

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.250867

# 适用于新能源电力系统交流线路过流保护在线整定的 高效极端运行方式搜索方法

李彦<sup>1</sup>, 杨增力<sup>2</sup>, 王晶<sup>2</sup>, 王紫薇<sup>3</sup>, 韩笑宇<sup>1</sup>, 王镜毓<sup>4</sup>, 李银红<sup>1</sup>, 石东源<sup>1</sup>

(1. 华中科技大学电气与电子工程学院, 湖北 武汉 430074; 2. 国网湖北省电力有限公司, 湖北 武汉 430048;  
3. 国网武汉供电公司, 湖北 武汉 430010; 4. 强电磁技术全国重点实验室(华中科技大学), 湖北 武汉 430074)

**摘要:** 极端运行方式搜索(extreme operating conditions search, EOCS)问题是继电保护整定计算的核心问题之一, 用以保证保护定值投入后能够适应系统一段时间内运行方式的变化。新能源电力系统的运行方式更加灵活多变, 亟需在线整定计算方法。然而现有的 EOCS 方法在效率上无法满足在线整定的需求。为缩短计算时间, 首次将深度学习应用于 EOCS 问题, 提出了一种并行图神经网络的高效方法。首先, 将电力系统结构建模为 4 个矩阵, 由图神经网络进行特征提取。然后, 将高维特征拼接并拉伸, 输入决策网络以预测极端运行方式。最后, 在 IEEE39 节点和 118 节点系统上进行了验证。结果表明, 所提方法在提高计算效率的同时具有较高的准确率。

**关键词:** 极端运行方式搜索; 图神经网络; 新能源电力系统; 整定计算

## Efficient extreme operating condition search method for online relay setting of overcurrent protection for AC transmission lines in new energy power systems

LI Yan<sup>1</sup>, YANG Zengli<sup>2</sup>, WANG Jing<sup>2</sup>, WANG Ziwei<sup>3</sup>, HAN Xiaoyu<sup>1</sup>, WANG Jingyu<sup>4</sup>, LI Yinhong<sup>1</sup>, SHI Dongyuan<sup>1</sup>

(1. School of Electrical and Electronic Engineering, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, China;  
2. State Grid Hubei Electric Power Co., Ltd., Wuhan 430048, China; 3. State Grid Wuhan Electric Power Company, Wuhan 430010, China; 4. State Key Laboratory of Advanced Electromagnetic Technology, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, China)

**Abstract:** Extreme operating condition search (EOCS) is one of the core issues in relay protection setting calculation, used to ensure that protection settings can adapt to variations in system operating conditions over a certain period after being deployed. In new energy power systems, operating conditions are more flexible and dynamic, necessitating online setting calculation methods. However, existing EOCS methods fail to meet the efficiency requirements of online applications. To reduce computation time, this paper applies deep learning to the EOCS problem for the first time and proposes an efficient method based on a parallel graph neural network. First, the power system structure is modeled using four matrices, and feature extraction is performed by a graph neural network. Subsequently, the high-dimensional features are concatenated and flattened before being fed into a decision network to predict extreme operating conditions. Finally, the proposed method is validated on the IEEE39-bus and 118-bus systems. Results demonstrate that the proposed method achieves higher accuracy while significantly improving computational efficiency.

This work is supported by the National Natural Science Foundation of China (No. 52207107).

**Key words:** extreme operating condition search; graph neural network; new energy power system; setting calculation

## 0 引言

继电保护是电力系统中用于检测、隔离故障设

备或异常工况, 保障电力设备和电网安全运行的关键技术。在故障发生时, 继电保护触发断路器动作以切除故障, 防止故障扩大, 最大限度地减小停电范围<sup>[1-3]</sup>。当前整定计算的工程实践中, 通常首先形成系统在常规情况下的运行方式集合。运行方式集以电力系统典型运行方式为基础, 结合日常运行经

**基金项目:** 国家自然科学基金项目资助(52207107); 中国科协青年人才托举工程项目资助(YESS20240100)

验, 按一定规则考虑待整定保护周边电力设备的运行状态组合。之后, 从运行方式集中, 筛选出使待整定保护所在位置的短路电流、感受阻抗、分支系数等相关电气量达到极值的系统运行方式。在该运行方式下协调待整定保护与其上下级保护间的配合关系, 最终计算得到保护定值<sup>[4]</sup>。

在上述整定计算过程中, 筛选得到的使保护相关电气量达到极值时的运行方式就是整定该保护需要考虑的极端运行方式<sup>[5]</sup>(extreme operating condition, EOC)。从数学角度看, 极端运行方式搜索(extreme operating condition search, EOCS)问题属于组合优化问题<sup>[6]</sup>。目前工程实践中普遍采用离线整定模式, 即在离线状态下求解电力系统中所有保护的整定值, 在线运行时整定值在较长时间内都保持不变。离线整定模式对整定计算的效率要求不高。因此通常采用局部枚举法、启发式算法<sup>[7]</sup>、数学规划<sup>[8]</sup>等来求解 EOCS 问题。1) 局部枚举法通常在保护附近区域内评估极端运行方式。2) 启发式算法将元件运行状态编码为特征, 采用特定量化评价函数进行优化。3) 数学规划法则将问题建模为混合整数规划等模型进行求解。文献[9]中结合图论与虚拟支路法提出了一种极端运行方式搜索方法, 关键在于辨识关键开环支路。文献[10]提出了一种基于遗传算法的极端厂站运行方式组合方法, 在计算速度和准确度上均有所改进。文献[11]提出了一种基于故障特征提取的最严苛工况搜索方法, 用以加速直流差动保护的整定。文献[12]提出了电源贡献系数的概念, 构建了电源运行方式的选择方法。文献[13]提出了一种基于快速凸包算法的极端运行方式搜索方法, 结合发电充裕度、电爬坡需求、网络传输安全 3 个维度进行分析。文献[14]总结了正序助增系数受故障位置的影响规律, 提出了一种针对最严苛正序助增系数的故障位置快速选取方法。文献[4]针对相间距离保护的 EOCS 问题展开研究, 包括传统厂站、新能源厂站组合方式和故障位置选取方法。然而, 上述局部枚举法、启发式算法和数学规划方法的计算时间随着待解决问题的维度增加而增长, 因此方法的可扩展性是目前最大的挑战<sup>[15]</sup>。

新能源电力系统的运行方式更加灵活多变, 特殊运行场景经常发生, 传统离线整定计算模式难以适应<sup>[16]</sup>。一方面, 离线整定计算以电力系统的典型运行方式为起点进行运行方式组合, 以筛选极端运行方式。而新能源电力系统中源荷波动随机性强, 系统典型运行方式难以定义。另一方面, 离线整定计算通常不考虑罕见的特殊场景, 新能源机组受恶劣气象影响大, 因此新能源电力系统更容易出现特

殊运行方式<sup>[17]</sup>。为应对上述挑战, 新能源电力系统需要采取在线整定计算模式。在线整定计算指的是在线监测电力系统的运行方式变化, 当保护定值出现显著性能退化时重新进行整定计算。相较于离线整定, 在线整定计算将更频繁地改变保护定值<sup>[18]</sup>。需要指出的是, 在线整定计算不等于实时整定计算, 仍需根据系统当前运行状态, 在未来一段时间的预想运行方式变化范畴内进行极端运行方式搜索。这是因为在线更新保护定值涉及通信过程, 不宜频繁进行定值调整, 以防止通信错误与延迟。

在线整定计算模式对 EOCS 问题求解效率提出了更高要求。电力系统状态空间、动作空间维度高, 使得 EOCS 问题的搜索空间大。局部枚举法与传统组合优化的求解方法搜索慢, 无法满足在线整定的效率要求<sup>[19]</sup>。此外, 上述方法都涉及大量的短路计算, 而新能源机组通常被建模为非线性模型, 因此在短路计算时需要迭代求解<sup>[20]</sup>, 进一步增加了极端运行方式搜索过程的在线求解时间。急需研究一种无需在线进行大量短路计算的高效 EOCS 方法。

近年来, 深度学习技术得到飞速发展, 并且被广泛应用于电力系统的各个领域<sup>[21]</sup>。与枚举法、数学规划等在线式算法不同的是, 深度学习通常分为离线训练和在线应用两个阶段, 通过离线学习特征与输出之间的映射关系, 大幅缩短在线推理的时间, 因此具有缩短求解 EOCS 问题时间的潜力<sup>[22]</sup>。

