第 57 卷 第 12 期
2024 年 12 月

中国电力
ELECTRIC POWER

Vol. 57, No. 12
Dec. 2024

从感知-预测-优化综述图神经网络在电力系统中的应用

李卓[1]，王胤喆[1]，叶林[1]，罗雅迪[2]，宋旭日[2]，张振宇[3]

(1. 中国农业大学 信息与电气工程学院，北京 100083；2. 中国电力科学研究院有限公司，北京 100192；
3. 国家电力调度控制中心，北京 100031)

摘 要：随着新型电力系统发电侧、输电侧和用电侧不确定性的日益增加，电力系统拓扑结构关系逐渐复杂、规模程度不断升级。常规欧式空间数据解析方法在表征多源异构和非规则的拓扑结构关系时，往往呈现性能较差、准确度不高的问题。图神经网络（graph neural networks，GNNs）能够捕捉到不同节点和边之间的复杂依赖关系，并有效挖掘非欧式空间数据结构中的时空特征，适用于复杂电力系统拓扑结构关系的感知与建模。针对于此，基于前人的研究进展，介绍了 GNNs 的定义和特点，并分析了 GNNs 不同变体的特点及其优势。然后，归纳和总结了 GNNs 在电力系统状态感知、预测、图潮流计算等方面的应用现状，从感知-预测-优化角度探讨了 GNNs 与新型电力系统的适配关系。最后，针对 GNNs 潜在的问题难点和未来可行的发展方向进行了总结和展望。

关键词：新型电力系统；不确定性；图神经网络；状态感知；预测；图潮流计算

DOI：10.11930/j.issn.1004-9649.202410093

0 引言

20 世纪 80 年代以来，气候变化问题一直是全球范围内高度关注的热点话题，尤其 21 世纪伊始，全球气候变暖带来的极端天气频发等问题，进一步推动了 2015 年《巴黎协定》全球共同应对气候变化目标的协议签署[1-2]。中国率先部署了“2030 碳达峰、2060 碳中和”的战略目标，这不仅标志着中国能源结构化转型的深入推进，也迫切需要新型电力系统这一集成多种能源形式的大规模、深层级、非线性的强耦合系统加快产业发展、着力组合创新[3]。然而，随着传统电力系统向新型电力系统的稳步迈进，源、网、荷三侧仍面临着重大范式转变[4]。1）电源侧高比例新能源渗透[5-6]；2）电网侧拓扑结构复杂化升级[7]；3）负荷侧分布式电源、电动汽车等灵活性资源大规模接入[8]。在源、网、荷三侧多重与多维度随机性相互耦合下，电力系统运行的不确定性因素势必显著增加。而传统电力系统优化控制方法过多依赖人工干预，智能化层级低，常利用线性或理想环境验证模型，降低了应对实际电网复杂拓扑结构和不确定环境的能力。

21 世纪以来，第 4 次工业革命的发展极大推动了基于网络物理系统的智能化和自动化进程，物联网、大数据、人工智能、量子计算、大模型等百家争鸣的科学研究繁荣景象也为不确定环境下新型电力系统发展带来了“利器”[9]。电网数据中心、超算服务器的一体化装备运行，智能传感器、仪表监测系统的开发利用，导致电网运行数据呈指数级增长，降低了工业界和学术界获取电网运行数据、分析电网运行态势的难度[10]。更为重要的是，为机器学习及其衍生模型深度学习（deep neural networks，DNNs）的训练和开发提供了充足的样本数据。

DNNs 作为深度学习的核心基石，在计算机视觉、生物工程、语音识别等领域取得了诸多技术成熟的应用案例。其通过多层网络的前向传播和损失函数的逐层反向权重更新，能够从海量高维数据中充分挖掘潜在的模式特征和知识信息，快速建模和逼近高度复杂的非线性网络关系[11]。这一优势衍生了大量的 DNNs 变体模型，如长短

收稿日期：2024−10−29；**修回日期：**2024−11−29。

基金项目：国家电网有限公司科技项目（5108-202218280A-2-294-XG）；国家自然科学基金新型电力系统联合基金资助项目（U22B20117）。

期记忆神经网络（long-short term neural network，LSTM）、卷积神经网络（convolution neural network，CNN）、变分自编码器（Variational Autoencoder，VAE）、生成对抗网络（generative adversarial network，GAN）等。然而，这些 DNNs 变体模型在实际处理问题过程中由于自身模型局限性仍有一定不足。LSTM 很好地解决了传统循环类神经网络梯度爆炸和梯度消失的问题，但在极长、短时间序列依赖问题中仍然面临长信息遗忘或短信息忽略的问题，且由于本身是序列化处理模型，在大规模数据训练任务中并行化困难、计算效率低下[12]。CNN 擅长图像处理、模式识别等空间数据特征挖掘工作，针对序列化依赖关系的捕捉能力欠佳，而且其侧重点往往在于空间数据的局部特征感知工作[13]。VAE 是一种数学解释性较强的生成类模型，通常假设采集的样本数据遵从某种特定的数学分布，而生成的数据常局限于整体分布的均值附近，因而针对一些极端特征、多模态数据的识别和生成能力有限[14]。GAN 很好地克服了 VAE 生成样本多样性差的问题，但由于需要生成器和判别器对抗学习-联合优化的工作模式，当面对先验数据集维度高、复杂度大时，容易产生模式崩塌、无法收敛的不稳定性问题[15]。综上，上述模型在实际工作中随着应用场景的改变和复杂化，需要寻找泛化能力更强、学习性能稳定的模型进行替代或者组合优化。

近年来，图神经网络（graph neural networks，GNNs）作为 DNNs 模型的衍生变体，因其强大的数据挖掘能力和特征表示能力，产生了大量的组合优化模型，如与 LSTM、CNN 相结合的时空图卷积神经网络，与 VAE、GAN 相结合的复合图卷积神经网络，在时空预测、概率预测、复杂样本生成任务中表现优异，很好地改善了上述模型的局限性问题，在学术界和工业界备受关注[16]。在计算机视觉领域，GNNs 重点通过针对图像、视频中物体结构关系图、场景图、点云等图结构数据的复杂拓扑关系加以建模和学习，从而辅助计算机视觉系统检测和识别特定物体、完成视频理解和分类、推理 3D 形状和物体的结构关系。在自然语言处理领域，GNNs 通过将文本建模为句法依存树与语义图，捕捉词语或句子之间的关联关系，从而增强语言模型针对文本深层次语法、语义的理解能力，完成关键信息抽取或文本分类任务，目前，也广泛应用于部分信息缺失的领域知识图谱的推理和补全工作。随着更多先进的 GNNs 模型在计算机领域的理论开发和实际应用，其优势逐步在电力系统领域，特别是电力系统源荷功率预测、故障诊断与恢复、经济调度与潮流计算方面得以体现，进一步推动了电力系统智能化和自动化发展水平。

目前围绕 DNNs 在电力系统源、网、荷诸多场景应用情况的归纳和总结已较为完善，且聚焦于 GNNs 包含理论层面的结构组成、算法演变过程和应用层面的分类、预测、优化任务的综述工作在计算机科学领域、交通领域也已形成一套完整的知识体系，但在电力系统领域的研究进展却鲜有讨论。此外，现有针对 GNNs 在电力系统领域的综述研究大多从算法层面出发，解读图模型如何在电力系统各个场景予以应用，分类依据更具普适性，难以对比 GNNs 在不同阶段应用的适配性，且很少从电力系统主体视角-数据采集阶段、运行参量趋势预测阶段、运行策略优化与决策阶段，探究 GNNs 在电力系统感知-预测-优化一体化应用框架。鉴于此，本文在前人研究的基础上，改变传统综述论文中针对 GNNs 在电力系统应用范畴的普适性介绍，聚焦在应用环节的逻辑性和顺序性上，从感知-预测-优化角度理解 GNNs 与新型电力系统的适配关系。首先详细介绍了 GNNs 的定义和基本特点，深入探讨了不同类型 GNNs 模型的独特性及其在实际应用中的优势。随后，系统性地归纳和总结了 GNNs 在新型电力系统中各类应用的研究现状，特别是在状态感知、预测、最优潮流等关键领域的应用成果。最后，对 GNNs 在当前应用中所面临的潜在问题和难点进行了深入分析，并对其未来的发展方向和可能的研究路径进行了展望。

1　图神经网络应用于电力系统领域的适用性

尽管 CNN 及其变体网络因其平移不变性、局部特征挖掘、扩展性强大等特点已成为电力系统及其他工程领域在处理欧式空间数据的首选模型。例如研究电力系统负荷、新能源发电功率时

间序列预测、节点状态估计故障信号处理等[17-18]。然而，随着新型电力系统发展，电力大数据形式多源、特性不一，大量非欧式空间数据应运而生。这类数据无法用传统欧几里得几何来计算数据之间的距离关系，更难以用规则的网格或者向量形式表征数据结构[19]。因而研究人员为解析这类数据背后的物理关系，常采用图、流形或其他非线性空间作为非欧式空间数据的表达载体。正因为这种数据结构的异构性、无规则性、无固定维度特点，导致内部每个数据实体特性各异，难以满足平移不变性约束，进而一定程度上限制了CNN 等传统 DNNs 在非欧式空间数据中执行卷积运算、提取特征表示的操作。

