章所构建的非拥塞局部拓扑结构，基于可行可达路径集合，利用 CRITIC 加权法对路由节点拥塞情况和路径传输损耗进行加权，以线路损耗以及路由器剩余可传输率的综合加权损耗作为评价机制，通过 Dijkstra 算法提出基于综合加权损耗的能量路由优化策略，进行最优路径能量传输。

5.1 引言

能量传输在实际应用中并非处在完全理想的条件下，因此无法忽视在能量传输过程中所存在的损耗问题，该损耗不可能忽略不计。在实际的电能量传输过程为了降低传输损耗，除了升高电压等级的输电线路以外，在确定电能的供需方路由后，基于 4.2 算法，定义总传输损耗 $l_{S \rightarrow d}$ 为：

$$l_{S \rightarrow d} = \min_{Path \in S_{s \rightarrow d}} \sum_{\langle i, j \rangle \in Path} l_{\langle i, j \rangle} \quad (5-1)$$

$$l_{\langle i, j \rangle} = \frac{R_{\langle i, j \rangle}}{U_{\langle i, j \rangle}^2} \left[\left(P_{s \rightarrow d} + P_{\langle i, j \rangle}^{\text{pre}} \right)^2 - \left(P_{\langle i, j \rangle}^{\text{pre}} \right)^2 \right] \quad (5-2)$$

式中， $S_{s \rightarrow d} = \{ Path_{s \rightarrow d} | Path_{s \rightarrow d} = \{ \langle s, i_1 \rangle, \langle i_1, i_2 \rangle, \dots, \langle i_r, d \rangle \} \}$ 所有源型路由到需求路由的集合； $R_{\langle i, j \rangle}$ 、 $U_{\langle i, j \rangle}$ 分别为传输线路的电阻及电压； $P_{i \rightarrow j}$ 表示由 ER_i 到 ER_j 的传输功率， $P_{\langle i, j \rangle}^{\text{pre}}$ 作为线路已有的传输功率。

注释 5-1：在电力系统建设中，需要根据输电容量、负载容量、线路损耗和电压降选择合适的导线截面面积和材料。根据电力系统建设要求，10kV 线路的损耗率一般为 3%~5%，4kV 线路的损耗为 7%，因此，功耗和电压下降不会影响最小损耗路径的选择。

5.2 基于 CRITIC 加权法的综合加权损耗

建立自中心局部拓扑网路结构的目的是以传输用时最少、传输损耗最低完

成供需双方的需求，因此在该拓扑网络结构的基础上，综合考虑 ER 的拥塞情况以及传输损耗。

在多指标综合评价体系中，权重分配的科学性直接决定决策结果的可靠性。传统赋权方法面临显著局限：主观赋权法(如 AHP)依赖专家经验，易受认知偏差影响；客观赋权法（如熵权法）虽依托数据驱动，仅关注指标信息量而忽视其内在关联性。尤其在能源互联网等复杂系统中，评价指标往往具有高度非线性耦合特征，指标间既存在信息冗余又存在冲突性，亟需一种能同时量化指标对比强度与矛盾性的赋权方法。CRITIC（Criteria Importance Through Intercriteria Correlation）加权法通过引入标准差衡量指标变异程度（对比强度），结合相关系数矩阵刻画指标间冲突性，利用信息量综合权重，有效解决了传统方法对指标交互关系建模不足的缺陷。本文需要同时考虑 ER 拥塞程度的参量剩余可传输率，以及线路传输损耗两个指标，因此本节采用 CRITIC 赋权法对剩余可传输率和线路传输损耗的权重进行赋值。

将基于 IAE-BiLSTM 神经网络预测模型预测的 ER 剩余可传输率和基于可行可达路径集合获取的传输损耗 作为性能指标。当一条可行可达路径的 ER 个数为 n , 则根据 CRITIC 赋权法定义的原始矩阵 $G = (g_{k_1, k_2})$, $k_1 = 1, 2, \dots, n$, $k_2 = 1, 2$ 为性能指标个数, $k_2 = 1, 2$, $g_{k_1, 2} = \eta_j$ 。

为了消除大小差异对评估结果的影响，有必要对每个指标进行无量纲处理。由于本文中处理的数据都是逆指标，即每个指标均是越小越好因此数据处理如下：

$$z_{k_1, k_2} = \frac{g_{\max} - g_{k_1, k_2}}{g_{\max} - g_{\min}}, \quad k_1 = 1, 2, \dots, n, k_2 = 1, 2 \quad (5-3)$$

指标的变异性以标准差的形式表示，其表达式如下：

$$\sigma_{k_2} = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{k_1=1}^n (z_{k_1, k_2} - \bar{z}_{k_2})^2}, k_2 = 1, 2 \quad (5-4)$$

标准差越大，说明该指标的对比强度越大，在权重确定中占比可能越高。指标的冲突性用皮尔逊相关系数表示，其表示如下：

$$r_{21} = r_{12} = \frac{\sum_{k_1=1}^n (z_{k_1,1} - \bar{z}_{k_1,1})(z_{k_1,2} - \bar{z}_{k_1,2})}{\sqrt{\sum_{k_1=1}^n (z_{k_1,1} - \bar{z}_{k_1,1})^2} \sqrt{\sum_{k_1=1}^n (z_{k_1,2} - \bar{z}_{k_1,2})^2}} \quad (5-5)$$