针对极端运行方式快速搜索问题, 本文提出了一种并行图神经网络(parallel graph neural network, PGNN)的高效方法, 采用图神经网络(graph neural network, GNN)分别提取系统元件类型、拓扑结构、电气距离、图距离等特征, 再通过决策网络计算极端运行方式。算例结果表明, 本文所提方法显著减少了在线计算的时间, 同时准确率更高。

## 1 极端运行方式搜索问题的数学建模

### 1.1 面向整定计算的新能源电力系统短路计算

短路计算是继电保护整定计算的重要基础。基于节点导纳矩阵的短路计算方法是最常用的短路计算方法之一。该方法基于叠加定理, 故障时刻的节点导纳矩阵  $\mathbf{Y}_{120}^{(f)}$  可以由在正常时刻的导纳矩阵与故障分量  $\Delta \mathbf{Y}$  叠加得到, 同时假设故障瞬间节点的三序注入电流  $\mathbf{I}_{120}$  不变, 从而可求解三序电压、三相电压与短路电流<sup>[23]</sup>。

需要指出的是, 电力系统的继电保护整定计算场景中通常假设系统为空载网络, 即不考虑发电机组的有功功率和负荷的影响。一方面, 短路电流通常远大于负荷电流, 且整定计算通过可靠系数等方

法留有一定裕度,因此在短路计算时通常忽略负荷电流,将系统作为空载网络计算;另一方面,整定计算过程需要进行大批量的故障计算,计算成本高,系统为空载网络的假设可以在保证保护定值性能的前提下有效降低整定计算的计算开销。在此假设下,可以采用线性代数与矩阵运算的方法直接求解短路电流<sup>[24-25]</sup>。

对于新能源电力系统,可根据故障特性将节点分为3类:同步发电机节点、新能源机组节点以及其他节点。在短路计算中,同步发电机被建模为恒定电压源,而新能源机组则被建模为非线性的压控电流源。具体而言,根据新能源电源类型,新能源机组的短路电流计算模型可分为以下两种<sup>[24-26]</sup>。

1) 全功率逆变器电源(full-power inverter power supply, FIPS)模型,主要指光伏电源,其电压-电流特性如图1所示。图中: $U_1$ 为机端正序电压; $I_{k,FIPS}$ 为FIPS的输出电流; $I_{lim}$ 为输出电流的上限; $\lambda$ 为故障前输出功率与额定容量的比值。

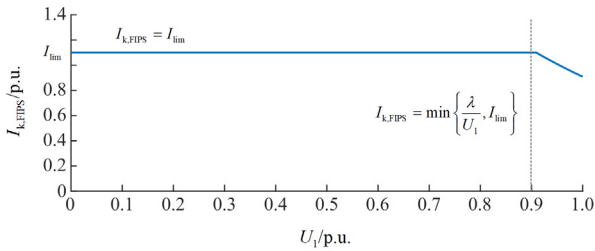


图1 FIPS 的电压-电流特性

Fig. 1 Voltage-current characteristics of FIPS

2) 部分功率逆变器电源(partial-power inverter power supply, PIPS)模型,主要指双馈风机,其电压-电流特性如图2所示。图中: $U$ 为机端电压; $I_{k,PIPS}$ 为PIPS的输出电流; $I_{dcb}$ 和 $I_{qcb}$ 为等效阻抗系数,其数值由PIPS的运行模式决定; $P_0$ 为故障前有功功率。

与只包含同步发电机的电力系统不同,新能源电力系统的短路计算不再是求解线性方程组。故障发生时,新能源机组的输出电流与机端电压均会发生变化,需要通过迭代计算求解短路电流<sup>[27]</sup>。

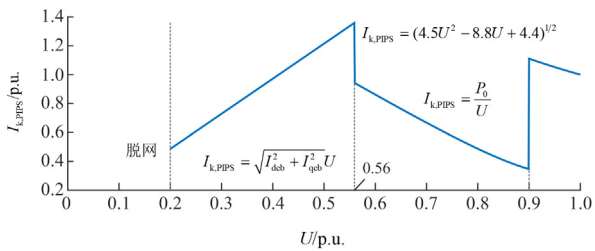


图2 PIPS 的电压-电流特性

Fig. 2 Voltage-current characteristics of PIPS

此外,由于电流损耗,在短路计算中通常仅需要考虑故障点附近若干级范围内新能源机组的注入电流,而将范围外新能源机组的注入电流设为零。因此,对于上述3种类型的节点,注入电流可按式(1)计算。

$$I_i = \begin{cases} 1/x_{d,i}'' & i \in \mathcal{G} \\ I_{k,FIPS,i} \text{ 或 } I_{k,PIPS,i} & i \in \mathcal{R} \text{ 且 } i \in \mathcal{N}_c(i_f) \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (1)$$

式中: $I_i$ 为第*i*个节点的注入电流; $x_{d,i}''$ 为第*i*个节点上连接的同步发电机的次暂态电抗; $\mathcal{G}$ 为发电机节点集合; $I_{k,FIPS,i}$ 、 $I_{k,PIPS,i}$ 分别为第*i*个节点接入FIPS、PIPS时的注入电流,由图1、图2中的特性决定; $\mathcal{R}$ 为新能源机组节点集合; $i_f$ 为故障节点; $\mathcal{N}_c(i_f)$ 为故障节点*c*级范围内的节点集合。

### 1.2 极端运行方式搜索问题的数学模型

极端运行方式搜索问题具体指的是,在电力系统某初始运行状态下,对于一个具体的保护,寻找使得其选择性或灵敏性达到临界状态的运行方式,并求取保护整定计算需要的整定预备量。本文以瞬时过流保护的选择性极端运行方式为例进行研究。

瞬时过流保护是一种简单、常用的输电线路保护,通过检测流过线路的电流是否大于整定值判断短路故障是否发生<sup>[28]</sup>。其整定原则为整定值躲过线路末端最大短路电流,以满足保护选择性。因此,瞬时过流保护的极端运行方式是使得线路末端短路电流最大的运行方式。在图3所示的典型网络结构中,线路AB首端保护 $P_1$ 的整定值与动作判据为

$$I_{set}^{P_1} = K_f I_{max}^{P_1} \quad (2)$$

$$I^P > I_{set}^{P_1} \quad (3)$$

式中: $I_{set}^{P_1}$ 为保护 $P_1$ 的整定值; $K_f$ 为可靠系数,通常取1.2~1.3; $I_{max}^{P_1}$ 为线路末端母线B发生短路故障时保护 $P_1$ 处测量的最大短路电流,通常认为是系统最大运行方式下线路末端发生三相短路时的短路电流; $I^P$ 为保护 $P_1$ 处测量电流的大小。

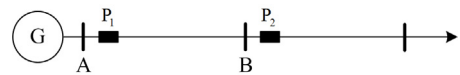


图3 典型网络结构示意图

Fig. 3 Schematic diagram of a typical grid structure

因此瞬时电流保护的整定计算首先需要计算线路末端母线发生短路故障时保护处测量的最大短路电流 $I_{max}^{P_1}$ 即保护 $P_1$ 的整定预备量。同时极端运行方式通常考虑在系统*N-k*范围内进行,即最多考虑

系统中其他  $k$  条线路的停运,  $N$  表示系统初始运行状态。这样的假设也是合理的, 因为系统同时发生多重故障的概率极低, 而且短路电流也不是随着停运线路的增多而无限制增大。令  $I^p$  为发生三相短路故障时流过保护  $P_p$  的故障电流, 可建立极端运行方式搜索问题的数学模型如式(4)所示。

$$I_{\max}^p = \max I^p = \max F_{SC}(\boldsymbol{\tau} | \boldsymbol{\tau}_0, p) \quad (4)$$

$$\text{s.t.} \begin{cases} \boldsymbol{\tau}_0 \in \{0, 1\}^m, \boldsymbol{\tau} \in \{0, 1\}^m \\ m - m_0 \leq \|\boldsymbol{\tau}_0\|_0 \leq m \\ \|\boldsymbol{\tau}_0\|_0 - \|\boldsymbol{\tau}\|_0 \leq k \\ p \in \{1, 2, \dots, m\} \end{cases} \quad (5)$$