近年来，为拓展卷积运算、记忆单元、门控机制等典型 DNNs 特征挖掘技术在非欧式空间数据中的泛化能力，许多科研工作者开始研究在这种异质结构数据中开展深度学习的可能性。其中，最具影响力的当属 GNNs，由 Franco Scarselli 及其团队于 2009 年正式命名并首次推出系统化的研究成果[20]。而后，电力研究人员开始尝试将 GNNs 应用于电力系统领域。2018 年，有研究人员开始将其应用在停电事件预测上[21]，此后 GNNs 在电力系统领域逐步受到研究人员的关注和青睐，相关组合创新工作和学术研究成果陆续发表。

2 图神经网络的基本定义与分类

2.1 图神经网络的基本定义

GNNs 的图拓扑结构组成为 $G=(V, E, \boldsymbol{A})$，其中，V、E、$\boldsymbol{A}$ 分别表示图的节点集、图的边集和邻接矩阵。具体来说，研究过程中，每一个逻辑实体都可以被表征为图上一个节点，用 V_i 表示，则 $V=\{V_1, V_2, \cdots, V_N\}$，$N$ 为逻辑实体的数量。边集 E 用于表示任意 2 个节点之间的相互连接关系，实际上这种关系既可以表征基于地理距离的空间连接关系，也可以表征为基于相互关联关系的虚拟连接关系。具体构建方法可以视所研究的科学问题而定。例如，采用基于相互信息的计算方法来构建节点之间的关系图。如果节点 V_i、V_j 之间的相关系数 $A_{ij}\in[0, 1]$ 超过相关性预定义的阈值，则边 e_{ij} 存在且 $e_{ij}\in E$，否则不存在。所有节点之间的 A_{ij} 构成邻接矩阵 $\boldsymbol{A}$。合理的图拓扑结构的构建对于后续研究至关重要，直接影响到深度学习技术在图上开展特征发掘工作的效果。

2.2 图神经网络的分类

表 1 总结了多种 GNNs 变体模型的特点、工作机制、适用范围和优缺点，图 1 展示了 GNNs 主要变体模型的结构框架图。

1）回归图神经网络（recurrent graph neural networks，RecGNNs）。

RecGNNs 是专门用在图结构数据上进行回归分析的图模型[22]，是 GNNs 早期变体，通过将递归神经网络（recurrent neural network，RNN）与 GNNs 相结合，能够有效处理图结构中的时序依赖和信息传播问题，从而实现图节点时序信息与图结构关系的动态更新[23]。正是由于 RNN 的引入，使得这类模型能够递归捕捉图节点的长时依赖关系，并通过邻居节点的信息聚合，将图结构的时空依赖关系充分融合。但是由于循环类模型固有的递归结构计算成本高、难以并行化、大规模图结构扩展性差的问题，导致 RecGNNs 在现阶段大规模图结构处理任务中存在明显局限性。因此，有研究学者将图结构时序性与空间相关性的信息聚合机制予以改进，提出了时空图卷积神经网络（spatio-temporal GCNs，STGCNs）。目前 RecGNNs 常见的节点递归更新机制包含 RNN、LSTM、门控循环单元（gated recurrent unit，GRU）等，以 RNN 为更新机制的节点状态更新函数为

$$\boldsymbol{h}_i^{t+1}=f_{\mathrm{rec}}\left(\boldsymbol{h}_i^t, \sum_{j\in\mathcal{N}(i)} g(\boldsymbol{h}_j^t, \boldsymbol{e}_{ij})\right)= \tanh\left(\boldsymbol{U}_{\mathrm{h}}\boldsymbol{h}_i^t+\boldsymbol{W}_{\mathrm{h}}\sum_{j\in\mathcal{N}(i)} g(\boldsymbol{h}_j^t, \boldsymbol{e}_{ij})\right) \quad (1)$$

式中：$\boldsymbol{h}_i^{t+1}$ 为节点 V_i 在 $t+1$ 时刻的节点状态；$\mathcal{N}(i)$ 为 V_i 的邻居节点集合；$g(\cdot)$ 为基于邻居节点状态的聚合函数；$\boldsymbol{e}_{ij}$ 为边的特征向量；$\boldsymbol{U}_{\mathrm{h}}$、$\boldsymbol{W}_{\mathrm{h}}$ 分别为 V_i 当前时刻状态与邻居聚合信息的权重矩阵；$\tanh(\cdot)$ 为双曲正切激活函数。

2）图卷积神经网络（graph convolutional neural networks，GCNs）。

为了将高效、便捷的卷积运算引入到图结构数据中，研究人员开发了 GCNs，近年来在非欧式空间数据处理任务中发展迅猛，如节点分类、

表 1　图神经网络的分类

Table 1　Categories of GNNs

变体类型	特点	工作机制	适用范围	优缺点
回归图神经网络	结合RNN等处理图数据中的时间依赖性	使用RNN、LSTM或GRU等机制递归更新节点状态	动态图的时间序列预测，如用户行为跟踪、交通流预测等	优点：能捕捉长时依赖关系；局限：计算成本高，扩展性差，难以并行化
图卷积神经网络	通过卷积运算聚合图结构中的节点信息	谱图卷积基于拉普拉斯矩阵和傅里叶变换实现节点特征的滤波和聚合，空间图卷积在局部邻域聚合节点信息	节点分类、图分类、链路预测，特别适合静态图	谱图卷积：适合全局图特征，但计算复杂；空间图卷积：具有良好扩展性和效率，但可能忽略全局信息
图注意力神经网络	引入注意力机制，为邻居节点分配不同权重	通过注意力层动态分配邻居节点的重要性，从而提高特征聚合效果	适用于动态或异构图，如社交网络、知识图谱等	优点：能灵活捕捉复杂关系；局限：对大规模图计算需求高，时间成本高
时空图卷积神经网络	结合空间和时间维度的节点特征处理，适用于动态图拓扑	GCNs提取空间特征，LSTM捕捉时间序列特征，并将两者顺次结合	时空数据分析，如新能源功率预测、交通流量预测	优点：高效处理大规模图数据，同时捕捉空间和时间依赖关系；局限：模型复杂，训练时间长，计算资源需求高
复合图模型	将GNNs与其他模型（如生成模型或强化学习）结合，进行数据增强或决策优化	结合图结构与强化学习或生成模型，用于决策优化或数据生成	实时决策、资源分配、路径规划、数据增强等任务	优点：有利于优化决策的制定和特征表示的可解释性；局限：计算复杂度高，需大量数据和长时间训练以获得最优表现

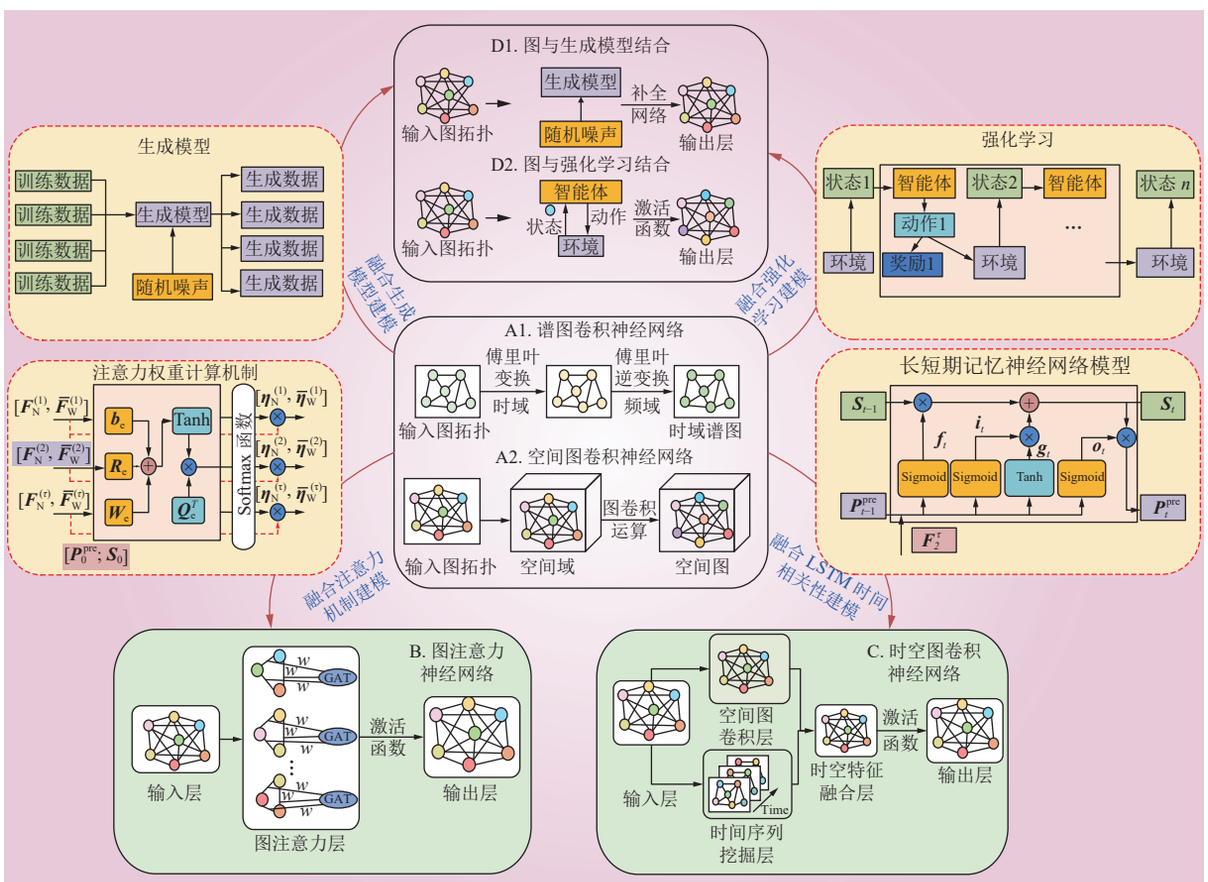

图 1　图神经网络不同变体模型的结构框架

Fig. 1　The structural frameworks of different variants GNNs models

图分类、链路预测等，包含谱图卷积神经网络（spectral-based GCNs）和空间图卷积神经网络（spatial-based GCNs）[24]两大类别，其模型结构分别如图 1 中模型 A1、A2 所示。不同于处理动