则冲突性指标 C_1 和 C_2 分别为:

$$C_1 = C_2 = 1 - r_{12} \quad (5-6)$$

$C_{k_2}, k_2 = 1, 2$ 的值越大表明与其他指标的冲突性越强, 该指标也就越重要。

信息承载量为:

$$I_{k_2} = \sigma_{k_2} C_{k_2}, k_2 = 1, 2 \quad (5-7)$$

信息承载量 I_{k_2} 越大, k_2 在总体评价机制作用越大, 赋予更多权重:

$$W_{k_2} = \frac{I_{k_2}}{I_1 + I_2}, k_2 = 1, 2 \quad (5-8)$$

则对任意一条可行可达路径中的 ER_{k_1} , 基于无量纲处理数据获得加权损耗表达式为:

$$l_{weight}(k_1) = \sum_{k_2=1}^2 W_{k_2} z_{k_1, k_2} \quad (5-9)$$

则路径的总综合损耗为:

$$l_{weight}^{S \rightarrow d} = \min_{Path \in S \rightarrow d} \sum_{ER_i \in Path} l_{weight}(ER_i) \quad (5-10)$$

5.3 局部拓扑结构路由器优化策略

为了解决能源互联网交易对在实际传输过程中的最优路径问题。本节基于非拥塞的局部拓扑结构, 在解决最优路径传输问题上, 分别考虑单源-单负荷能量路由交易和多源-单负荷能量路由交易的场景 (至于多源-多负荷的能量路由交易本质上可以拆分成单源-单负荷能量路由交易和多源-单负荷能量路由交易的场景), 使用 Dijkstra 算法开展路由器优化策略研究。其中, 针对多源-单负荷能量路由交易场景, 考虑到单源单路径传输不能满足负荷型能量路由的供需平衡, 基于拓扑结构所获得可行可达路径集, 采用能量分摊的方式, 在选择出综合损耗最少的传输路径, 对于剩余未满足需求的能源, 通过次优路径的选择, 实现综合最优路径的选择。表达式如下:

$$Path_{s_k \rightarrow d}^{opt} = \begin{cases} 0 & k = d \\ \arg \min(l_{S_{s_k \rightarrow d}}) & k \neq d \end{cases} \quad (5-11)$$

算法 5.1: 基于 IAE-BiLSTM 预测模型的单源-单负荷交易策略

步骤 1: 基于能源互联网实时数据及全局网络拓扑结构, 采用 IAE-BiLSTM 预测模型预测能量路由器的剩余可传输率 η_i , 令 $Path^{opt} = \emptyset$, $Path^{out} = \emptyset$, $k=1, q=1, P_q^{opt} = 0$;

步骤 2: 基于非拥塞自中心能量路由局部拓扑算法 (算法 4.1) 获得以负荷型能量路由器为中心的能源互联网局部拓扑、局部拓扑结构中源型能量路由器的个数 m 以及可行可达路径集合 $S_{Path,d}$;

步骤 3: 对于第 k 个交易对 $\langle s_k, d \rangle$, 对应的传输功率 $P_{s_k \rightarrow d}$ 以及该交易对的可行可达路径集合 $S_{s_k \rightarrow d}$, 如果 $P_{s_k \rightarrow d} > P_D$, 基于实时预测的剩余可传输率和可行可达路径的线路传输损耗, 通过 CRITIC 加权法计算可行可达路径集合 $S_{s_k \rightarrow d}$ 中的综合加权损耗 $l_{weight}(i)$, 利用 Dijkstra 算法确定最优路径 $Path_{s_k \rightarrow d}^{opt}$ 以及 $l_{S_{s_k \rightarrow d}}$, 令 $k=k+1$, $Path^{opt} = Path^{opt} \cup \{Path_{s_k \rightarrow d}^{opt}\}$;

步骤 4: 若 $k \leq m$, 返回步骤 3, 否则, 否则终止迭代, 由 $Path_q^{opt} = \arg \min_{Path^{opt}} \{l_{S_{s_k \rightarrow d}}\}$ 确定第 q 个交易传输路径, $Path^{out} = Path_q^{opt}$ 输出最优传输路径集合及相关数据, 流程框图如图 5-1:

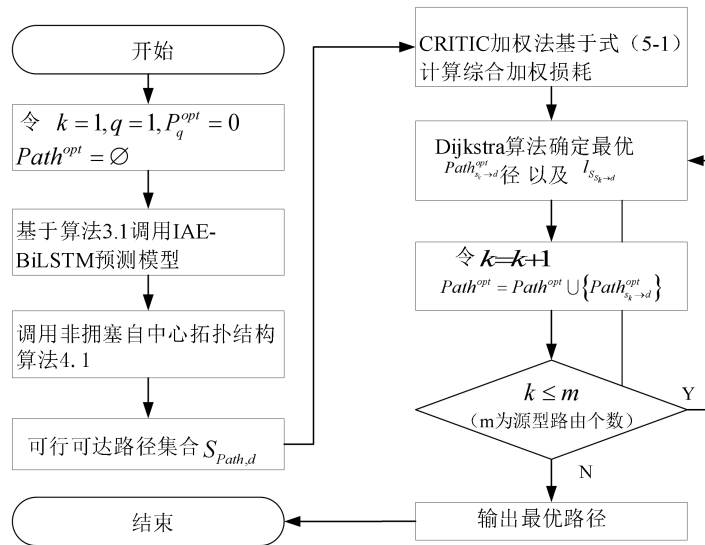


图 5-1 基于 IAE-BiLSTM 预测模型的单源-单负荷交易策略流程图

对于多源-单荷问题 Dijkstra 算法无法有效解决，但基于 IAE-BiLSTM 模型的单源-荷交易优化算法 5.1，步骤 3 和步骤 4 已经获得符合要求的交易对，将多源传输拆分成满足需求的多个单源传输，因此本优化算法仍适用于多源-荷型能量路由器路径优化。