式中:  $I_{\max}^p$  为目标函数, 表示最大故障电流;  $F_{SC}$  为用于求解短路电流的函数;  $\boldsymbol{\tau}$  为需要求解的极端运行方式向量;  $\boldsymbol{\tau}_0$  为系统的初始运行方式向量;  $p$  为待整定保护所在的线路编号,  $m$  为线路条数;  $m_0$  为初始运行方式  $\boldsymbol{\tau}_0$  下最大可能停运的线路条数。  $\boldsymbol{\tau}$  和  $\boldsymbol{\tau}_0$  长度均为  $m$ , 每个元素与系统中的输电线路一一对应, 为 1 表示对应的线路处于运行状态, 为 0 表示停运。假设初始状态下可能有  $0 \sim m_0$  条线路已经停运,  $m_0$  根据系统大小和算力设备设定, 引入  $m_0$  可以充分考虑系统拓扑变化。因此瞬时过流保护的选择性极端运行方式搜索问题的具体描述为, 在系统初始运行方式  $\boldsymbol{\tau}_0$  下, 寻找当待整定保护所在线路  $p$  的末端发生三相短路故障时, 使得流过线路首端保护的短路电流最大的系统中所有线路的投/停状态组合, 就是该保护的极端运行方式  $\boldsymbol{\tau}$ 。

三相短路故障的故障分量  $\Delta Y$  形式较为简单, 由式(6)的  $\Delta y$  确定。

$$\Delta y = \begin{bmatrix} y_{11} & y_{12} & y_{10} \\ y_{21} & y_{22} & y_{20} \\ y_{01} & y_{02} & y_{00} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} M & & \\ & M & \\ & & M \end{bmatrix}_{3 \times 3} \quad (6)$$

式中: 下标“0”、“1”、“2”分别表示正序、负序、零序;  $M$  为无穷大, 而在实际实现时可以通过一个较大的数值(如  $10^6$ )来引入。  $\Delta y$  中的每个值对应于  $\Delta Y$  中 9 个区域中的每个值, 如图 4 所示, 其中  $n$  为节点个数。

## 2 基于 PGNN 的极端运行方式搜索框架

### 2.1 图神经网络

图神经网络<sup>[29]</sup>是一种专门用于处理包含节点和边的图结构数据的神经网络, 如图 5 所示。与卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)聚合相邻像素点信息的处理方式不同, 图神经网络基

于消息传递机制, 根据节点间的连接关系聚合信息。在图神经网络中, 每个节点(红色节点)基于自身信息和相连节点(蓝色节点)的信息更新自身特征向量, 使得消息在网络中传播, 并通过堆叠多个卷积层聚合更远的节点信息(白色节点)。最终每个节点的特征将包含来自一定数量邻近层内所有节点的信息。层数越多, 则节点的感受野越广。

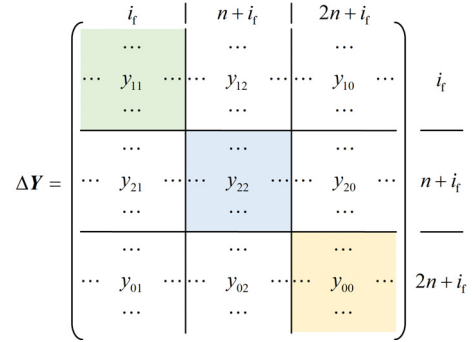


图 4 节点导纳矩阵故障分量形成方法

Fig. 4 Method for forming fault components of node admittance matrix

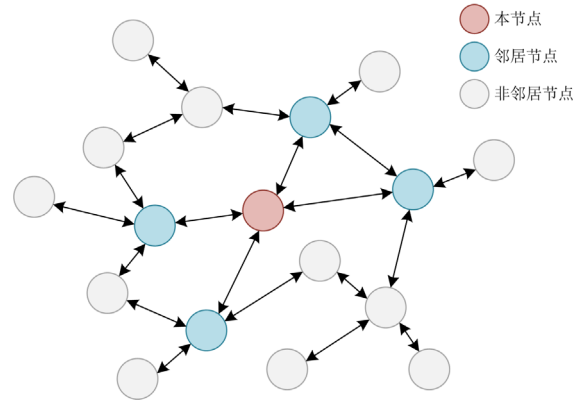


图 5 图神经网络的基本原理

Fig. 5 Schematic diagram of GNN principle

图采样聚合网络(graph sample and aggregate, GraphSAGE)是一种改进的图神经网络, 它通过采样和聚合邻居信息来为节点生成特征向量<sup>[30]</sup>。GraphSAGE 根据式(7)更新节点特征向量。

$$\mathbf{h}_v^{(l+1)} = \sigma(\mathbf{W}^{(l)} \cdot F_{AGG}^{(l)}(\{\mathbf{h}_u^{(l)}, \forall u \in \mathcal{N}(v)\})) \quad (7)$$

式中:  $\mathbf{h}_v^{(l+1)}$  为第  $l+1$  层中节点  $v$  的节点特征向量;  $\sigma(\cdot)$  为激活函数;  $\mathbf{W}^{(l)}$  为待学习的权重矩阵;  $F_{AGG}(\cdot)$  为聚合函数, 如式(8)所示;  $\mathbf{h}_u^{(l)}$  为第  $l$  层中节点  $u$  的节点特征向量;  $\mathcal{N}(v)$  为节点  $v$  的邻居节点集合, 用于聚合连接节点的特征, 包括求和、平均、最大池化等。

$$F_{\text{AGG}}(\mathbf{h}_u^{(l)}, \forall u \in \mathcal{N}(v)) = \begin{cases} \sum_{u \in \mathcal{N}(v)} \mathbf{h}_u^{(l)}, \text{求和} \\ \frac{\sum_{u \in \mathcal{N}(v)} \mathbf{h}_u^{(l)}}{|\mathcal{N}(v)|}, \text{平均} \\ \max_{u \in \mathcal{N}(v)} \mathbf{h}_u^{(l)}, \text{最大池化} \\ \vdots \end{cases} \quad (8)$$

传统卷积神经网络基于像素的空间位置进行特征聚合的方式,适用于处理欧几里得数据;相比之下,图神经网络基于节点之间的连接关系进行特征聚合,因此适合处理非欧几里得数据<sup>[31]</sup>。电力系统中包含节点与边,可以被建模为图结构,并以图结构数据的形式描述。同时,电力系统的节点编号是人为定义的,本身并不具备空间特征,属于非欧几里得数据。因此,图神经网络直观上能够更好地提取电力系统的特征<sup>[32]</sup>。

## 2.2 分层特征编码方法

本节提出一种分层特征编码方法,分别从元件参数、拓扑结构、电气距离、图距离角度提取电力系统信息。首先将4种信息分别构建为维度相同的方阵形式,再将方阵的每一行作为对应节点的特征输入图神经网络。4个方阵的维度与电力系统中的母线个数相同,同时所有元素均设置在0~1范围内,目的是保证矩阵的归一化。

1) 元件参数矩阵  $\mathbf{C}$ : 元件参数矩阵包含电力元件类型与元件参数信息。电力系统主要包含同步发电机、新能源机组、输电线路、变压器、母线等电力元件。按照相连的元件类型不同将节点进行分类,采用矩阵的对角元素表示节点类型,非对角元素表示连接两个节点支路的阻抗,具体为

$$C_{ii} = \begin{cases} 1, & i \in \mathcal{G} \\ 2/3, & i \in \mathcal{R} \\ 1/3, & i \in \mathcal{T} \\ 0, & \text{其他} \end{cases}, C_{ij} = \begin{cases} z_{b(i,j)}, & j \in \mathcal{N}(i) \\ 0, & j \notin \mathcal{N}(i) \end{cases} \quad (9)$$

式中:  $C_{ii}$  为矩阵  $\mathbf{C}$  中第  $i$  行第  $i$  列的元素,表示节点  $i$  的元件参数特征;  $C_{ij}$  表示节点  $i$ 、 $j$  之间的元件参数特征,下文其他3个矩阵与之类似;  $\mathcal{T}$  为变压器节点集合;  $\mathcal{N}(i)$  为节点  $i$  的邻居节点集合;  $z_{b(i,j)}$  为连接节点  $i$ 、 $j$  的线路支路或变压器支路  $b(i,j)$  的阻抗。