态图数据的 RecGNNs 模型，GCNs 更擅长处理静态图数据，旨在研究如何从频域和空间域的角度对图卷积运算进行操作，从而实现图节点信息的深层聚合。

① 谱图卷积神经网络。

谱图卷积网络从频域角度出发，对图结构信息进行卷积处理，通过利用图拉普拉斯矩阵及其特征向量进行卷积运算，是一种基于傅里叶变换的图卷积方法。具体而言，谱图卷积神经网络通过傅里叶变换，将图上的信号从时域转换到频域，再通过卷积核操作，利用逆傅里叶变换转换回时域，从而实现图节点特征的滤波和聚合，适合处理具有固定图结构的任务，如图像分割、图上信号处理等。谱图卷积神经网络节点状态更新计算式为

$$\boldsymbol{h}_i^{t+1}=\sigma\left(\boldsymbol{U}g(\boldsymbol{\Lambda})\boldsymbol{U}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{P}_i^t\right) \tag{2}$$

式中：$\sigma(\cdot)$ 为激活函数；$\boldsymbol{U}$ 和 $\boldsymbol{\Lambda}$ 分别为拉普拉斯矩阵的特征向量和特征值矩阵；$g(\boldsymbol{\Lambda})$ 是频域滤波器，如切比雪夫多项式；$\boldsymbol{P}_i^t$ 为节点 V_i 的特征向量，包含节点电压、有功功率、无功功率等电气参量。

谱图卷积神经网络通过对全局特征信息的滤波处理进行节点特征更新的工作机制，使其在挖掘远距离节点信息的关联关系方面更优于空间图卷积神经网络。但是由于谱图运算须涉及整体图拉普拉斯矩阵的特征分解，计算复杂度高，难以适用于大规模图拓扑结构。

②空间图卷积神经网络。

空间图卷积网络则是从空间域角度出发，直接在图节点邻域内进行卷积操作，更关注节点的局部邻域结构，通过在每个节点的邻域内进行加权求和，进而聚合邻居节点的特征信息。其工作机制在形式上更接近于 CNN 在常规欧式空间数据的卷积运算。目前，通过设计不同的聚合函数机制（如平均操作、门控记忆机制、注意力机制）来捕捉局部结构特征的空间图卷积模型很多，常见的模型如图采样聚合神经网络（graph sample and aggregate，GraphSAGE）、图注意力神经网络（graph attention neural network，GAT）等。由于空间图卷积神经网络不需要进行全局范围内拉普拉斯矩阵特征分解，只须在局部邻域内进行不同层级的聚合操作，因而更适合于处理大规模、拓扑结构易变的图数据，计算效率高、延展性强，且擅长捕捉局部特征的动态变化。因此，现阶段针对空间图卷积神经网络的开发和利用较多，尤其在新能源功率预测、图潮流计算、知识图谱等方面的应用进展尤为广泛[25]。其卷积聚合机制为

$$\boldsymbol{h}_i^{t+1}=\sigma\left(\boldsymbol{W}_{\mathrm{h}}\boldsymbol{P}_i^t+\sum_{j\in N(i)}\frac{1}{c_{ij}}\boldsymbol{U}_{\mathrm{h}}\boldsymbol{P}_j^t\right) \tag{3}$$

式中：c_{ij} 为节点 V_i 和 V_j 之间的归一化常数。

3）图注意力神经网络。

为了提高 GCNs 在邻域范围内对于节点信息聚合的准确性，GAT 作为一种典型的图卷积模型变体，通过为图中不同邻居节点动态赋予不同的重要性权重，从而实现局部领域信息的有效聚合，其模型结构如图 1 中模型 B 所示。这种机制灵活地捕捉邻居节点之间的重要性差异，使图模型能够重点关注那些对当前节点更为重要的邻居，从而显著提升目标节点的特征表达能力和学习性能。当 GAT 应用于动态图时，其权重分配机制随时间动态变化，这将有助于 GAT 对节点之间的关联关系进行自适应学习。此外，GAT 在处理异构图数据时的表现也尤为突出[26]，能够在复杂的图数据结构中捕捉到更为细腻的特征关系，大大增强了图卷积模型在多种应用场景中的灵活性和鲁棒性。GAT 注意力权重计算式和节点特征更新机制分别为

$$\alpha_{ij}^t=\frac{\exp\left(e_{ij}^t\right)}{\sum_{j\in N(i)}\exp\left(e_{ij}^t\right)} \tag{4}$$

$$\boldsymbol{h}_i^{t+1}=\sigma\left(\sum_{j\in N(i)}\alpha_{ij}^t\boldsymbol{U}_{\mathrm{h}}\boldsymbol{P}_j^t\right) \tag{5}$$

式中：e_{ij}^t 为 t 时刻邻居节点 V_j 对节点 V_i 的注意力权重，具体计算方法可视选取的注意力计算机制而定；α_{ij}^t 为通过 softmax 函数归一化后的 t 时刻注意力权重。

4）时空图卷积神经网络。

为了增强 GNNs 在时空动态图结构数据的学习性能和表达能力，研究人员采用先分离、后融合的图数据建模方式，将 GCNs 在时间维度和空间维度的节点信息分别处理，然后通过时空融合

操作实现图模型对于节点之间时空依赖关系的捕捉和建模，这种图模型结构被称为 STGCNs，其模型结构如图 1 中模型 C 所示。目前，常见的 STGCNs 是将 LSTM 和 GCNs 结合起来，组成堆叠式网络结构。首先使用 GCNs 提取图的邻域空间特征，然后通过 LSTM 捕捉每个节点的时间序列特征，而后充分融合不同维度的序列化特征和邻域局部特征，进而更新目标节点的特征表示[27]。STGCNs 的时空建模机制为

$$\boldsymbol{h}_i^{t+1} = f_{\mathrm{TCN}}\left(f_{\mathrm{GCN}}\left(\boldsymbol{h}_i^t, G_t\right)\right) \tag{6}$$

式中：G_t 为 t 时刻包含节点和边特征的图结构；$f_{\mathrm{TCN}}(\cdot)$ 和 $f_{\mathrm{GCN}}(\cdot)$ 分别为以时间卷积和空间卷积为例的时空图模型建模，值得注意的是，这里的时空模型可视选取的网络函数而定。

由于时空图模型在时间和空间维度计算中可以并行展开，擅于捕捉局部的时间和空间依赖，因而更适合处理大规模图和长时间序列数据。这种机制使其在电力系统领域应用较为广泛，尤其适用挖掘集群级别新能源发电功率的时空相关性。这是因为邻近区域内各个站点之间存在着天然地时空相关性先验信息，这不仅表现在目标站点未来一段时间内功率预测结果受自身历史发电功率时间演化规律的影响，而且还体现在该预测结果与邻居站点在当前时刻及历史时滞范围内的功率信息有关，即空间演化规律[28]。因此，STGCNs 对于这种交互关系具有很好的解释能力。

5）复合图模型。

随着深度学习、强化学习、迁移学习等先进人工智能模型的开发和研究，由 GNNs 与其他模型相结合的复合图模型受到了越来越多研究学者的青睐和关注，其不仅能发挥图模型本身的特征表示能力，而且还能将这种潜能迁移到其他模型中，有利于优化决策的制定和特征表示的可解释性。其中，将图与生成模型、强化学习相结合的复合图模型更为常见。

①图与生成模型结合。

GNNs 与生成模型相结合的复合图模型，广泛应用于图结构数据的生成任务，如样本增强、图结构信息补全等。通过引入 GAN 模型，能够在图结构上应用生成对抗的思想，输出复杂的图形化数据，如新的图拓扑结构、节点特征和边连接的潜在关系等。这种组合形式不仅扩充了小样本数据条件下生成类模型的数据特征挖掘能力，还增强了 GAN 模型在复杂图结构数据方面的样本生成能力。图 GAN 模型的生成-对抗联合优化目标为

$$\min_G \max_D \mathcal{L}(G_\Delta, D) = \mathbb{E}_{G\sim p_{\mathrm{G}}}[\log D(G)] + \mathbb{E}_{z\sim p_z}[\log(1 - D(G_\Delta(z)))] \tag{7}$$