算法 5.2：多源-单负荷的路由策略

步骤 1：基于能源互联网实时数据及全局网络拓扑结构，采用 IAE-BiLSTM 预测模型预测能量路由器的剩余可传输率 η ，令 $Path^{opt} = \emptyset$ ， $Path^{out} = \emptyset$ ， $k=1, q=1, P_q^{opt} = 0$ ；

步骤 2：基于非拥塞自中心能量路由局部拓扑算法（4.1）获得以负荷型能量路由器为中心的能源互联网局部拓扑、局部拓扑结构中源型 ER 的个数 m 以及可行可达路径集合 $S_{Path,d}$ ；

步骤 3：对于第 k 个交易对 $\langle s_k, d \rangle$ ，对应的传输功率 $P_{s_k \rightarrow d}$ 以及该交易对的可行可达路径集合 $S_{s_k \rightarrow d}$ ，基于实时预测的剩余可传输率和可行可达路径的线路传输损耗，通过 CRITIC 加权法计算可行可达路径集合 $S_{s_k \rightarrow d}$ 中的综合加权损耗 $l_{weight}(i)$ ，利用 Dijkstra 算法确定最优路径 $Path_{s_k \rightarrow d}^{opt}$ 以及 $l_{S_{s_k \rightarrow d}}$ ，令 $k=k+1$ ， $Path^{opt} = Path^{opt} \cup \{Path_{s_k \rightarrow d}^{opt}\}$ ；

步骤 4：若 $k \leq m$ ，返回步骤 3，否则，由 $Path_q^{opt} = \arg \min_{Path^{opt}} \{l_{S_{s_k \rightarrow d}}\}$ 确定第 q 个交易传输路径，以及相应的可传输功率 $P_q = \min\{P_{s_k \rightarrow d}, P_D - P_q^{opt}\}$ ，令 $P_q^{opt} = P_q^{opt} + P_q$ ， $Path^{opt} = Path^{opt} - \{Path_q^{opt}\}$ ， $Path^{out} = Path^{out} \cup \{Path_q^{opt}\}$ ；

步骤 5：如果满足 $P_q^{opt} < P_D$ ，令 $p = p+1$ ，返回步骤 4，否则终止迭代，输出最优传输路径集合 $Path^{out}$ 及其对应的传输功率和传输损耗等相关数据。

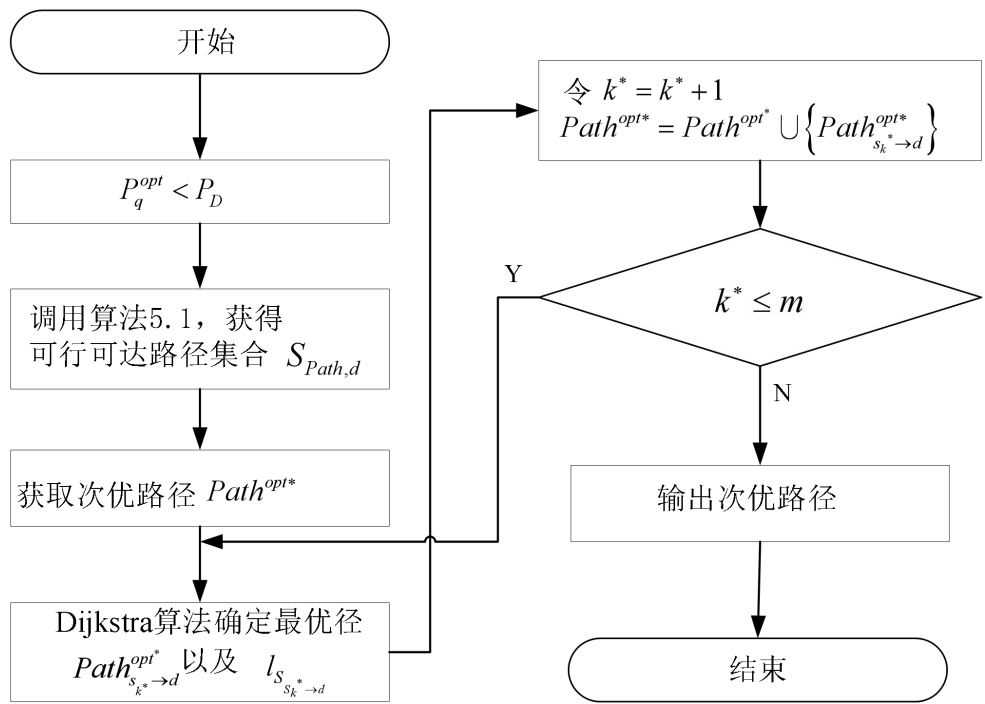


图 5-2 基于 IAE-BiLSTM 预测模型的多源-单负荷交易策略流程图

5.4 基于实时拥塞预测最优路径

以图 4-3 构建的拓扑结构为例，表 5-1 给出了 10 路由节点局部 EI 拓扑结构模型传输线路相关参数，由表的可用功率数据可发现 ER_5 为负荷路由，假设在 $t=8h$ 时，负荷型 ER_5 所需功率为 $P_5 = 60kw$ ，基于算法 4.2 可确定其满足需求的局部拓扑网络结构如图 5-4。