2) 拓扑结构矩阵  $\mathbf{T}$ : 拓扑结构矩阵包含电网中各母线间的连接关系和保护所在位置信息,具体为

$$T_{ij} = \begin{cases} 1, & i = j \text{ 或 } j \in \mathcal{N}(i) \\ 0.5, & b(i,j) = p \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (10)$$

式中: 1 表示母线  $i$ 、 $j$  之间有支路直接相连, 0 表示两节点不直接相连;  $b(i,j) = p$  表示待整定的保护位于节点  $i$ 、 $j$  相连的线路上。

3) 电气距离矩阵  $\mathbf{D}_Z$ : 电气距离矩阵包含电网中各母线之间的电气距离信息,由互阻抗衡量,具体为

$$D_{Zij} = \begin{cases} 0, & i = j \\ Z_{ij}, & i \neq j \end{cases} \quad (11)$$

式中:  $D_{Zij}$ 、 $Z_{ij}$  分别为电气距离矩阵  $\mathbf{D}_Z$ 、节点阻抗矩阵  $\mathbf{Z}$  中第  $i$  行、第  $j$  列的元素。

4) 图距离矩阵  $\mathbf{D}$ : 图距离矩阵包含图结构中所有节点两两之间的最短距离信息,通常由 Dijkstra 算法求解两个节点之间的最短距离<sup>[33]</sup>。图距离矩阵如式(12)所示。

$$D_{ij} = \begin{cases} 0, & i = j \\ F_{\text{Dijkstra}}(i,j), & i \neq j \end{cases} \quad (12)$$

式中:  $D_{ij}$  为图距离矩阵  $\mathbf{D}$  中第  $i$  行、第  $j$  列的元素;  $F_{\text{Dijkstra}}$  为 Dijkstra 函数。

## 2.3 并行图神经网络框架

本节构建了一种并行图神经网络框架,用于处理根据分层特征编码提取的系统特征矩阵。并行图神经网络的输入为4个特征编码矩阵  $\mathbf{C}$ 、 $\mathbf{T}$ 、 $\mathbf{D}_Z$ 、 $\mathbf{D}$ , 输出为与输入信息相对应的极端运行方式。

如图6所示,并行图神经网络框架包含两部分: 特征提取网络和决策网络。特征提取网络由4个独立的图神经网络组成。每个图神经网络包含多个 GraphSAGE 层,分别提取系统的4类特征。电力系统中的母线对应图神经网络中的节点,支路对应图神经网络中的边。4个独立的图神经网络中,节点特征为对应特征编码矩阵中的行向量。图神经网络中的节点数量以及每个节点输入特征的维度均与系统中的母线数量相同。特征提取网络的输出是电力系统的高维隐藏层特征。

将提取出的4类隐藏层特征进行拼接与拉伸后输入决策网络。决策网络是一个多层感知机。假设特征提取网络输出节点的特征维度为  $d$ 。考虑在系统  $N-k$  范围内的搜索极端运行方式。 $k$  是一个预设值,表示与初始运行方式相比,极端运行方式中可停运的线路数量最多为  $k$  条,通常取1~3。则决策网络的输入维度为  $4dn$ , 输出维度与线路条数相同,即每个输出维度对应一条线路的投/停状态。决策网络最终经过 sigmoid 函数输出,以确保所有输出值为正。取输出神经元中大于0.5的、按值降序排列中的前  $k$  项对应的线路停运,设定这  $k$  条线路

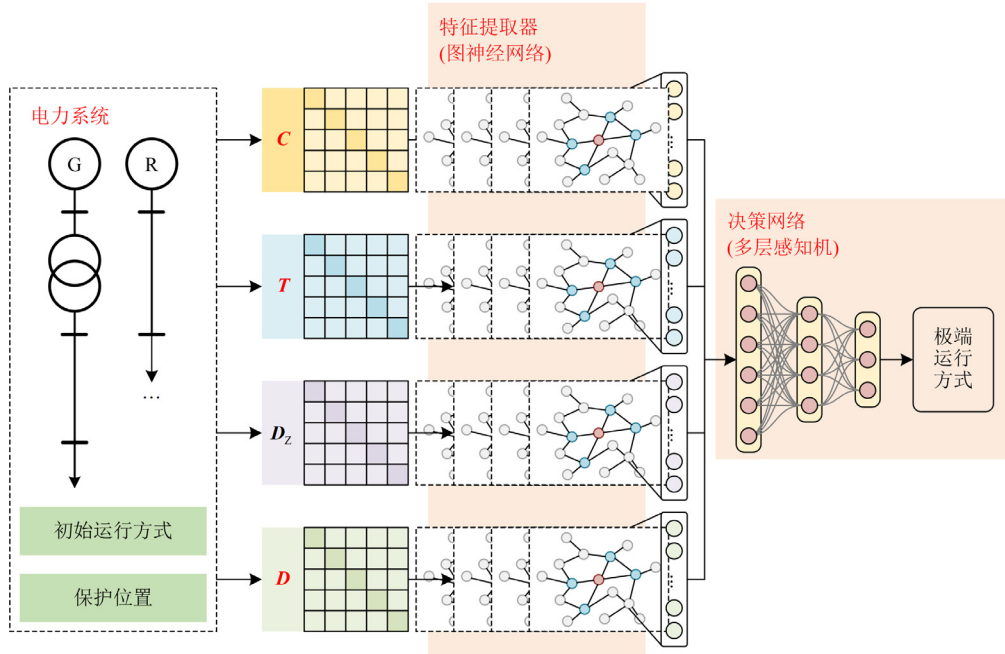


图6 并行图神经网络框架示意图

Fig. 6 Framework of the parallel graph neural network

就是极端运行方式需要停运的线路。如果输出中大于 0.5 的值不足  $k$  个, 则取所有这些值对应的线路停运。采用二元交叉熵函数作为损失函数, 对并行图神经网络进行有监督训练。测试、训练数据均通过枚举法获得。随机抽取若干个系统初始运行状态, 包括线路投/停状态  $\tau_0$  与保护所在线路  $p$ , 在式(7)的约束范围内, 通过枚举法依次遍历所有线路投/停状态的组合方式, 寻找使得流过保护位置短路电流最大的极端运行方式, 作为该输入的标签。标签中需要停运的线路设置为 1, 其他线路设置为 0。

基于并行图神经网络框架解决瞬时电流保护选择性极端运行方式搜索问题的完整步骤如下所述。

**Step1:** 由电力系统运行状态确定节点个数  $n$  和线路条数  $m$ 、同时设置图神经网络层数  $L$  和极端运行方式搜索范围  $N-k$ , 根据式(9)一式(12)形成元件参数矩阵  $C$ 、拓扑结构矩阵  $T$ 、电气距离矩阵  $D_Z$ 、图距离矩阵  $D$ 。

**Step2:** 将电力系统结构和节点特征向量输入图神经网络, 根据式(2)分别更新 4 个特征矩阵, 即

$$C_v^{(l+1)} = \sigma(W_C^{(l)} \cdot F_{AGG}^{(l)}(\{C_u^{(l)}, \forall u \in \mathcal{N}(v)\})) \quad (13)$$

$$T_v^{(l+1)} = \sigma(W_T^{(l)} \cdot F_{AGG}^{(l)}(\{T_u^{(l)}, \forall u \in \mathcal{N}(v)\})) \quad (14)$$

$$D_{Zv}^{(l+1)} = \sigma(W_{DZ}^{(l)} \cdot F_{AGG}^{(l)}(\{D_{Zu}^{(l)}, \forall u \in \mathcal{N}(v)\})) \quad (15)$$

$$D_v^{(l+1)} = \sigma(W_D^{(l)} \cdot F_{AGG}^{(l)}(\{D_u^{(l)}, \forall u \in \mathcal{N}(v)\})) \quad (16)$$

式中:  $C_v^{(l+1)}$ 、 $T_v^{(l+1)}$ 、 $D_{Zv}^{(l+1)}$  和  $D_v^{(l+1)}$  分别为与矩阵  $C$ 、 $T$ 、 $D_Z$ 、 $D$  对应的图神经网络中, 第  $l+1$  个