式中：$\mathcal{L}$ 为图 GAN 模型的对抗损失函数；$\mathbb{E}$ 为样本期望；G_Δ、D 分别为 GAN 模型的生成器和判别器函数；z 为噪声；p_{G} 和 p_z 分别为图数据和噪声所服从的概率分布函数。

②图与强化学习结合。

将 GNNs 与强化学习技术相结合的复合图模型，则专注于动态环境中图结构数据的优化决策问题，如路径规划和调度资源的优化分配等任务[29]。其中，图模型负责更新节点状态表示，而强化学习模型可以利用图结构状态进行策略优化。这种协同使得图强化学习能够在复杂的图结构中高效地学习和发现最优策略，特别适合需要实时决策和动态变化的环境。近年来，图强化学习模型常被应用于调度计划制定和最优潮流计算等场景，展现了强大的优化性能与灵活性。图强化学习模型的策略梯度优化目标函数为

$$s = f_{\mathrm{GNNs}}(G) = \{\boldsymbol{h}_i | i \in v\} \tag{8}$$

$$\nabla_\theta J(\theta) = \mathbb{E}[\nabla_\theta \log \pi_\theta(a|s) Q(s,a)] \tag{9}$$

式中：s 为图强化学习模型状态；$f_{\mathrm{GNNs}}(\cdot)$ 为图神经网络模型函数；$\boldsymbol{h}_i$ 为 V_i 的节点状态；$J(\theta)$ 为策略期望回报；∇_θ 为梯度；θ 为策略网络的参数；$\pi_\theta(a|s)$ 为状态 s 下选择动作 a 的概率；$Q(s, a)$ 为状态-动作值函数。

3　图神经网络在电力系统感知-预测-优化中的研究现状及分析

由于 GNNs 能够捕捉到不同节点和边之间的复杂关系，并有效挖掘系统中的时空特征，因此非常适用于复杂电力系统实际拓扑网络或虚拟拓扑网络结构中时空关联关系的挖掘和开发利用。目前，越来越多的电力工作人员将 GNNs 应用于电力系统状态感知、不同参量预测、图潮流计算上。本章将直观地给出多种 GNNs 模型在电力系

统状态感知-多运行参量预测-优化运行这一完整一体化研究路径中的应用情况。

3.1 图神经网络在电力系统感知-预测-优化中的一体化应用框架

电力系统状态感知、多运行参量预测、优化与运行是电力系统领域的关键任务，也是保障电网安全稳定运行的核心环节，彼此之间环环相扣、相辅相成。

GNNs 通过图结构建模-特征聚合-节点状态更新的工作机制，在电力系统状态感知-多运行参量预测-优化运行中表现具佳。这是因为，GNNs 自身的图拓扑结构可以通过节点与边，将电力系统不同电力设备如发电站、变电站、负荷与输电线路之间的实际连接关系予以表达；也可以将区域内不同新能源场站内的虚拟时空关联关系进行阐释。因此，其强大的特征表示能力和泛化性能对于电力系统一体化应用路径中的各个环节具有天然的适配性能。具体而言，1）在状态感知阶段，GNNs 通过对实时监测数据的挖掘与学习，可以精准感知电网中各节点和线路的运行状态，识别潜在的薄弱环节和异常故障区域。2）在多参量预测阶段，通过大量电力系统运行数据的采集和获取，有助于 GNNs 模型开展深度学习与训练，从而获得准确的负荷、功率、电量等多时空尺度预测结果。3）在优化过程阶段，GNNs 能够综合考虑电力系统运行和安全约束条件，实现多目标优化下的机组组合、经济调度和潮流分配等优化决策方案。

本节将从电力系统主体视角-数据采集阶段、运行参量趋势预测阶段、运行策略优化与决策阶段出发，探究 GNNs 在电力系统感知-预测-优化一体化研究路径的应用框架，从而更好地梳理 GNNs 在电力系统各场景应用的逻辑性、顺序性、适配性。图 2 给出了 GNNs 在电力系统感知-预测-优化环节中一体化应用框架。表 2 展示了 GNNs 在电力系统感知-预测-优化方面应用对比情况。

3.2 电力系统状态感知

GNNs 具有优异的数据挖掘能力，能够在海量历史数据和实时数据中感知潜在的运行规律，并动态调整模型结构参数，提高 GNNs 输出节点状态感知的实时性和准确性。因此，许多科研工作者将其应用于电力系统状态感知与故障定位中。

为解决直流电网中的电压状态估计问题，通过结合谱图论和 GCNs 提出了一种新的电压估计模型[30]，有效提升了在复杂电网环境中的估计精度。在不同的直流电网场景中均能提供准确的电压估计，能够为直流电网的稳定运行提供了支撑。但是，该方法在非线性系统下计算复杂度较高，对图拓扑结构变化并不敏感，难以处理拓扑结构动态变化或大规模非线性波动场景。此外，

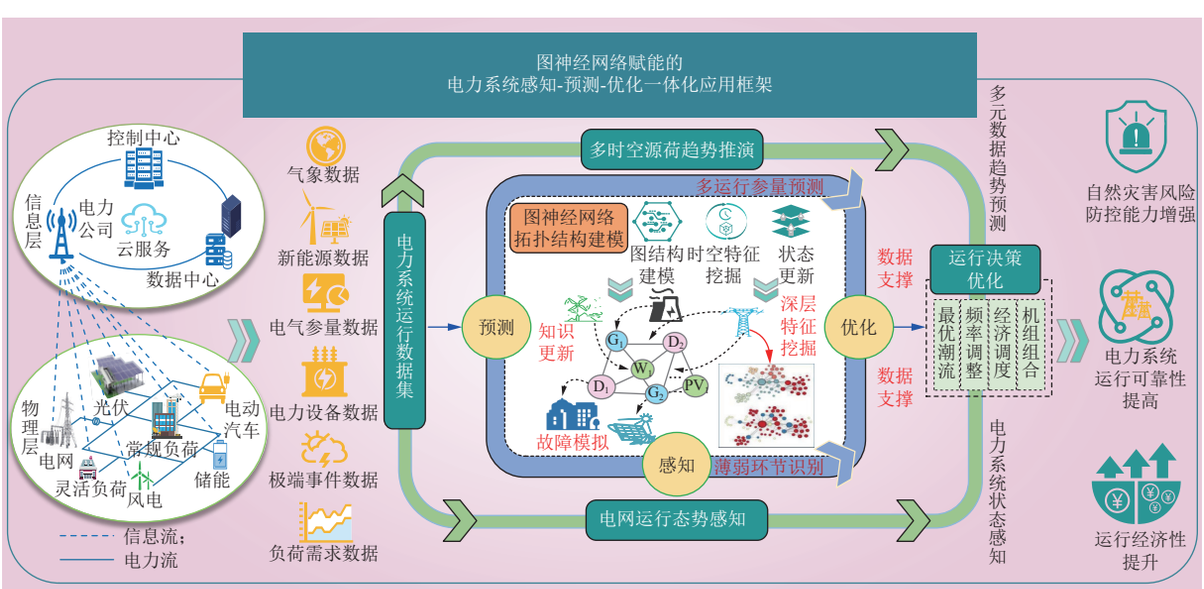

图 2 图神经网络在电力系统感知-预测-优化环节一体化应用架构

Fig. 2 The integrated application framework of GNNs in the perception-prediction-optimization stages of power systems

表 2　图神经网络在电力系统感知–预测–优化方面应用对比

Table 2　The application comparison of GNNs in the perception-prediction-optimization stages of power systems