表 5-1 10 路由节点局部 EI 拓扑结构模型传输线路相关参数

传输线路	电阻率 Ω_m	线路容量 KW	线路容量 KV
(1,2)	0.01938	5000	11
(2,3)	0.04803	5000	11
(2,8)	0.04699	5000	11
(3,4)	0.05811	5000	11
(3,8)	0	5000	11
(4,5)	0.01335	5000	11
(4,7)	0.06181	5000	11
(6,7)	0	1500	3
(6,8)	0.09498	1500	3
(6,9)	0.08291	1500	3
(6,10)	0.06615	1500	3
(9,10)	0.08205	1500	3

情况 1：单源-单负荷交易对优化路径

以 ER_5 为起始顶点，获取 $G = (Set_{tree}, Set_E)$ ，在得到局部 EI 的同时，获取可行可达路径集合 $S_{ER1 \rightarrow ER5} = \{Path_{ER1 \rightarrow ER5}^{(i)} | i = 1, 2, \dots, 4\}$ 以及 $\eta_{s_i \rightarrow 5}^{Path}$ ，相关参量见表 5-2，具体传输路径如图 5-3：

表 5-2 传输路径及相关参数

传输路径	具体路径	路径拥塞程度 $\eta_{ER1 \rightarrow ER5}^{Path}$	综合线路损耗 KW	归一化损耗 KW
$Path_{ER1 \rightarrow ER5}^{(1)}$				
$Path_{ER1 \rightarrow ER5}^{(1)}$	$Path_{ER1 \rightarrow ER5}^{(1)} = \{1 \rightarrow 2 \rightarrow 3 \rightarrow 5\}$	0.62	0.25368	0.11421
$Path_{ER1 \rightarrow ER5}^{(2)}$	$Path_{ER1 \rightarrow ER5}^{(2)} = \{1 \rightarrow 2 \rightarrow 3 \rightarrow 4 \rightarrow 5\}$	0.55	0.13887	0.00413
$Path_{ER1 \rightarrow ER5}^{(3)}$	$Path_{ER1 \rightarrow ER5}^{(3)} = \{1 \rightarrow 2 \rightarrow 8 \rightarrow 3 \rightarrow 4 \rightarrow 5\}$	0.35	0.13783	0.07935
$Path_{ER1 \rightarrow ER5}^{(4)}$	$Path_{ER1 \rightarrow ER5}^{(4)} = \{1 \rightarrow 2 \rightarrow 8 \rightarrow 3 \rightarrow 5\}$	0.46	0.14479	0.08763

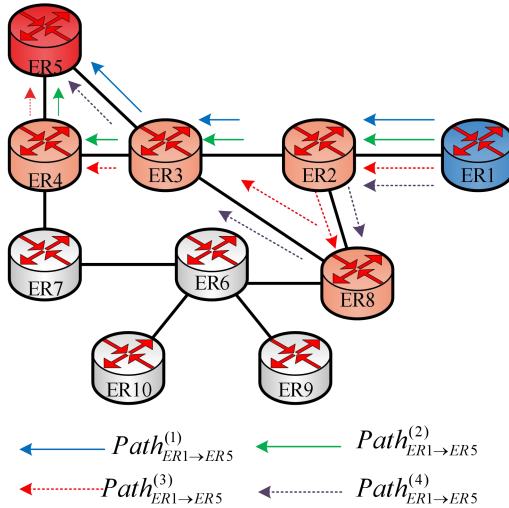


图 5-3 ER5 传输路径图

基于算法 5.1，得出了负荷型的传输路径集，虽然都能满足其需求，但该路径并非是最优路径，综合考虑传输损耗以及路径拥塞程度，具体数据如表 5-2，由表 5-2 可知，4 条可行可达路径中，在实际线路传输损耗最小获得的最优路径是，拥塞程度最小的路径，而根据加权损耗寻到最小加权损耗路线，尽管线路损耗相对高，但其潜在拥塞概率相对，但综合加权损耗最小，采用该线路进行能量传输比较安全，其传输路径如图 5-4 所示。

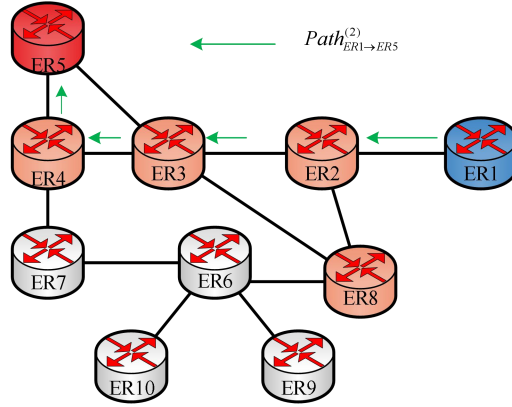


图 5-4 负荷型路由 ER5 单源-单负荷最优传输路径

情况 2：多源-单负荷交易对优化路径

在 $t=16h$ 时，负荷型 ER_3 的需求功率为 200KW，源型路由 ER_{10} 只能提供 100KW 功率，为满足负荷路由 ER_3 的需求，因此基于算法 5.2 进行次优路径的确定。源型路由 ER_9 可提供剩余 100KW 功率， $Path_{ER_9 \rightarrow ER_3}^{(2)}$ 虽然在路径拥塞程度以及综合线路损耗均大于 $Path_{ER_{10} \rightarrow ER_3}^{(1)}$ ，但此时为满足负荷型 ER_3 的最优路径组合，传输路径相关参数见表 5-3，传输路径见图 5-5。