GraphSAGE 层中节点  $v$  的节点特征向量,  $l \in [1, L]$ ,  $v \in [1, n]$ ;  $W_C^{(l)}$ 、 $W_T^{(l)}$ 、 $W_{DZ}^{(l)}$  和  $W_D^{(l)}$  为对应图神经网络第  $l$  层中待学习的权重矩阵;  $F_{AGG}^{(l)}(\cdot)$  为该图神经网络第  $l$  层中的聚合函数;  $C_u^{(l)}$ 、 $T_u^{(l)}$ 、 $D_{Zu}^{(l)}$  和  $D_u^{(l)}$  为对应图神经网络中, 第  $l$  层中节点  $u$  的节点特征向量。

**Step3:** 将特征提取器输出的高维隐藏层特征拉伸、拼接, 即

$$V_{1 \times 4dn} = F_{\text{reshape}}([\mathbf{C}^{(L+1)}, \mathbf{T}^{(L+1)}, \mathbf{D}_{Zd}^{(L+1)}, \mathbf{D}_{d \times d}^{(L+1)}], -1) = [C_{1,:}, \dots, C_{d,:}, T_{1,:}, \dots, T_{d,:}, D_{Z1,:}, \dots, D_{Zd,:}, D_{1,:}, \dots, D_{d,:}] \quad (17)$$

式中:  $V_{1 \times 4dn}$  为经过拼接、拉伸后的一维向量;  $F_{\text{reshape}}$  为拉伸函数, 作用是将高维张量拉伸为一维向量;  $\mathbf{C}^{(L+1)}$ 、 $\mathbf{T}^{(L+1)}$ 、 $\mathbf{D}_{Zd}^{(L+1)}$ 、 $\mathbf{D}_{d \times d}^{(L+1)}$  为经过  $L$  层图神经网络后的特征矩阵;  $C_{d,:}$  为矩阵  $C$  的第  $d$  行向量, 其他与之类似。

根据提取出的高维特征做出决策, 即

$$\mathbf{Q}_{1 \times m} = F_{\text{sigmoid}}(\phi_D(\mathbf{V})) = [q_1, q_2, \dots, q_m] \quad (18)$$

式中:  $\mathbf{Q}_{1 \times m}$  为决策网络输出的一维向量, 长度与线路条数相同;  $F_{\text{sigmoid}}$  为激活函数;  $\phi_D$  为决策网络;  $\mathbf{V}$  为根据式(17)计算得到的一维向量;  $q_m$  为向量  $\mathbf{V}$  中的第  $m$  个值。

**Step4:** 将决策网络的输出神经元降序排列, 找

到最大的  $k$  个值。

$$\mathbf{Q}' = F_{\text{sort-d}}(\mathbf{Q}) = [q'_1, q'_2, \dots, q'_m] \Rightarrow q'_1 \geq q'_2 \geq \dots \geq q'_m \quad (19)$$

式中:  $\mathbf{Q}'$  为经过排序后的向量;  $\mathbf{Q}$  为根据式(18)计算得到的一维向量;  $F_{\text{sort-d}}$  为降序排序函数;  $q'_m$  为向量  $\mathbf{Q}'$  中的第  $m$  个值。

对于决策网络输出的每一个神经元, 即对于第  $t$  条线路,  $t \in \{1, 2, \dots, m\}$ , 若  $q_t \geq q'_k$  且  $q_t \geq 0.5$ , 令

$$x_t = 1 \quad (20)$$

否则, 令

$$x_t = 0 \quad (21)$$

最终, 输出极端运行方式向量为

$$\boldsymbol{\tau}_{1 \times m} = [x_1, x_2, \dots, x_m] \quad (22)$$

并行图神经网络针对不同输入数据专门设置独立的参数矩阵  $\mathbf{W}_C$ 、 $\mathbf{W}_T$ 、 $\mathbf{W}_{DZ}$  和  $\mathbf{W}_D$ 。这种架构设计使每个矩阵域内能够更全面地学习细粒度特征关联, 同时避免 4 种特征类型之间因数量级差异可能造成的干扰。

### 3 算例验证

本节通过算例验证并行图神经网络框架求解极端运行方式搜索问题的性能, 包括 IEEE39 节点系统和 118 节点系统上进行的有效性实验和对比实验, 以及 IEEE39 节点系统上进行的消融实验。

#### 3.1 实验设置

实验采用的计算机具有主频 2.90 GHz 的 Intel(R) Core(TM) i7-10700F 处理器和 16 GB 内存。提出的并行图神经网络框架基于 Python 3.10、Pytorch 2.0.1 和 Pytorch Geometric 2.4.0 实现。

为了对极端运行方式搜索的准确性进行评价, 本文提出了 3 类准确率指标。

1) 运行方式准确率(operating conditions accuracy, OCA): 运行方式准确率定义为在若干个随机初始状态下, 并行图神经网络输出的极端运行方式与根据枚举法得到的结果完全相同的占比。

2) 短路电流准确率(short-circuit current accuracy, SCCA): 短路电流准确率定义为在若干个随机初始状态下, 并行图神经网络输出极端运行方式下的短路电流与根据枚举法得到的最大短路电流完全相等的占比。

同时, 如式(3)所示, 由于可靠系数的存在, 短路计算结果的微小误差对整定计算结果影响不大。因此, 当采用并行图神经网络得到的极端短路电流与采用枚举法得到的理论极端短路电流之间的差值在一定允许范围内时, 亦可认为该极端运行方式正确。由此定义误差短路电流准确率 e-SCCA, 设  $e$

为允许的误差范围。本文中取  $e$  分别为 1% 和 5%。

3) 保护选择性准确率(Protection Selectivity Accuracy, PSA): 保护选择性准确率定义为在若干个随机初始状态下, 并行图神经网络计算的短路电流满足式(23)的占比。

$$I_{\text{set}} = K_f I_{\text{max}}^{\text{PGNN}} > I_{\text{max}}^{\text{Enum}} \quad (23)$$

式中:  $I_{\text{set}}$  为瞬时电流保护的整定值;  $K_f$  为可靠系数, 取 1.2;  $I_{\text{max}}^{\text{PGNN}}$  和  $I_{\text{max}}^{\text{Enum}}$  分别为并行图神经网络和枚举法计算出的短路电流。若不满足式(23), 则  $I_{\text{set}}$  将落入下游线路上瞬时过流保护的動作范围, 无法满足保护选择性要求。

3 类准确率指标的严苛程度依次降低。只有当极端运行方式搜索方法的保护选择性准确率达到 100% 时, 才能满足实际工程的需求。

#### 3.2 有效性实验

本节分别在 IEEE39 和 IEEE118 节点系统上进行实验, 验证所提并行图神经网络方法的有效性。IEEE39 节点系统包含 39 个节点和 34 条输电线路。在将并联双回线路合并后, IEEE118 节点系统包含 118 条母线和 169 条输电线路。同时, 将 IEEE39 节点系统中 5 台(50%)同步发电机和 IEEE118 节点系统中 18 台(33%)同步发电机替换为光伏机组。

分别为两个系统的并行图神经网络框架设定网络结构: 第一个 GraphSAGE 层的输入维度与电力系统中的母线数量相同, 分别为 39 和 118。决策网络分别设置为 3 层和 4 层的多层感知器, 其输出维度与电力系统中的输电线路数量相同, 分别为 34 和 169。除了决策网络的最后一层采用 sigmoid 函数激活后输出外, 图神经网络的所有卷积层及决策网络中其他的线性层均采用 ReLU 激活函数。

超参数(包括学习率、优化器、训练轮次、批量大小、训练集和测试集大小)如表 1 所示。样本通过枚举法生成, 每个样本的输入为系统的初始运行状态, 标签为使得待整定保护所在线路末端短路电流最大的极端运行方式。计算短路电流时, 仅考虑故障点周围 3 级线路覆盖范围内的新能源机组注入电流。样本中初始运行状态随机选取, 同时训练集和测试集不重叠, 以避免过拟合并确保神经网络的泛化能力。在本实验中, 系统的初始状态设置为可能有 0—2 条线路停运, 保护位置在投运的线路中随机选取。极端运行方式搜索范围设置为  $N-2$ , 因此本节实验考虑系统中最多有 4 条线路停运。