应用环节	应用场景	图模型	图建模方法	计算复杂度	实验性能	创新之处	存在问题
状态感知	直流电网节点电压估计	谱图卷积	静态图	高，特别是在大规模电网中处理非线性问题	非线性条件节点电压估计精度高，不同负载条件下表现优越	提升模型在非线性系统下的电压估计精度	对图拓扑结构变化并不敏感
	配电网故障定位	GAT	静态图	中等，注意力机制的计算成本很高	模型表现出更强的鲁棒性和故障定位准确率，定位时间显著缩短	通过GAT动态调整邻居节点权重，提升模型故障定位精度	忽略了节点和线路状态随时间变化
	电力系统静态安全分析	节点图与边图切换卷积模型	动态图，节点图与边图切换	切换图模型计算开销大	在处理新能源波动和多故障场景中的表现优于传统潮流计算方法	节点图与边图交替卷积机制，适用于新能源波动条件	依赖于节点图和边图切换，计算代价高
	输电线路自然灾害事故预测	谱图卷积	静态图，基于知识图谱嵌入	低，但在极端天气条件下对大规模电网的训练时间较长	嵌入知识图谱后显著提升了极端天气条件下的输电线路事故预测精度	将知识图谱嵌入GCN中，提升模型在极端天气条件下预测精度	未考虑自然灾害影响的时序动态变化
预测	短期住宅负荷预测	Graph WaveNet	自适应邻接矩阵	较低，适合大规模数据学习	优于传统机器学习和深度学习	无需先验地理知识，自适应学习节点依赖关系	对住宅负荷高度波动场景适应性较差
	短期住宅负荷预测	迁移学习＋GNNs	使用源域数据迁移学习目标域模型	中等，依赖源域数据的有效性	源域与目标域差异较大时，迁移学习可提升预测精度	通过迁移学习提升数据不足场景下的模型精度，解决负迁移问题	对于新建住宅区，如何建立可靠的源域
	短期风速预测	STGCNs (LSTM)	动态图，互信息	高，长时间序列的处理开销较大	模型鲁棒性强，特别适合噪声大的风速预测场景	结合粗糙集理论，处理数据不确定性和噪声	优化模型的时空复杂度，降低计算成本
	超短期风电功率预测	STGCNs (TCN)	有向图，格兰杰因果关系	高，随数据规模增加，计算成本高	在多站点预测任务中表现优异，鲁棒性提升	构建有向图，时空相关性可解释性增强	过于依赖风电场间强依赖性
优化	最优潮流	空间GCNs	物理引导的图建模	较高，特别是大规模非线性问题	求解精度显著提高，尤其适用于非线性和拓扑变化场景	物理约束嵌入模型，提升预测精度，并考虑非线性约束	在极大规模或实时条件下受到计算时间限制
	交流最优潮流	GNNs	加权无向图	高，处理IEEE-118节点系统，性能受限	在IEEE-30系统求解性能较其他对比方法更优，而IEEE-118系统中GNN性能不如IPOPT	引入无监督学习，使用对数障碍惩罚函数处理非凸约束问题，无需标注数据	难以处理长距离传输线路的约束问题
	交流最优潮流	GNNs	无向图	分区和并行处理显著降低复杂度	在短训练时间内实现了AC-OPF高效求解，且约束违例极少	基于空间分解的两阶段并行学习方法，大幅提升大规模求解速度	在复杂或不规则电网拓扑中表现受限
	输电网潮流预测	GNNs＋多任务学习	静态图	计算复杂度中等，依赖于嵌入层的计算	多节点潮流预测中表现显著优于传统方法，有效捕捉节点间依赖	使用贝叶斯嵌入层捕捉节点间依赖，提升局部差异表达	模型未考虑动态拓扑变化，依赖嵌入层的准确性

为了提高故障定位模型随电网拓扑结构变化的适应性，GAT 由于引用了注意力机制，能够更加关注于邻居节点、符合归纳式学习任务的要求，因此更为适用于拓扑结构频繁变化的配电网故障定位任务[31]。通过将配电网中的节点和线路映射为图中的顶点和边，采用图注意力网络模型计算相邻顶点之间故障特征的相似度，从而提高故障定位的精度和鲁棒性。而且，GAT 的高效学习能力也有助于图模型快速适应网络拓扑结构的变化，并在不同的网络场景中保持高效的故障定位能力。然而，GAT 故障定位方法更多关注静态配电网空间拓扑结构，忽略了节点和线路状态随时间变化情况，而且 GAT 的计算复杂度较高，尤其在大规模网络中，其训练成本可能过大。

随着高比例新能源的接入、电网规模的扩大，电力系统预想事故集更为复杂，电力系统静态稳定分析计算精度和效率受到双重挑战。针对于此，将电力拓扑网络表征为节点图和边图作为模型输入信息，利用 GCNs 挖掘数据之间的空间依赖关系，从而实现多场景的新能源出力、负荷数据与支路潮流、节点电压之间的非线性关系的快速拟合[32]。因此，结合节点图和边图切换卷积的图学习模型是一种计算高效、鲁棒性强的静态安全分析方法。图 3 展示了该研究所采用的节点

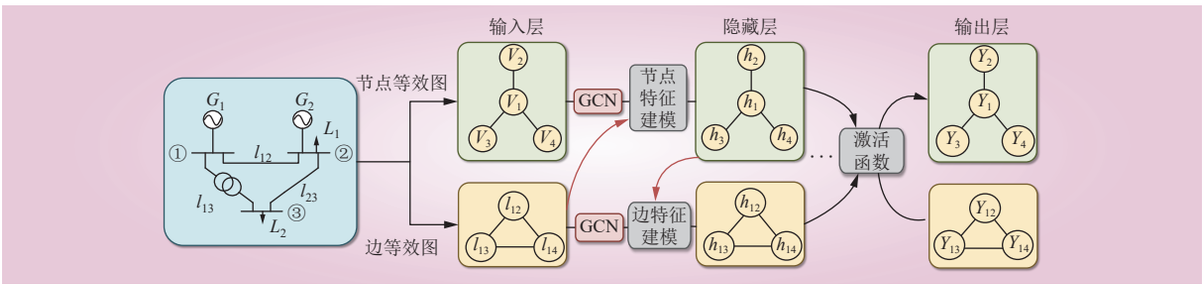

图 3 节点图与边图交换卷积结构

Fig. 3 The exchange convolution structure of node graphs and edge graphs

图与边图交换卷积结构。

所提方法通过在电网中切换节点和边的卷积操作，显著提升了对电网复杂结构的建模能力，不仅保证了分析的准确性，还提高了计算效率，为实时运行中的电力系统安全性提供了保障。但是，该静态安全分析方法依赖于节点图和边图的频繁切换，计算代价较高，在大规模网络中模型的计算复杂度将随着图结构切换次数增加而上升，运行效率有所下降。

由于台风、山火、线路覆冰等自然灾害频发，导致输电线路安全性和稳定性受到冲击。因此准确可靠的输电线路受自然灾害事故影响的感知能力至关重要。通过结合知识图谱和嵌入向量技术[33]，采用 GCNs 对复杂网络中的节点关系进行建模，能够更好地捕捉输电线路在自然灾害中的风险特征。其创新之处在于，1）构建了一个电网自然灾害知识图谱，将与自然灾害相关的地理、气象和设备信息抽象为图拓扑结构中的节点，并利用嵌入向量技术对这些信息进行编码。2）GCNs 能够通过学习这些节点之间的逻辑关系，有效地预测了各类自然灾害下输电线路事故的概率。后续研究可进一步考虑自然灾害变化、灾害持续时间的动态图建模，结合更多实时的气象数据，提升极端灾害下输电线路事故预测精度。

由此可见，从电网安全分析与电压估计、配电网故障定位到输电线路自然灾害预测，现阶段 GNNs 在电力系统状态感知中展现了一定的潜力与优势，能够通过对电网拓扑结构节点和边的特征建模，捕捉复杂拓扑关系，具有一定应对拓扑结构变化能力。但是，现有研究仍以小规模电网拓扑结构、静态图建模为主，在大规模电力系统，特别是极端天气、设备故障或新能源接入等条件下，图模型应对系统拓扑结构频繁变化的能力有所下降。此外，现有模型的计算复杂度过高，在处理复杂的拓扑结构、海量节点和边信息时，难以满足实时性要求。未来研究应进一步加强 GNNs 在大规模电网中的计算优化性和扩展性，开展极端负载波动、故障、转折性天气等工况下，GNNs 模型针对电网运行状态的精细化建模与鲁棒性验证工作。

3.3 电力系统多参量预测

电力系统预测问题可以直观地表示为一个“多层次且多维度”的预测任务，包含预测对象、输入变量、预测模型。根据预测对象的不同，电力系统预测包括负荷预测、风电功率预测、光伏功率预测等。根据预测时间尺度的不同，可划分为超短期预测、短期预测、中期预测和长期预测。根据预测空间尺度的不同，可划分为单体预测、群体预测、区域预测和全网预测。根据预测模型类型的不同，可划分为基于物理方法的预测（如风速-功率曲线）、基于统计学方法的预测（如自回归积分滑动平均模型、指数平滑模型）、基于机器学习的方法（如支持向量回归、随机森林）、基于深度学习的方法（如 LSTM、CNN、GNNs 等深层神经网络模型[34-35]）。

目前通过改变 GNNs 模型的节点、边的物理含义和表征维度，可以将图模型应用到不同时间尺度、空间尺度、作用对象的预测任务中。例如，通过改变一张图拓扑结构中节点的物理定义，可以将 GNNs 模型拓展至区域负荷拓扑图、风电场站拓扑图、多区域发电量拓扑图。图拓扑建模方法可以通过目标节点之间的空间关联系数、余弦相似性和互信息熵等构建邻接矩阵，利用 STGCNs、GAT、异构 GNNs 完成图拓扑上的时