表 5-3 ER_3 传输路径及相关参数

传输路径	具体路径	路径拥塞程度	综合线路损耗
$Path_{ER_{S_i} \rightarrow ER_3}^{(i)}$		$\eta_{ER_{S_i} \rightarrow ER_3}^{Path}$	KW
$Path_{ER_{10} \rightarrow ER_3}^{(1)}$	$Path_{ER_{10} \rightarrow ER_3}^{(1)} = \{10 \rightarrow 6 \rightarrow 8 \rightarrow 3\}$	0.48	0.01735
$Path_{ER_9 \rightarrow ER_3}^{(2)}$	$Path_{ER_9 \rightarrow ER_3}^{(2)} = \{9 \rightarrow 6 \rightarrow 8 \rightarrow 3\}$	0.39	0.06954

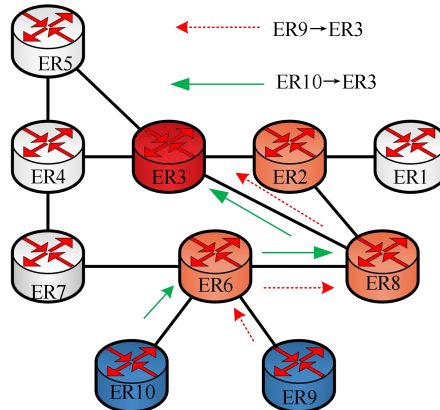


图 5-5 负荷型路由 ER_3 多源-单负荷最优传输路径

5.5 本章小结

本文首先考虑到能量路由器的单个可传输率，为此提出基于 IAE-BiLSTM 预测算法，能够实时预测路由器的拥塞情况，动态更新自中心局部 EI 结构，并且通过多次的对比，说明该算法的优越性与可靠性，利用更加客观的 CRITIC 加权法得了综合加权损失。然后使用 Dijkstra 算法来寻找最优的路径。最后，仿真实验验证了该方案的可行性和有效性。

第 6 章 总结与展望

6.1 结论

为了响应“双碳”战略的号召，进行能源低碳转型，确保能源的可持续发展我国逐步建立和完善多元清洁的能源供应体系，可再生能源在能源结构占比中不断提升，能源互联网技术应运而生。为了加快能源互联网建设，正推动着电力系统从集中式单向供能模式向多能互补的智慧能源网络演进，以能量路由器为基本单元的能源互联网拓扑建模方法和基于拓扑模型的能量路由策略研究起着关键作用。

本文针对能源互联网能量传输过程中的拥塞问题，建立 IAE-BiLSTM 预测模型，构建能源互联网非拥塞自中心局部拓扑，获得的可行可达路径集合，引入客观赋权法对路由节点拥塞和路径传输损耗进行综合加权，采用 Dijkstra 算法进行传输路径寻优，提出基于 IAE-BiLSTM 模型的实时拥塞预测能量路由优化策略。具体研究内容如下：

（1）针对能源互联网中的电能路由器的拥塞问题，为提高能源互联网中能量路由的拥塞预测精度，本文引入余弦退火函数对 AE 算法的学习率进行优化，提出 IAE 算法，也为后续提高能源互联网中能量路由预测模型的精度提供算法支撑。

（2）通过定义剩余可传输率公式用来描述能量路由节点的拥塞程度，以 IAE-BiLSTM 预测模型对能量路由节点的实时剩余可传输容量预测结果，作为构建能源互联网中以负荷型能量路由器为中心的非拥塞局部拓扑结构的拥塞风险数据参数。

（3）以负荷型能量路由器为中心的非拥塞局部拓扑结构获得可行可达路径集合，不存在潜在的传输拥塞风险，因此最大程度保障了能源互联网中能量传输的安全性；在保证传输安全的同时要最大程度降低传输路径损耗，通过采用 CRITIC 加权法对拥塞和传输损耗进行综合评价，利用 Dijkstra 算法提出基于综合损耗的能量路由优化策略，获得基于综合权重的损耗最小的传输路径。

6.2 展望

针对能源互联网工作能量传输过程中的拥塞问题，本文提出基于 IAE-BiLSTM 预测模型的实时拥塞预测能量路由优化策略，该策略考虑问题尚不全面：

（1）本文制定能量路由策略时，仅仅考虑了影响能源网络安全的拥塞问题和能源传输过程中的传输损耗问题，但能源互联网的实际运行状态中，还存在能源交易价格因素，区域性政策因素等影响能量路由策略制定的因素本文并未考虑在内，这也是我们下一步研究的侧重点。

（2）在能源传输损耗建模时，仅单纯的考虑了线路损耗，而电能经过能量路由器节点时，由于能量路由器的设备特性，同样存在着铁损和铜损以及电抗器的调节损耗。因此，在接下来的能源传输损耗建模时，应同时考虑上述影响因素。建立较为精确的能源传输损耗模型。

参考文献

- [1] 习近平主持召开中央财经委员会第九次会议[J].预算管理与会计,2021,(04):4-5.
- [2] 中华人民共和国国务院新闻办公室.新时代的中国能源发展[N].人民日报,2020-12-22(010).
- [3] 李翠,纪艳菊,张玉.智能电网技术在碳中和战略中的应用[J].现代工业经济和信息化,2023,13(12):146-149.
- [4] 李冰.碳达峰目标下我国能源结构转型路径研究[J].泰山学院学报,2023,45(02):58-66.
- [5] Waleed U, Haseeb A, Ashraf M M, et al. A multi objective artificial-hummingbird-algorithm-based framework for optimal reactive power dispatch considering renewable energy sources[J]. Energies, 2022, 15(23): 9250-9269.
- [6] 郭慧,汪飞,张笠君,罗建.基于能量路由器的智能型分布式能源网络技术[J].中国电机工程学报,2016,36(12):3314-3325.
- [7] 董朝阳,赵俊华,文福拴,薛禹胜.从智能电网到能源互联网:基本概念与研究框架[J].电力系统自动化,2014,38(15):1-11.
- [8] 王继业,李洋,路兆铭.基于能源交换机和路由器的局域能源互联网研究[J].中国电机工程学报,2016,36(13):3433-3439+3362.
- [9] 戎士敏,王聪,贺春光,等.基于城市能源互联网的配电网规划优化研究[J].电力科学与技术学报,2022,37(5):66-72.
- [10] 马志伟,胡静.电网企业适应能源互联网形态的全面创新模式研究[J].科技资讯,2022,20,(9):28-30.
- [11] 潘明明,田世明,刘宗杰,等.能源互联网中需求侧资源参与电网控制的边云协同技术研究[J].电子技术应用,2021,47,(4):24-29.
- [12] 李广朋,盛玮玥.能源互联网背景下的电力储能技术应用研究[J].光源与照明,2023,(11):144-146.
- [13] 朱慧,周艳,吴文龙,等.基于能源互联网技术的电网分布式电源布置分析[J].电气技术与经济,2024,(01):56-58.