并行图神经网络方法在两个系统上的 3 类准确率结果、损失曲线和准确率曲线分别如表 2、图 7—

图 10 所示。在两个系统上并行图神经网络的运行方式准确率 OCA 均超过 94%、短路电流准确率 SCCA 均超过 96%，保护选择性准确率 PSA 均达到 100% 水平，证明了方法的有效性。

表 1 并行图神经网络训练超参数设置

Table 1 Training parameters of PGNN

系统	学习率	优化器	训练轮次	批量大小	训练集	测试集
IEEE39	0.001	Adam	10 000	64	10 000	2000
IEEE118	0.0005	Adam	20 000	128	20 000	4000

表 2 并行图神经网络有效性实验结果

Table 2 Accuracy rates of PGNN on IEEE39-bus and 118-bus systems

系统	OCA	SCCA	1%-SCCA	5%-SCCA	PSA
IEEE39	94.1	96.5	99.5	99.6	100
IEEE118	94.6	96.8	98.9	99.1	100

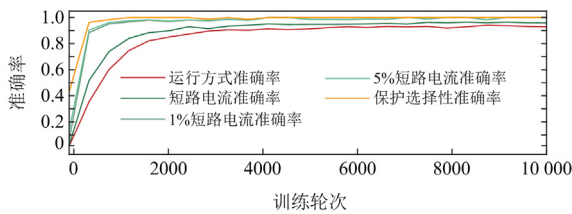


图 7 并行图神经网络在 IEEE39 节点系统上的 3 类准确率曲线

Fig. 7 Three types of accuracy curves of PGNN on IEEE39-bus system

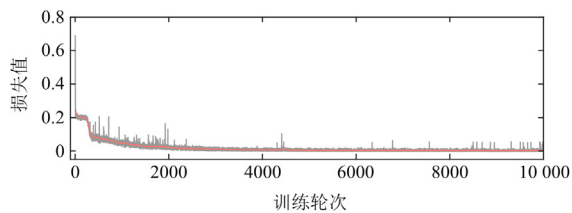


图 8 并行图神经网络在 IEEE39 节点系统上的损失曲线

Fig. 8 Loss curve of PGNN on IEEE39-bus system

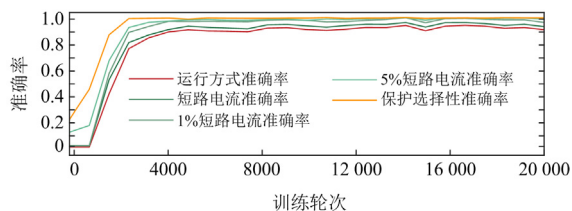


图 9 并行图神经网络在 IEEE118 节点系统上的 3 类准确率曲线

Fig. 9 Three types of accuracy curves of PGNN on IEEE118-bus system

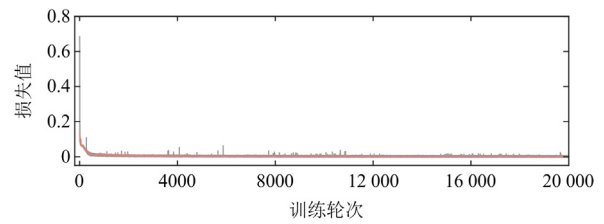


图 10 并行图神经网络在 IEEE118 节点系统上的损失曲线

Fig. 10 Loss curve of PGNN on IEEE118-bus system

### 3.3 消融实验

本文提出的并行图神经网络框架方法采用更适合电力系统拓扑分析的图神经网络替代传统卷积神经网络，并引入了分层特征编码和并行图神经网络结构以避免不同特征的耦合影响。本节基于 IEEE39 节点系统进行消融实验，观察分别去掉这两项改进方法后准确率曲线的变化。去除改进方法后，算法分别退化为 GNN、PCNN 和 CNN。

消融实验的准确率结果如图 11 和图 12 所示。

结果表明，GNN、PCNN 和 CNN 方法的准确率曲线均低于 PGNN，且准确率从高到低排序依次为 PGNN、GNN、PCNN 和 CNN。结果表明，图神经网络更适合用于解决极端运行方式搜索问题，而分层特征编码与并行图神经网络结构均提升了电力系统的特征提取效果，证明了本文所提改进方法的有效性。

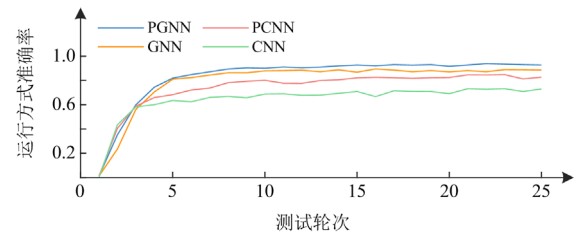


图 11 消融实验中运行方式准确率的变化曲线

Fig. 11 Variation curve of operating conditions accuracy in the ablation experiment

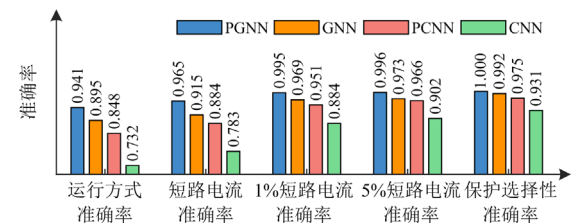


图 12 消融实验中 3 类准确率结果对比

Fig. 12 Comparison of three types of accuracy results in ablation experiment

### 3.4 对比实验

本节比较本文提出的并行图神经网络框架与现

有的极端运行方式搜索方法在两个标准系统上的性能, 评估指标包括 3 类准确率和在线推理时间。推理时间指的是对于某一个特定的系统初始运行状态, 计算出极端运行方式所花费的时间。

参与对比的极端运行方式搜索方法包括全局枚举法、局部枚举法和启发式算法(以遗传算法为例)。实验还比较了两种神经网络方法: 并行图卷积网络(parallel graph convolutional networks, PGCN)和并行图注意力网络(parallel graph attention network, PGAT)。全局枚举法依次遍历全网所有线路的投/停方式, 找到使得短路电流最大的组合。局部枚举法考虑保护相邻若干级范围内线路的运行方式组合, 本文取 3 级范围。局部枚举法是目前实际工程中最常用的算法。遗传算法(genetic algorithm, GA)将运行方式编码为遗传基因, 选择使短路电流更大的基因进行遗传和进化, 最终获得极端运行方式。PGCN 和 PGAT 分别用图卷积网络和图注意力网络替换了 GraphSAGE 网络。

实验结果如表 3 所示。在准确性方面, PGNN 的准确性高于局部枚举法、GA、PGCN 和 PGAT。相较于局部枚举法, 在两个系统上 PGNN 的运行方式准确率 OCA 分别提升了 6%和 9%。与局部枚举法和全局枚举法相比, PGNN 的推理时间在 IEEE39 节点系统上缩短了 37 倍和 512 倍, 在 IEEE118 节点系统上缩短了 73 倍和 1697 倍。遗传算法为代表的启发式算法在面对状态空间、动作空间极大的极端运行方式搜索问题时准确率低且推理时间过长, 这表明传统启发式算法在处理此类组合优化问题时存在局限性。

表 3 不同方法在 IEEE39 和 IEEE118 节点系统下的对比结果

Table 3 Comparison results of different methods on IEEE39 and 118-bus systems

系统	方法	不同方法的准确率%			推理时间/ms
		OCA	SCCA	PSA	
IEEE39	PGNN	94.1	96.5	100	7.34
	PGCN	92.5	93.2	99.1	7.38
	PGAT	91.3	93.7	99.2	14.71
	GA	61.5	63.6	80.7	182 123
	局部枚举法	88.5	91.3	100	273.74
	全局枚举法	100	100	100	3761
IEEE118	PGNN	94.6	96.8	100	25.86
	PGCN	92.5	94.8	99.5	24.22
	PGAT	90.9	92.2	99.2	52.32
	GA	55.8	60.1	72.3	618 235
	局部枚举法	85.4	88.2	95.7	1882
	全局枚举法	100	100	100	43 947

同为神经网络方法, PGNN 的 3 类准确性均高于 PGCN 和 PGAT, 而后两种模型均无法保证保护选择性准确率达到 100%。同时, PGNN 和 PGCN 的推理时间几乎相同。而 PGAT 由于注意力机制的存在, 在三者中的推理时间最长, 约为其他两种方法的 2 倍。