空特征深度挖掘建。

针对时空图网络负荷预测，通过开发 STGCNs 模型，灵活地处理不同区域之间住宅负荷数据，深入挖掘用户之间用电负荷的空间关联性，从而提高目标节点短期负荷预测的精度与模型计算效率[36]。然而，在模型训练环节，往往存在训练样本量不均衡、因保密性无法获得足够的负荷样本数据等问题。为了解决不同区域负荷数据不均衡的问题，将迁移学习与 GNNs 结合，开发了一种计算高效的住宅用电负荷预测方法[37]。迁移学习的优势在于能够通过从其他参考区域或类似预测任务中迁移已有的先验知识来增强目标模型的泛化能力。经研究发现，在减少训练数据需求的同时，迁移学习的引入可以保障图神经网络模型仍保持较高的预测性能，尤其在数据稀缺或标记不足的情况下表现仍然出色。这将为样本不均衡场景下多区域负荷预测图网络模型的研发提供有效的策略支撑。结合该研究，迁移学习辅助下多区域负荷预测图模型的思路如图 4 所示。但是，迁移学习模型在应用过程中尤其依赖源域的有效性，当源域与目标域差异较大时，迁移效果可能不佳。尤其对于一些数据稀缺的新建住宅区，如何引入或建立可靠、适用的源域，将是有待深入考虑的问题。

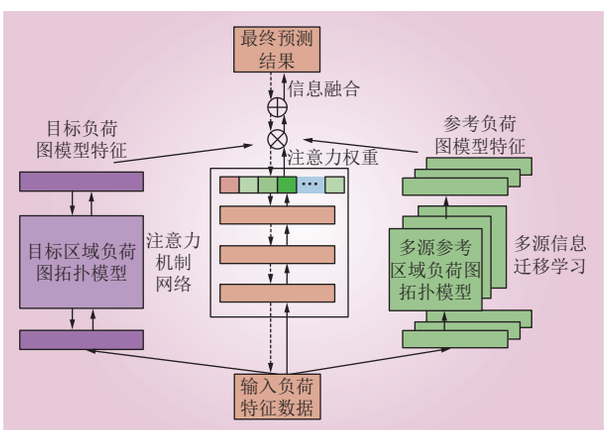

图 4　迁移学习辅助下多区域负荷预测图模型思路

Fig. 4　The idea of graph network for multi-area loads forecasting assisted by transfer learning

针对时空图网络风电功率预测，通过将 LSTM 时间特征挖掘层嵌入 GCNs 空间特征建模层，从而开发了时空图卷积模型[38]用以实现短期多站点风速预测。为了解决传统模型在处理风速不确定性和模糊性数据时鲁棒性不足的问题，将粗糙集理论引入图深度网络中，实现模型参数的上下界近似表征，从而提高图网络节点的稳健性。实验结果显示，该预测模型鲁棒性强，能够处理不确定性大的风速预测问题，且在半监督条件下工作性能优异。但是模型在处理长时间序列预测时复杂度较高，尤其是在风电场数量较大时，训练时间较长，后续需要进一步优化模型的时空复杂度，降低计算成本。由于独立的风电集群在相似的地理环境、气象条件、空间位置分布的影响下，具有更为突出的时空相关性，因此将风电集群发电功率构造为一张有向图拓扑，并采用多尺度时间卷积神经网络与多邻居空间图卷积神经网络组成了 STDGCNs，一定程度上提高了图网络对于风电集群时空相关性的解释能力，改善了区域内多场站风电有功功率超短期预测精度[39]。但是，所提出的 STDGCNs 模型非常依赖于由格兰杰因果关系构建的有向图，这将导致预测器在风电场群空间依赖性较弱的情况下表现可能不稳定，泛化性能有待进一步验证和优化。图 5 展示了区域内多站点风电场站拓扑，节点之间的边连接权重代表了风电场站之间的空间连接度，权重值越大，代表场站 A 与场站 B 之间的相关性越，则空间连接度更紧密。

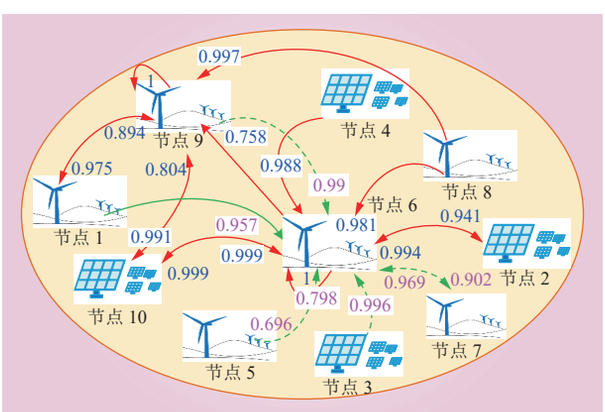

图 5　区域内多站点风-光场站拓扑

Fig. 5　Graph topology of multi-site wind farms and PV stations in a neighboring area

综上所述，图神经网络模型在多种时间尺度、空间尺度的源-荷功率预测中准确性、鲁棒性较高。并且，为了探索极端工况下源-荷预测模型，研究人员已开始引入粗糙集、迁移学习、多

任务学习、格兰杰因果关系等技术与 GNNs 模型相结合，增强其在小样本、强波动性、群体预测条件下的表现性能，这对于发挥 GNNs 特征表示能力和时空解释性具有重要意义。然而，随着待预测对象的时空尺度升级，图模型节点数量、边数量将会显著增加，现有模型的计算复杂度随之上升。如何提高 GNNs 在大规模系统中的计算效率，同时保证预测的准确性和鲁棒性，是当前研究面临的重大挑战。此外，新能源、负荷数据随时间、空间尺度上升带来的时空演化规律复杂化问题，也需要提高 GNNs 模型对于图节点、边耦合拓扑关系的动态捕捉能力和响应速度。

3.4 基于图神经网络的潮流优化

随着新型电力系统发展，电网拓扑结构规模升级、耦合关系复杂化加剧，导致传统数学规划方法在解决电力系统优化调度、发电规划、潮流计算问题时面临求解效率低、收敛速度慢、优化精度不高等问题，甚至一些启发式算法由于过于依赖初始解，容易陷入局部最优的问题。更为重要的是，现有优化求解方法无法有效利用历史求解过程的经验和知识，致使求解模型泛化性差、对模型精确参数依赖度高、一旦替换应用场景需要全面推导计算的难题。GNNs 能够更快逼近全局最优解、减少迭代次数，而且还可以通过并行计算等机制提高求解效率[40-41]。因而越来越多的研究人员利用 GNNs 来解决电力系统运行问题。本节重点介绍其在潮流计算的研究现状。

一方面，如何确保最优潮流模型的约束条件得到严格遵守是图潮流优化过程中的关键问题，通过结合物理引导的 GCNs[42]，可以实现快速、高效的最优潮流分配。这是因为物理引导的 GCNs 通过在训练过程中引入如功率平衡和线路容量限制条件的物理规律来指导图模型学习，能够使模型在保持计算效率的同时，也能保证优化结果符合电力系统的物理特性。一定程度上规避了约束条件越限的问题，保障潮流优化结果可行性与安全性。研究表明，物理引导的 GCNs 模型能够在大规模电力系统中快速求解最优潮流问题，并且其结果在满足物理约束方面表现出色，具有较高的实用价值。但是，模型复杂度较高，可能在极大规模系统或实时条件下受到计算时间的限制，未来研究可通过探索自适应的拓扑嵌入方法，进一步提高模型的可扩展性和在实时环境中的应用能力。通过建立包含发电成本目标函数和电压、电流和功率限制等物理约束的损失函数，引入对数障碍惩罚函数处理非凸约束问题，能够有助于 GNNs 模型在梯度下降过程中防止违背物理约束条件，而且还可以加快 GNNs 模型在无标签数据情况下潮流分配优化速度与求解效率[43]，从而实现了无监督学习下 GNNs 模型解决电力系统中最优潮流问题。尽管无监督学习在复杂 AC-OPF 问题上表现良好，但在非常复杂的电网拓扑条件下，无监督方法在多最优解问题上仍有待进一步优化，模型的稳定性仍需提升。图 6 展示了目前无监督学习 GNNs 最优潮流计算模型思路。

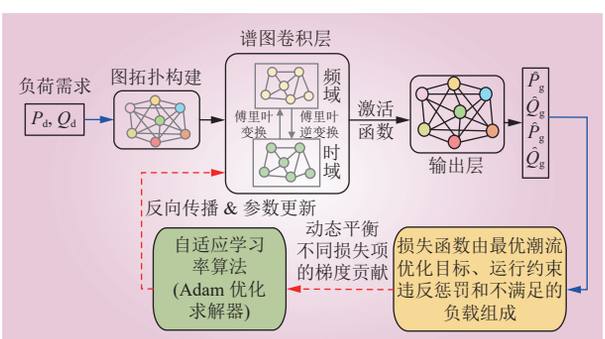

图 6 无监督学习图神经网络潮流计算模型

Fig. 6 Power flow calculation model based on unsupervised learning-GNNs

另一方面，为了加快最优潮流问题的收敛速度和优化精度，空间网络分解（spatial network Decomposition，SND）方法在用于加速和扩展交流最优潮流的学习过程中表现较为优异[44]。AC-OPF 问题由于其非线性和复杂性，通常需要大量的计算资源。SND 方法通过将电力网络分解为若干较小的子网络，简化了问题的复杂性。这种方法利用 GNNs 学习每个子网络的最优潮流，并将这些局部解组合起来形成全局解。然而，该方法依赖于区域划分策略，在过于复杂或不规则的电网拓扑结构中效果可能受限，因此，需要研究如何优化区域划分和并行训练策略。而对于节点异构性程度较高的潮流计算问题，多任务学习与 GNNs 的结合是一种更为有效的优化方法。通过结合多任务学习、贝叶斯嵌入与 GNNs，来实现输电网系统多节点潮流预测[45]，尤其侧重探究连接高压与特高压级别的变压器。这种组合型的图