- [14] 曹军威,孟坤,王继业,等.能源互联网与能源路由器[J].中国科学:信息科学,2014,44(6):714-727.
- [15] 田世明,栾文鹏,张东霞,等.能源互联网技术形态与关键技术[J].中国电机工程学报,2015,35(14):3482-3494.
- [16] 田兵,雷金勇,许爱东,等.基于能源路由器的能源互联网结构及能源交易模式[J].南方电网技术,2016,10(8):11-16.
- [17] 郭慧,汪飞,张笠君,罗建.基于能量路由器的智能型分布式能源网络技术[J].中国电机工程学报.2016,36(12):3314-3325.
- [18] Rifkin J. The third industrial revolution: how lateral power is transforming energy, the economy, and the world[M]. Macmillan, 2011.
- [19] 于凯,余志文,肖斐,陈静鹏,艾芊.能源互联网概述[J].低压电器,2015,000(24):1-9.
- [20] 王喜文,王叶子.德国信息化能源(E-Energy)促进计划[J].电力需求侧管理,2011,13(04):75-76+80.
- [21] 叶文亮,许婕.“双碳”目标驱动能源高质量发展的质态和策略研究[J].齐齐哈尔大学学报(哲学社会科学版),2025,(01):32-35.
- [22] 王群伟,杜倩,戴星宇.面向碳中和的可再生能源发展:研究综述[J].南京航空航天大学学报(社会科学版),2022,24(04):79-89.
- [23] 张磊.可再生能源 100%消纳全国首个城市能源互联网在浙江建成[J].能源研究与利用,2019,(05):14-15.
- [24] 孙宏斌.能源互联网——数智引领能源转型[J].软件和集成电路,2023,(09):58-59.
- [25] 张胜杰.北京未来科学城向先进能源产业要效益[N].中国能源报,2023-09-25(018).
- [26] 福建省人民政府办公厅关于印发福建省“十四五”能源发展专项规划的通知[J].福建省人民政府公报,2022,(09):47-68.
- [27] 钟永洁,韦延方,王纪泽,等.基于能源路由器的直流配电网设计[J].科技创新与应用,2016(22):60-61.
- [28] 陈静鹏,余志文,艾芊.面向能源互联网的能量路由器研究[J].电器与能效管理

- 技术,2015,57(24):10-15.
- [29] 曹阳,袁立强,朱少敏,等.面向能源互联网的配网能量路由器关键参数设计[J].
电网技术,2015,39(11):3094-3101.
- [30] Xu Y, Zhang J, Wang W, et al. Energy router: Architectures and functionalities
toward energy internet[C].2011 IEEE International Conference on Smart Grid
Communications (Smart Grid Comm). IEEE, 2011: 31-36.
- [31] 安笑蕊.电能路由器的研究与应用[D].天津大学,2014.
- [32] 曹军威,孟坤,王继业,等.能源互联网与能源路由器[J].中国科学:信息科
学,2014(6):714-727.
- [33] Zhou X, Wang F, Ma Y. An overview on energy internet[C].2015 IEEE
International Conference on Mechatronics and Automation (ICMA). IEEE, 2015:
126-131.
- [34] 曹军威,杨明博,张德华.能源互联网——信息与能源的基础设施一体化[J].南
方电网技术,2014,8(4):1-12.
- [35] Yin J, Lou K, Gong G. Overview of energy routers control strategies [J]. Journal
of Physics: Conference Series, 2022,2310: 012030.
- [36] 王柄鉴,金志刚,苏菲.能源互联网的自适应路由策略[J].电力系统及其自动化
学报,2018,30(05):96-101.
- [37] Guo H, Wang F, Li L, et al. A minimum loss routing algorithm based on real-time
transaction in energy internet[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics,
2019, 15(12): 6446-6456.
- [38] 徐良.能量路由器的用电策略及路由策略研究[D].宁波大学,2022.
- [39] 江渝,叶泓炜,张青松,等.能源互联网中基于 Dijkstra 算法的分布式电能路由策
略的实现[J].电网技术,2017,41(7):2071-2078.
- [40] 王远辉.基于最小损耗及交易价格的电能路由算法[D].安徽工程大学,2023.
- [41] 曾乐才.分布式能源与微网技术发展研究[J].上海电气技术,2013,6(1):50-56.
- [42] 林川,赵海,刘晓,等.能源互联网路由策略研究[J].电工技术学
报,2015,30(11):37-44.
- [43] 别朝红,王旭,胡源.能源互联网规划研究综述及展望[J].中国电机工程学