对比实验结果表明, 在 3 类准确率和推理时间上, 所提出的 PGNN 框架在解决继电保护在线整定计算中的极端运行方式搜索问题时, 相较于传统方法具有更高的准确率和计算效率。

### 3.5 具体案例分析

本节在 IEEE39 节点系统上进行具体的案例分析, 说明本文所提方法的合理性。IEEE39 节点系统如图 13 所示。

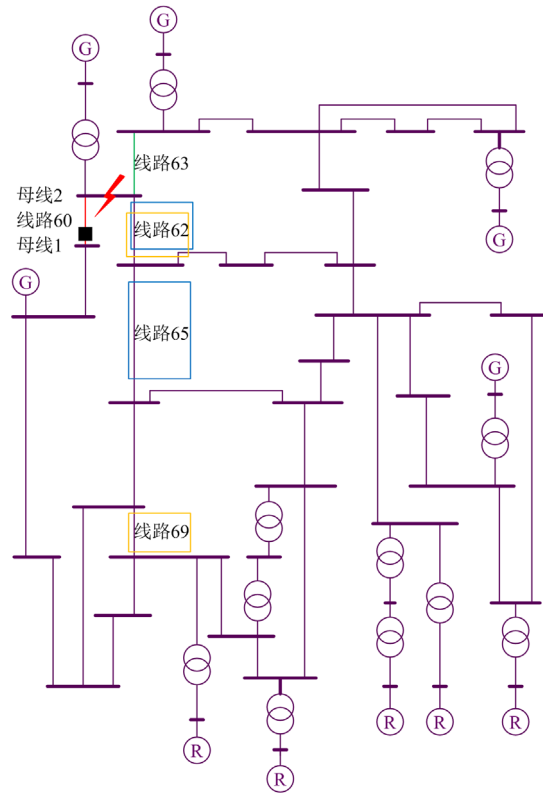


图 13 IEEE39 节点系统

Fig. 13 IEEE39-bus system

Step1: 取保护位于线路 60 上, 用红色线段表示, 其末端发生三相短路故障, 用红色箭头表示, 黑色方块表示保护位置。系统在初始运行方式下线路 63 停运, 用绿色线段表示。

Step2: 采用局部枚举法进行计算。在保护线路 3 级范围内进行搜索, 结果为停运线路 62、65 将使得线路 60 末端发生三相短路故障时流过保护的短路电流最大, 为 7.57 p.u.(标么值), 计算时间为

275.33 ms。局部枚举法搜索结果用蓝色方框框出。

**Step3:** 采用 PGNN 方法进行计算。将 4 个特征矩阵输入神经网络, 计算结果为停运线路 62 和 69 将使得线路 60 末端发生三相短路故障时流过保护的短路电流最大, 为 8.04 p.u., 计算时间为 7.59 ms。PGNN 方法搜索结果用黄色方框框出。

**Step4:** 采用全局枚举法进行计算。在所有线路范围内进行搜索, 结果为停运线路 62 和 69 将使得线路 60 末端发生三相短路故障时流过保护的短路电流最大, 为 8.04 p.u., 计算时间为 3.59 s。

相较于全局枚举法的搜索结果, 局部枚举法的最大短路电流小于全局枚举法, 原因是极端运行方式中需要停运的线路 69 位于局部枚举法的搜索范围之外, 因此不能实现极端运行方式的准确搜索; 而本文所提方法在全局范围内进行搜索, 且结果与全局枚举法的结果相同, 即找到了使得故障时流过保护短路电流最大的运行方式。两种方法短路电流相差 6.2%, 可能影响保护的性能。同时相较于局部枚举法与全局枚举法, PGNN 方法的搜索时间分别缩短为 1/36 和 1/473, 证明了方法的优越性。

## 4 结论与展望

本文提出了一种分层特征编码方法和一种并行图神经网络框架, 用于解决新能源电力系统在线继电保护整定计算中的极端运行方式搜索问题。分层特征编码方法从 4 个维度对电力系统信息进行编码, 形成元件参数、网络拓扑、电气距离、图距离 4 个特征矩阵, 进而输入并行图神经网络架构以提取系统特征并作出决策。IEEE39 节点和 IEEE118 节点系统上的验证表明, 本文提出的并行图神经网络框架与现有极端运行方式搜索方法相比, 在线推理时间减少了 37~1697 倍, 搜索出的极端运行方式准确率超过 94%, 且能够 100% 满足继电保护定值的选择性要求。另外, 本文所提出的并行图神经网络框架并不局限于新能源电力系统和在线整定计算, 方法也可以用于加快目前传统电力系统中离线整定计算的工作效率。

本文提出的并行图神经网络框架能够适应系统初始运行方式中若干条输电线路投/停状态的变化, 展现出较强的泛化能力。未来将探索在电力系统结构发生显著变化(如新增输电线路、母线和发电机)时方法的泛化性、针对其他保护原理研究极端运行方式搜索问题的求解方案, 同时研究新能源机组故障暂态特性和多种类型的新能源机组同时接入对极端运行方式搜索和保护整定的影响。

## 参考文献

- [1] 宋闯, 韩伟, 杜兴伟, 等. 基于 Spark 的电网继电保护整定计算方法研究[J]. 电力科学与技术学报, 2025, 40(2): 50-58.  
SONG Chuang, HAN Wei, DU Xingwei, et al. Relay protection setting calculation method for power grid based on Spark[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2025, 40(2): 50-58.
- [2] 周前, 朱丹丹, 汪成根. 基于等效距离的源网储微电网故障保护方法[J]. 电力工程技术, 2024, 43(2): 113-123.  
ZHOU Qian, ZHU Dandan, WANG Chenggen. Fault protection method of source-grid-storage microgrid based on equivalent distance criteria[J]. Electric Power Engineering Technology, 2024, 43(2): 113-123.
- [3] 王伟杰, 曾鑫洁, 徐远途, 等. 基于正序突变量相轨迹辨识的可再生能源配电网电流保护[J]. 发电技术, 2024, 45(4): 753-764.  
WANG Weijie, ZENG Xinjie, XU Yuantu, et al. Renewable energy distribution network overcurrent protection based on positive-sequence sudden-change component locus identification[J]. Power Generation Technology, 2024, 45(4): 753-764.
- [4] 邹毅. 适用于相间距离保护整定计算的电力系统严苛工况选取方法研究[D]. 武汉: 华中科技大学, 2024.  
ZOU Yi. Study on the selection methods of strict power system conditions suitable for phase distance protection's setting calculation[D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2024.
- [5] 任康杰. 极端运行方式下后备保护定值的在线应对策略研究[D]. 武汉: 华中科技大学, 2023.  
REN Kangjie. Research on online coping strategies of backup protection settings under extreme operation mode[D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2023.
- [6] 于海龙. 基于深度学习方法的高比例新能源电力系统极端运行场景生成方法研究[D]. 北京: 华北电力大学, 2023.  
YU Hailong. Research on extreme operation scenario generation method for power system with high penetration renewable energy based on deep learning method[D]. Beijing: North China Electric Power University, 2023.
- [7] 马遵, 和鹏, 许珂玮, 等. 基于混沌博弈优化的固体氧化物燃料电池模型参数优化设计[J]. 电力系统保护与控制, 2024, 52(6): 15-28.  
MA Zun, HE Peng, XU Kewei, et al. Optimal parameter design of models for SOFCs using chaos game