网络结构可以使目标变压器节点在兼顾邻域变压器节点共享空间相关性信息的同时着重考虑自身特定任务需求，从而提高了多任务型变压器节点的整体潮流预测性能。但是，模型依赖于贝叶斯嵌入层的准确性，且未充分考虑动态拓扑变化场景。

根据上述研究工作来看，现阶段围绕 GNNs 开展最优潮流计算、潮流预测等优化问题的研究已取得一定进展，包括优化 GNNs 训练方法、平衡优化目标和约束条件的物理引导作用、分解优化问题的求解规模等，这些改进手段和方法很好地改善了 GNNs 解决潮流计算问题求解速度和最优性。但是，针对复杂、动态、大规模的电力系统开展图潮流计算仍是一大挑战。这是因为传统的静态图或者简单的动态图模型很难解释复杂工况下电力系统拓扑关系网络的动态性、耦合性问题，而这种拓扑关系网络不仅涉及电力设备之间的实际连接关系，更涉及由数据驱动的节点之间虚拟时空关联关系。此外，传统的 GNNs 主要关注图结构上的依赖关系，但未能充分整合大规模电网中复杂耦合的物理约束规则，导致模型在高物理约束下的泛化能力较差。因此，后续研究应重点围绕大规模图潮流计算的可解释性、动态性、计算效率问题，利用图模型的多层级性、多模态性更好地诠释高物理约束规则，采用物理+数据双重驱动方法解决电力系统“图优化问题”。

4　未来研究方向

综上所述，现阶段 GNNs 在电力系统感知-预测-优化领域受到广泛关注，但随着电力系统的规模升级、结构复杂化，GNNs 的学习性能必将受到影响，这将不利于改善图模型的泛化性和拓展性。而严重制约 GNNs 在状态感知、多运行参量预测、图潮流计算任务中高效发挥性能的共性问题在于图模型对于实际电力系统的动态拓扑建模不够准确、大规模系统计算效率很难提高、复杂物理约束规则难以解释和嵌入。为此，学术界和工业界仍需要在以下几方面展开深入研究。

1）提高 GNNs 对于电网拓扑结构建模的动态性与准确性。GNNs 在解决电力系统感知-预测-优化问题中均涉及针对实际电网拓扑结构或虚拟时空关联关系的图拓扑创建问题，而现有研究大多通过静态图或者简单的动态图拓扑结构进行学习与训练，这将很难追踪电力系统多参量运行状态的动态变化。因此，未来研究应进一步探索动态 GNNs 和时序图建模技术来实时捕捉电网图节点和边状态与权值的变化。此外，也需要利用迁移学习、在线学习等技术提高 GNNs 的动态性能和学习效率，避免动态建模带来的训练时间过长、计算资源损耗大、存储空间占用过度等问题。

2）提高 GNNs 在大规模电力系统中的计算效率。GNNs 在电力系统感知-预测-优化问题中面临的另一个核心挑战是如何处理大规模节点和边数据带来的图拓扑复杂性增加和计算复杂度上升的问题。现有研究多通过稠密图结构进行训练和推理，难以兼顾计算速度与准确性。因此，未来研究应进一步探索如何通过稀疏连接、节点选择、边过滤等技术合理控制图的规模，从而在不损失信息量的前提下提高模型的计算效率。此外，研究如何利用并行计算和分布式处理方法，特别是通过对电网进行区域划分并进行局部并行处理，再结合全局信息传递的方式，来加快大规模电网状态感知、预测和潮流计算求解速度。

3）增强 GNNs 对电力系统复杂物理约束和先验知识的可解释性。现有 GNNs 在电力系统状态感知和潮流计算中的应用主要基于数据驱动方式，较少考虑电力系统中固有的物理约束规则，且在电力系统多参量预测中也很难全面深入地解释预测对象、物理场景之间存在的先验知识。未来研究应着重将电网的物理定律和先验知识嵌入至 GNNs 中，确保模型输出同时满足数据和物理约束。此外，为避免过多的物理规则导致模型计算复杂度增加、泛化性下降的问题，还须进一步平衡电网物理约束与 GNNs 学习性能，建立自适应约束机制，动态调整复杂物理规则权重。

5　结语

随着电力系统拓扑结构关系复杂度的升级，图神经网络模型已成为表征时空拓扑结构、解释多源异构数据依赖关系的首选模型。

为了更为充分地探究 GNNs 在阐释电力系统非欧式空间数据结构的适用性与合理性，本文详

细阐述了 GNNs 在新型电力系统中的发展历程，梳理了 CNN 与 GNNs 之间的区别和联系，展示了 GNNs 与电力系统领域的高度适配性。然后，通过阐释 GNNs 的数学定义与物理含义，归纳了 GNNs 不同种类变体模型的特色之处与适用范围，包括 RecGNNs、谱图&空间图卷积神经网络、GAT、图 GAN、图强化学习等。其次，针对 GNNs 在电网状态感知与故障定位、电力系统多参量预测、图潮流计算方面的研究进行了详细的介绍和总结，包括正常与极端场景下基于 GNNs 的电网状态感知、基于时空相关性的多区域负荷预测与多站点风电功率预测、以及如何结合先验物理知识引导与图网络模型实现快速高效的最优潮流分配。最后，针对 GNNs 在电力系统领域进一步研究的关键问题和未来发展方向进行了总结和展望。

参考文献：

[1] WITZE A. Extreme heatwaves: surprising lessons from the record warmth[J]. Nature, 2022, 608(7923): 464–465.

[2] United Nations Framework Convention on Climate Change (UNFCCC). The paris agreement[Z], 2015. https://unfccc.int/sites/default/files/englis{\bm h}_paris_agreement.pdf.

[3] 汤广福, 周静, 庞辉, 等. 能源安全格局下新型电力系统发展战略框架 [J]. 中国工程科学, 2023, 25(2): 79–88.
TANG Guangfu, ZHOU Jing, PANG Hui, *et al*. Strategic framework for new electric power system development under the energy security pattern[J]. Strategic Study of CAE, 2023, 25(2): 79–88.

[4] 舒印彪, 陈国平, 贺静波, 等. 构建以新能源为主体的新型电力系统框架研究 [J]. 中国工程科学, 2021, 23(6): 61–69.
SHU Yinbiao, CHEN Guoping, HE Jingbo, *et al*. Building a new electric power system based on new energy sources[J]. Strategic Study of CAE, 2021, 23(6): 61–69.

[5] 叶林. 大规模风电并网运行调度和主动控制策略 [M]. 北京: 科学出版社, 2024.

[6] JAFARISHIADEH F, MOHAMMADI F, SAHRAEI-ARDAKANI M. Preventive dispatch for transmission de-icing[C]//2021 IEEE Power & Energy Society General Meeting (PESGM). Washington, DC, USA. IEEE, 2021: 1.

[7] LU P, ZHANG N, YE L, *et al*. Advances in model predictive control for large-scale wind power integration in power systems[J]. Advances in Applied Energy, 2024, 14: 100177.

[8] KOHLHEPP P, HARB H, WOLISZ H, *et al*. Large-scale grid integration of residential thermal energy storages as demand-side flexibility resource: a review of international field studies[J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2019, 101: 527–547.

[9] 马伟明. 关于电工学科前沿技术发展的若干思考 [J]. 电工技术学报, 2021, 36(22): 4627–4636.
MA Weiming. Thoughts on the development of frontier technology in electrical engineering[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2021, 36(22): 4627–4636.

[10] 刘俊, 王勇, 杨胜春, 等. 新一代调控系统预调度架构及关键技术 [J]. 电力系统自动化, 2019, 43(22): 201–208.
LIU Jun, WANG Yong, YANG Shengchun, *et al*. Pre-dispatching architecture and key technologies of new generation dispatching and control system[J]. Automation of Electric Power Systems, 2019, 43(22): 201–208.

[11] 叶林, 裴铭, 李卓, 等. 风电和光伏发电功率联合预测与预调度框架 [J]. 高电压技术, 2024, 50(9): 3823–3836.
YE Lin, PEI Ming, LI Zhuo, *et al*. Framework for joint wind and photovoltaic power forecasting and pre-dispatch[J]. High Voltage Engineering, 2024, 50(9): 3823–3836.

[12] GERS F A, SCHMIDHUBER J, CUMMINS F. Learning to forget: continual prediction with LSTM[C]//1999 Ninth International Conference on Artificial Neural Networks ICANN 99. Edinburgh, UK. London: IET, 2002: 850–855.

[13] YUAN L, ZHANG H, XU M, *et al*. A multiscale CNN framework for wireless technique classification in Internet of Things[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2022, 9(12): 10366–10367.

[14] JIN X B, GONG W T, KONG J L, *et al*. PFVAE: a planar flow-based variational auto-encoder prediction model for time series data[J]. Mathematics, 2022, 10(4): 610.