- 报,2017,37(22):6445-6462+6757.
- [44] Habachi O, Shiang H P, Van Der Schaar M, et al. Online learning based congestion control for adaptive multimedia transmission[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2013, 61(6): 1460-1469.
- [45] M O M C de Mello, Borges V C M, Pinto L L, et al. Load balancing routing for path length and overhead controlling in wireless mesh networks[C].2014 IEEE Symposium on Computers and Communications (ISCC). IEEE, 2014: 1-6.
- [46] Liu Y, Li J, Wu Y, et al. Coordinated control of the energy router-based smart home energy management system[J]. Applied Sciences, 2017, 7(9): 943.
- [47] 杜云飞.区域能源互联网多能互补及能量路由优化策略研究[D].华中科技大学,2022.
- [48] Guo H, Wang F, James G, et al. Graph theory -based topology design and energy routing control of the energy internet[J]. IET Generation, Transmission & Distribution, 2018, 12(20): 4507-4514.
- [49] Alhussein M, Aurangzeb K, Haider S I. Hybrid CNN-LSTM model for short-term individual household load forecasting[J]. IEEE Access, 2020, 8: 180544-180557.
- [50] 马磊.能量路由器的能量路由策略研究[J].电气开关,2023,61(03):5-8.
- [51] Chen S, Huang W, Cattani C, et al. Traffic dynamics on complex networks: a survey[J]. Mathematical Problems in Engineering, 2012, 2012(1): 732698.
- [52] 周力.小型能源路由器的电路拓扑与控制策略研究[D].电子科技大学,2017.
- [53] Razi R, Pham M C, Hably A, et al. A novel graph-based routing algorithm in residential multimicrogrid systems[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2020, 17(3): 1774-1784.
- [54] Shi X, Xu Y, Sun H. A biased min-consensus-based approach for optimal power transaction in multi-energy-router systems[J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2018, 11(1): 217-228.
- [55] 郭慧,汪飞,张笠君,等.基于撮合交易的能源互联网最小网损路由算法[J].电力系统自动化,2018,42(14):172-179.

- [56] 郭慧,汪飞,张笠君,等.基于能量路由器的能源互联网分层分区优化[J].中国电机工程学报,2018,38(16):4726-4737+4977.
- [57] 王志忠,韩茂林,胡海,等.基于晴朗系数和多层次匹配的光伏功率预测方法研究[J].电测与仪表,2019,56(8):45-50.
- [58] 林琳,邓国新,樊浩.基于天气模式识别与时空图神经网络的新能源发电功率预测[J].电气自动化,2023,45(3):30-33.
- [59] Wang K, Qi X, Liu H. A comparison of day-ahead photovoltaic power forecasting models based on deep learning neural network[J]. Applied Energy, 2019, 251: 113315.
- [60] 马磊,黄伟,李克成,等.基于 Attention-LSTM 的光伏超短期功率预测模型[J].电测与仪表,2021,58(02):146-152.
- [61] Sharadga H, Hajimirza S, Balog R S. Time series forecasting of solar power generation for large-scale photovoltaic plants[J]. Renewable Energy, 2020, 150:797-807.
- [62] Liu J, Zheng W, Liu X. Photovoltaic short-term power prediction based on PSO-GRU model[J]. Frontiers in Science and Engineering, 2021, 1(4): 73-82.
- [63] 徐沈智.考虑时空相关性的新能源电站出力时序建模方法研究[D].华中科技大学,2018.
- [64] 孙锴,张大海,李亚平,等.考虑时空不确定性的风电出力场景生成方法[J].电力自动化设备,2024,44(07):101-107.
- [65] Liu A, Li J, Ye H. A prediction model combining convolutional neural network and LSTM neural network[C]. 2023 2nd International Conference on Artificial Intelligence and Autonomous Robot Systems (AIARS). IEEE, 2023: 318-321.
- [66] Sherstinsky A. Fundamentals of recurrent neural network (RNN) and long short-term memory (LSTM) network[J]. Physica D: Nonlinear Phenomena, 2020, 404: 132306.
- [67] 朱菊萍,魏霞,谢丽蓉,等.基于 VMD 和改进 BiLSTM 的短期风电功率预测[J].太阳能学报,2024,45(6):422-428.
- [68] 时培明,郭轩宇,杜清灿,等.基于 TCN-BiLSTM-Attention-ESN 的光伏功率预测

- [J].太阳能学报,2024,45(9):304-316.
- [69] 杨亚东,耿丽清,杨耿煌,等.改进 PSO-BP 算法的短期电力负荷预测方法[J].天津职业技术师范大学学报,2024,34(03):15-20.
- [70] 陈旭.基于实时拥塞预测的电能路由器优化策略[D].安徽工程大学,2023.
- [71] Xiao Y, Cui H, Khurma R A, et al. Artificial lemming algorithm: a novel bionic meta-heuristic technique for solving real-world engineering optimization problems[J]. Artificial Intelligence Review, 2025, 58(3): 84.
- [72] Wang W, Tian W, Xu D, et al. Arctic puffin optimization: A bio-inspired metaheuristic algorithm for solving engineering design optimization[J]. Advances in Engineering Software, 2024, 195: 103694.
- [73] Yuan C, Zhao D, Heidari A A, et al. Polar lights optimizer: algorithm and applications in image segmentation and feature selection[J]. Neurocomputing, 2024, 607: 128427.
- [74] Tian Z, Gai M. Football team training algorithm: A novel sport-inspired meta-heuristic optimization algorithm for global optimization[J]. Expert Systems with Applications, 2024, 245: 123088.
- [75] Alhijawi B, Awajan A. Genetic algorithms: Theory, genetic operators, solutions, and applications[J]. Evolutionary Intelligence, 2024, 17(3): 1245-1256.
- [76] Gao H, Zhang Q . Alpha evolution: an efficient evolutionary algorithm with evolution path adaptation and matrix generation[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence,2024,137(PB):109202-109202.
- [77] 邓浩航.基于动态图神经网络的洗钱行为研究[D].南昌大学,2024.
- [78] Yue T, Li T. Crisscross moss growth optimization: an enhanced bio-inspired algorithm for global production and optimization[J]. Biomimetics, 2025, 10(1): 32-32.
- [79] Li W, Yang X, Yin Y, et al. A novel hybrid improved rime algorithm for global optimization problems[J]. Biomimetics, 2024, 10(1): 14-14.
- [80] Abualigah L, Particle Swarm optimization: advances, applications, and experimental insights[J]. Computers, Materials & Continua,2025,82(2):1539-1592.