- optimization[J]. *Power System Protection and Control*, 2024, 52(6): 15-28.
- [8] 李文伟, 韦思南, 汪清涓, 等. 基于组合算法的配电网继电保护优化整定计算方法[J]. *湖北大学学报(自然科学版)*, 2023, 45(4): 600-607.  
LI Wenwei, WEI Sinan, WANG Qingjuan, et al. Calculation method for optimal coordination of distribution network relay protection based on combination algorithm[J]. *Journal of Hubei University (Natural Science)*, 2023, 45(4): 600-607.
- [9] 郎平. 继电保护智能整定系统极端运行方式集研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨理工大学, 2009.  
LANG Ping. Research on set of severe operation condition for intelligent system of protective relay setting[D]. Harbin: Harbin University of Science and Technology, 2009.
- [10] 周文越, 吕飞鹏, 李鹤. 基于遗传算法的运行方式组合方法[J]. *电力系统保护与控制*, 2013, 41(10): 51-55.  
ZHOU Wenyue, LÜ Feipeng, LI He. Method for the combination of power system operation mode based on genetic algorithm[J]. *Power System Protection and Control*, 2013, 41(10): 51-55.
- [11] 郭铸, 李明, 陈艳霞, 等. 基于故障特征提取及最严苛工况寻找的换流器直流差动保护快速整定[J]. *电网技术*, 2016, 40(3): 944-951.  
GUO Zhu, LI Ming, CHEN Yanxia, et al. Research on rapid setting of converter DC differential protection based on fault feature extracting and harshest condition searching[J]. *Power System Technology*, 2016, 40(3): 944-951.
- [12] 王慧芳, 陈梦骁, 沈绍斐, 等. 继电保护整定计算电源运行方式优化选择方法[J]. *浙江大学学报(工学版)*, 2018, 52(9): 1753-1761.  
WANG Huifang, CHEN Mengchu, SHEN Shaofei, et al. Optimized power source operation mode selection method for relay setting calculation[J]. *Journal of Zhejiang University (Engineering Science)*, 2018, 52(9): 1753-1761.
- [13] 许彦平, 白婕, 施浩波, 等. 基于凸包算法的极端运行方式提取方法[J]. *中国电力*, 2024, 57(7): 30-39.  
XU Yanping, BAI Jie, SHI Haobo, et al. Extreme operation mode extraction method based on convex hull algorithm [J]. *Electric Power*, 2024, 57(7): 30-39.
- [14] 邹毅, 黄超, 李银红. 适用于严苛正序助增系数计算的故障位置快速选取方法[J]. *电力系统保护与控制*, 2024, 52(2): 70-79.  
ZOU Yi, HUANG Chao, LI Yinrong. A fast fault location method for a rigorous positive sequence auxiliary increasing coefficient calculation[J]. *Power System Protection and Control*, 2024, 52(2): 70-79.
- [15] MORSTYN T. Annealing-based quantum computing for combinatorial optimal power flow[J]. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2023, 14(2): 1093-1102.
- [16] 罗国敏, 吴梦宇, 谭颖婕, 等. 考虑高比例逆变型分布式电源接入的阻抗差动保护[J]. *电力系统保护与控制*, 2025, 53(7): 75-87.  
LUO Guomin, WU Mengyu, TAN Yingjie, et al. Impedance differential protection for integration of a high proportion of inverter-based distributed generation[J]. *Power System Protection and Control*, 2025, 53(7): 75-87.
- [17] 刘琦, 褚旭, 付乐天, 等. 面向新能源电力系统的交流输电线路保护新方案[J]. *智慧电力*, 2025, 53(7): 76-83.  
LIU Qi, CHU Xu, FU Letian, et al. A novel protection scheme for AC transmission lines in renewable energy power systems[J]. *Smart Power*, 2025, 53(7): 76-83.
- [18] 任康杰, 刘阳, 李勇, 等. 一种适用于继电保护在线整定的极小断点集求取算法[J]. *电力系统保护与控制*, 2022, 50(14): 43-52.  
REN Kangjie, LIU Yang, LI Yong, et al. An algorithm to calculate the minimal break point set for relay protection online setting[J]. *Power System Protection and Control*, 2022, 50(14): 43-52.
- [19] OJAGHI M, MOHAMMADI V. Use of clustering to reduce the number of different setting groups for adaptive coordination of overcurrent relays[J]. *IEEE Transactions on Power Delivery*, 2018, 33(3): 1204-1212.
- [20] 郑心怡, 张健康, 李怀强, 等. 适用于含新能源交流电网继电保护整定计算的故障计算方法研究[J]. *电网技术*, 2024, 48(9): 3852-3862.  
ZHENG Xinyi, ZHANG Jiankang, LI Huaiqiang, et al. Research on fault calculation methods for relay protection setting calculation in AC power grids containing new energy source[J]. *Power System Technology*, 2024, 48(9): 3852-3862.
- [21] 和敬涵, 罗国敏, 程梦晓, 等. 新一代人工智能在电力系统故障分析及定位中的研究综述[J]. *中国电机工程学报*, 2020, 40(17): 5506-5516.  
HE Jinghan, LUO Guomin, CHENG Mengxiao, et al. Review on application of artificial intelligence in power system fault analysis and location[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2020, 40(17): 5506-5516.
- [22] 王长刚, 王先伟, 曹宇, 等. 基于改进图注意力网络的电力系统脆弱性关键环节辨识[J]. *电力系统保护与控制*, 2024, 52(15): 36-45.  
WANG Changgang, WANG Xianwei, CAO Yu, et al. Critical link identification of power system vulnerability based on modified graph attention network[J]. *Power System Protection and Control*, 2024, 52(15): 36-45.

- [23] 杨金刚, 何成明, 李顺昕, 等. 短路电流计算外网等值方法研究及应用[J]. 中国电力, 2018, 51(12): 56-62.  
YANG Jingang, HE Chengming, LI Shunxin, et al. Research and application of external network equivalent method in short circuit current calculation[J]. Electric Power, 2018, 51(12): 56-62.
- [24] 中国电力企业联合会. 继电保护整定计算用新能源场站建模导则: T/CEC 821—2023[S]. 北京: 中国电力出版社, 2023.
- [25] 国家电网有限公司. 继电保护整定计算用新能源场站建模导则: Q/GDW 12207—2022[S].
- [26] FAN Rongqi, LIU Yuanlong, DING Lei, et al. A rapid method for calculating short-circuit currents in distribution networks with high renewable energy penetration[J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2025, 164.
- [27] 郑心怡, 朱佳, 李银红. 提高含新能源交流电网短路计算迭代收敛性的改进方法[J]. 电力自动化设备, 2024, 44(8): 201-209.  
ZHENG Xinyi, ZHU Jia, LI Yinhong. Improved method for improving iterative convergence of short circuit calculation in new energy AC power grid[J]. Electric Power Automation Equipment, 2024, 44(8): 201-209.
- [28] 高生凯, 曹炜, 张旭航, 等. 一种改进型配网自适应过流保护方法[J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(7): 110-119.  
GAO Shengkai, CAO Wei, ZHANG Xuhang, et al. A novel adaptive overcurrent protection method for a distribution network[J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(7): 110-119.
- [29] SCARSELLI F, GORI M, TSOI A C, et al. The graph neural network model[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2009, 20(1): 61-80.
- [30] HAMILTON W L, YING R, LESKOVEC J. Inductive representation learning on large graphs[C] // Proceedings of the 31st International Conference on Neural Information Processing Systems, 2017, Red Hook, NY, USA: 1025-1035.
- [31] 李大字, 刘子博, 包琰洋, 等. 图强化学习算法及其在工业领域的应用研究综述[J]. 国防科技大学学报, 2025, 47(4): 76-90.  
LI Dazi, LIU Zibo, BAO Yanyang, et al. Research review of graph reinforcement learning algorithms and their applications in the industrial field[J]. Journal of National University of Defense Technology, 2025, 47(4): 76-90.
- [32] ZHU Zixuan, WANG Ruoheng, BU Siqi, et al. Two-stage real-time carbon emission monitoring for low-carbon power system operation: a graph neural network-based approach[J]. Protection and Control of Modern Power Systems, 2025, 10(3): 166-183.
- [33] 胡俊杰, 潘羿, 徐成明, 等. 基于动态交通推演的电动汽车充电快速引导策略[J]. 电工技术学报, 2025, 40(9): 2880-2896.  
HU Junjie, PAN Yi, XU Chengming, et al. Fast guidance strategy for electric vehicle charging based on dynamic traffic inference[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2025, 40(9): 2880-2896.

收稿日期: 2025-08-09; 修回日期: 2026-01-12

作者简介:

李彦(2001—), 男, 硕士研究生, 研究方向为深度学习、强化学习技术在电力系统继电保护中的应用; E-mail: xmlee@hust.edu.cn

王镜毓(1993—), 男, 通信作者, 副研究员, 研究方向为电力系统智能分析计算和电力信息物理安全。E-mail: jywang@hust.edu.cn

(编辑 张颖)