[15] GOODFELLOW I, POUGET-ABADIE J, MIRZA M, *et al*. Generative adversarial nets[J]. MIT Press, 2014, 2: 2672–2680.

[16] KHODAYAR M, LIU G Y, WANG J H, *et al*. Deep learning in power systems research: a review[J]. CSEE Journal of Power and Energy Systems, 2021, 7(2): 209–220.

[17] YANG L X, ZHANG Z J. A deep attention convolutional recurrent network assisted by K-shape clustering and enhanced memory for short term wind speed predictions[J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2022, 13(2): 856–867.

[18] THIRUNAVUKKARASU M, SAWLE Y, LALA H. A comprehensive review on optimization of hybrid renewable energy systems using various optimization techniques[J]. Renewable and

Sustainable Energy Reviews, 2023, 176: 113192.

[19] LIAO W L, BAK-JENSEN B, PILLAI J R, *et al*. A review of graph neural networks and their applications in power systems[J]. Journal of Modern Power Systems and Clean Energy, 2022, 10(2): 345–360.

[20] 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.

[21] OWERKO D, GAMA F, RIBEIRO A. Predicting power outages using graph neural networks[C]//2018 IEEE Global Conference on Signal and Information Processing (GlobalSIP). Anaheim, CA, USA, 2018: 743–747.

[22] 徐冰冰, 岑科廷, 黄俊杰, 等. 图卷积神经网络综述 [J]. 计算机学报, 2020, 43(5): 755–780.
XU Bingbing, CEN Keting, HUANG Junjie, *et al*. A survey on graph convolutional neural network[J]. Chinese Journal of Computers, 2020, 43(5): 755–780.

[23] WU Z H, PAN S R, CHEN F W, *et al*. A comprehensive survey on graph neural networks[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2021, 32(1): 4–24.

[24] RAHMANI S, BAGHBANI A, BOUGUILA N, *et al*. Graph neural networks for intelligent transportation systems: a survey[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2023, 24(8): 8846–8885.

[25] 冯双, 彭祥佳, 陈佳宁, 等. 基于时空图卷积神经网络的强迫振荡定位与传播预测 [J]. 中国电机工程学报, 2024, 44(4): 1298–1310.
FENG Shuang, PENG Xiangjia, CHEN Jianing, *et al*. Forced oscillation location and propagation prediction based on temporal graph convolutional network[J]. Proceedings of the CSEE, 2024, 44(4): 1298–1310.

[26] SIMEUNOVIĆ J, SCHUBNEL B, ALET P J, *et al*. Interpretable temporal-spatial graph attention network for multi-site PV power forecasting[J]. Applied Energy, 2022, 327: 120127.

[27] ZHUANG W, FAN J L, XIA M, *et al*. A multi-scale spatial–temporal graph neural network-based method of multienergy load forecasting in integrated energy system[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2024, 15(3): 2652–2666.

[28] ZHAO Y N, YE L, PINSON P, *et al*. Correlation-constrained and sparsity-controlled vector autoregressive model for spatio-temporal wind power forecasting[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2018, 33(5): 5029–5040.

[29] HOSSAIN R R, HUANG Q H, HUANG R K. Graph convolutional network-based topology embedded deep reinforcement learning for voltage stability control[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2021, 36(5): 4848–4851.

[30] 王渝红, 沈靖, 曾琦, 等. 基于谱图论和图卷积神经网络的直流电网节点电压估计研究 [J]. 电网技术, 2022, 46(2): 521–531.
WANG Yuhong, SHEN Jing, ZENG Qi, *et al*. Voltage estimation for DC grid nodes based on spectral theory and graph convolutional neural network[J]. Power System Technology, 2022, 46(2): 521–531.

[31] 李佳玮, 王小君, 和敬涵, 等. 基于图注意力网络的配电网故障定位方法 [J]. 电网技术, 2021, 45(6): 2113–2121.
LI Jiawei, WANG Xiaojun, HE Jinghan, *et al*. Distribution network fault location based on graph attention network[J]. Power System Technology, 2021, 45(6): 2113–2121.

[32] 杨梅, 刘俊勇, 刘挺坚, 等. 节点图和边图切换卷积驱动的快速静态安全分析方法 [J]. 电网技术, 2021, 45(6): 2070–2080.
YANG Mei, LIU Junyong, LIU Tingjian, *et al*. Switching convolution of node graph and line graph-driven method for fast static security analysis[J]. Power System Technology, 2021, 45(6): 2070–2080.

[33] 陈立帆, 张琳琳, 宋辉, 等. 基于图卷积神经网络的输电线路自然灾害事故预测 [J]. 电网技术, 2023, 47(6): 2549–2557.
CHEN Lifan, ZHANG Linlin, SONG Hui, *et al*. Natural disaster accident prediction of transmission line based on graph convolution network[J]. Power System Technology, 2023, 47(6): 2549–2557.

[34] LIAO W L, FANG J N, YE L, *et al*. Can we trust explainable artificial intelligence in wind power forecasting?[J]. Applied Energy, 2024, 376: 124273.

[35] LU P, YE L, ZHAO Y N, *et al*. Review of meta-heuristic algorithms for wind power prediction: methodologies, applications and challenges[J]. Applied Energy, 2021, 301: 117446.

[36] LIN W X, WU D, BOULET B. Spatial-temporal residential short-term load forecasting via graph neural networks[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2021, 12(6): 5373–5384.

[37] WU D, LIN W X. Efficient residential electric load forecasting via transfer learning and graph neural networks[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2023, 14(3): 2423–2431.

[38] KHODAYAR M, WANG J H. Spatio-temporal graph deep neural network for short-term wind speed forecasting[J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2019, 10(2): 670–681.

[39] LI Z, YE L, ZHAO Y N, *et al*. A spatiotemporal directed graph convolution network for ultra-short-term wind power prediction[J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2023, 14(1): 39–54.

[40] BEINERT D, HOLZHÜTER C, THOMAS J M, *et al*. Power flow forecasts at transmission grid nodes using graph neural networks[J]. Energy and AI, 2023, 14: 100262.

[41] LOPEZ-GARCIA T B, DOMÍNGUEZ-NAVARRO J A. Power flow analysis via typed graph neural networks[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2023, 117: 105567.

[42] GAO M S, YU J, YANG Z F, *et al*. A physics-guided graph convolution neural network for optimal power flow[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2024, 39(1): 380–390.

[43] OWERKO D, GAMA F, RIBEIRO A. Unsupervised optimal power flow using graph neural networks[C]//ICASSP 2024 - 2024 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP). Seoul, Korea, 2024: 6885–6889.

[44] CHATZOS M, MAK T W K, HENTENRYCK P V. Spatial network decomposition for fast and scalable AC-OPF learning[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2022, 37(4): 2601–2612.

[45] BEINERT D, HOLZHÜTER C, THOMAS J M, *et al*. Power flow forecasts at transmission grid nodes using graph neural networks[J]. Energy and AI, 2023, 14: 100262.

作者简介：

李卓（1994—），女，博士研究生，从事电力系统自动化、新能源发电技术研究，E-mail：lizhuo94@cau.edu.cn；

王胤喆（2000—），男，硕士研究生，从事电力系统自动化、新能源发电技术研究，E-mail：wangyinzhe@cau.edu.cn；

叶林（1968—），男，通信作者，博士，教授，博士生导师，从事电力系统自动化、新能源发电技术研究，E-mail：yelin@cau.edu.cn。

（责任编辑　许晓艳）

The Application of Graph Neural Networks in Power Systems from Perspective of Perception-Prediction-Optimization

LI Zhuo[1], WANG Yinzhe[1], YE Lin[1], LUO Yadi[2], SONG Xuri[2], ZHANG Zhenyu[3]

(1. College of Information and Electrical Engineering, China Agricultural University, Beijing 100083, China; 2. China Electric Power Research Institute, Beijing 100192, China; 3. State Grid National Power Dispatching and Control Center, Beijing 100031, China)

Abstract: With the increasing uncertainty of the generation, transmission, and consumption sides in new power systems, the complexity and scale of power system topology relationship are continuously growing. Conventional data analysis methods for Euclidean space often exhibit poor performance and low accuracy when representing the topological structures relationship with multi-source heterogeneous and irregular characteristics. Graph Neural Networks (GNNs) are capable of capturing complex dependency relationship between different nodes and edges, and effectively mining spatiotemporal features in non-Euclidean data structures, are therefore suitable for the perception and modeling of complex power system topologies. In this context, this paper builds upon previous research progress, providing the definition and characteristics of GNNs, and discussing the unique features and advantages of different variants GNNs. After that, it summarizes the current applications of GNNs in power system state perception, prediction, and graph-based power flow calculation, aiming to explore the suitability of GNNs for new power systems from the perception-prediction-optimization perspectives. Finally, a summary and outlook on the potential challenges and future development directions for GNNs are provided.

This work is supported by Science and Technology Project of SGCC (No.5108-202218280A-2-294-XG), National Natural Science Foundation of China Joint Fund for New Power System (No.U22B20117).

Keywords: new power systems; uncertainty; graph neural networks; state perception; prediction; graph-based power flow calculation