- [81] 刘景森,范文凯,孙琳,等.求解多维复杂函数及真实世界工程设计问题的高效海洋捕食者算法[J].工程科学学报,2024,46(10):1864-1879.
- [82] Xue J, Shen B. A novel swarm intelligence optimization approach: sparrow search algorithm[J]. Systems science & control engineering, 2020, 8(1): 22-34.
- [83] 朱松.基于 DMPC 的大规模新能源互联网电力系统负荷频率控制[D].华北理工大学,2023.
- [84] 潘世瑶.基于集成学习与智能优化算法的 LSTM 短期电力负荷预测[D].中国矿业大学,2023.
- [85] 王珊珊,吴霓,何嘉文,等.基于 SSA-BiLSTM-AT 的短期风电功率预测[J].湖北工业大学学报,2024,39(05):25-30.
- [86] 王帅党,程鹏.基于 GWO 优化 BiLSTM 模型的地区短期风功率的预测[J].黑龙江科学,2023,14(16):28-31+35.
- [87] 刘祉好,王鹤炅.基于 SSA-CNN-BiLSTM 对光伏功率预测[J].现代工业经济和信息化,2025,15(01):235-236.
- [88] Dai Z, Liang S, Tang Y, et al. Efficient state estimation through rapid topological analysis based on spatiotemporal graph methodology[J]. IEEE Open Access Journal of Power and Energy, 2024.
- [89] Alboody A, Sèdes F, Inglada J. Modeling topological relations between uncertain spatial regions in geo-spatial databases: Uncertain intersection and difference topological model[C]. 2010 Second International Conference on Advances in Databases, Knowledge, and Data Applications. IEEE, 2010: 7-15.
- [90] Xie S, Yang Z, Feng Y, et al. Construction method for a dual-layer topological model of sparse road networks in geological and meteorological disaster-prone areas[C]. International Conference on Traffic and Transportation Studies. Singapore: Springer Nature Singapore, 2024: 436-444.
- [91] Xiong Y, Zhang Z, Chen X. Improving Deep Learning Model for Drug Synergy Prediction via Topological Features[C]. 2024 IEEE International Conference on Bioinformatics and Biomedicine (BIBM). IEEE, 2024: 1269-1274.

攻读硕士期间取得的学术成果

发表的学术论文:

- [1] 马文静,张艳,陈旭.基于 SSA-BiLSTM 模型的实时拥塞预测能量路由器优化策略[J/OL].重庆工商大学学报(自然科学版),1-10[2025-05-08].

致谢

时光飞逝，三年的研究生生涯即将画上句点。站在安徽工程大学的校园里，回想这段求学时光，心中充满感激。在此，我想向所有帮助过我的老师、同学和家人致以最真挚的感谢。

首先，要感谢我的导师张艳副教授。您教会我的不仅是专业知识，更是一种思考的范式。记得我交上的每一篇论文，您用红笔批注："问题意识不足，结构不够清晰。"当时的迷茫如今化为感激，正是这种严谨到近乎严苛的要求，打磨掉我思维上的毛边。您总说："做学问如同在密林中开路，既要胆识也要耐心。"去年冬天，我因代码陷入焦虑，是您陪我重新梳理，在办公室的那一个下午，我忽然明白研究本就是不断试错的过程。实验室里无数个共同研讨的日夜，微信上深夜传输的文档，以及密密麻麻的批注建议，都让我深刻体会到一名学者的责任与热忱。

特别感谢实验室的每一位伙伴：师兄师姐耐心指导我实验方法，同窗陪我反复调试程序到深夜，师妹主动帮忙处理杂务，还常送来零食和奶茶为我加油。那些一起熬夜改论文、互相鼓励的日子，是这三年最温暖的回忆，你们的存在，让这条艰辛的求知之路有了欢声笑语。

父母三十年如一日的支持是我最坚实的后盾，出身普通工薪家庭的我能心无旁骛地读书。我所做的每一个决定，从未质疑过，最深沉的谢意献给我的父母。你们总是默默地鼓励我，在我陷入迷茫和困境时给我鼓励，坚信我是最优秀的。

山水一程，三生有幸。这三年时光，与其说我获得了硕士学位，不如说收获了看待世界的全新视角。知识会更新，论文会被超越，但这段旅程中沉淀的思维方式和精神底色将伴随终生。我深知自己探索的领域只是人类知识海洋中的一滴水，但正是无数这样的水滴汇聚成文明的长河。感谢所有在这段旅程中给予我光亮的人，你们让我相信，思想的密林虽然幽深，但辟路前行的脚步永不会孤独。

未来的路还长，我将带着你们的馈赠继续前行。

尚德敏学 唯实唯新

