基于 GME-Net 的电力系统状态估计方法

洪恺岐[1]，王启猛[2]，孔祥慧[3]

（1. 辽宁石油化工大学信息与控制工程学院，辽宁抚顺 113001；

2. 中煤科工集团沈阳研究院有限公司通风防灭火研究分院，辽宁抚顺 113001；

3. 辽宁石油化工大学石油天然气工程学院，辽宁抚顺 113001）

摘要：电力系统状态估计在保障电网稳定运行中发挥着关键作用，但传统基于物理模型的方法在应对复杂拓扑结构和非线性系统时面临精度受限、计算效率低等问题。本文提出一种基于图多尺度边增强网络（GME-Net）的状态估计方法，结合图注意力机制与多层感知机，实现对电力系统节点间局部依赖关系和全局高阶特征的联合建模。该方法引入边特征增强模块以刻画输电线路的物理特性，并通过端到端学习机制提升估计的自适应性与鲁棒性。为验证所提方法的有效性，本文在 IEEE 14、30、57、69 和 118 节点系统上开展实验，结果表明，在非高斯噪声干扰下，GME-Net 在电压幅值与相角估计中的均方根误差分别低至 0.00166–0.00392 与 0.00106–0.00574，显著优于多层感知机和卷积神经网络等基准模型。本文的研究为电力系统智能状态估计提供了新的思路，具有良好的工程应用前景。

关键词：电力系统状态估计；GME-Net；图神经网络；图注意力网络；非高斯噪声。

中图分类号：TM76

Power system state estimation method based on GME-Net

HONG Kaiqi[1], WANG Qimeng[2], KONG Xianghui[3]

(1. School of Information and Control Engineering, Liaoning Petrochemical University, Fushun, Liaoning 113001, China;

2. Institute of Ventilation and Fire Prevention Research, CCTEG Shenyang Research Institute, Fushun, Liaoning 113001, China;

3. School of Petroleum and Natural Gas Engineering, Liaoning Petrochemical University, Fushun Liaoning 113001)

Abstract: Power system state estimation plays a key role in maintaining secure and stable grid operation. However, conventional physics-model-based methods are often limited in estimation accuracy and computational efficiency when dealing with complex topologies and nonlinear operating conditions. To address these issues, a state estimation method based on graph multi-scale edge-enhanced network (GME-Net) is proposed. By combining graph attention mechanisms with multilayer perceptrons, the proposed method jointly models local dependencies among power-system buses and global high-order features. An edge-feature enhancement module is introduced to represent the physical characteristics of transmission lines, and an end-to-end learning framework is adopted to improve adaptivity and robustness. Experiments on IEEE 14-, 30-, 57-, 69- and 118-bus systems show that, under non-Gaussian noise, the root mean square errors of voltage magnitude and phase angle estimation are as low as 0.00166–0.00392 and 0.00106–0.00574, respectively, outperforming multilayer perceptron and convolutional neural network baselines. The results indicate that GME-Net provides an effective data-driven solution for intelligent power-system state estimation.

Keywords: power system state estimation; GME-Net; graph neural network; graph attention network; non-Gaussian noise

---

基金项目：辽宁石油化工大学创新创业训练计划(项目编号：202410148030)

作者简介：洪恺岐(2005-)，男，本科生，辽宁辽阳人，就读于辽宁石油化工大学电气工程及其自动化专业，主要从事从事电力系统状态估计、智能电网运行分析方面的研究

通信联系人：孔祥慧(1983-),女，辽宁抚顺人，硕士，教授，主要从事电力系统状态估计、智能电网运行与控制等方面的研究. E-mail: 77151666@qq.com

0 引言

随着新能源并网、负荷波动增强和量测规模扩大，电力系统运行状态呈现更强的非线性和时变性。状态估计需要根据电压、功率和潮流等量测值推断各母线电压幅值与相角，是调度自动化、故障诊断和安全校核的基础环节。传统加权最小二乘方法依赖精确网络模型和迭代求解，在量测噪声、拓扑变化和大规模系统场景下可能出现收敛慢、初始化敏感和鲁棒性不足等问题。近年来，深度学习方法被用于不可观测配电系统状态估计、实时状态估计与预测以及物理引导建模等任务，可在一定程度上缓解传统方法对严格可观测性和迭代收敛条件的依赖[1-3]。国内研究也将粒子滤波、卷积神经网络和时空图卷积引入电力系统状态估计，为 RTU/PMU 融合量测、动态负荷波动和非高斯噪声场景下的快速估计提供了数据驱动思路[4-5]。

图神经网络能够直接处理电网拓扑结构，将母线视为节点、线路视为边，通过邻域信息聚合描述电气耦合关系[6-8]。本文在图注意力网络(Graph Attention Network，GAT)基础上构建 GME-Net 状态估计框架，将节点量测、线路边特征和全局非线性映射统一到端到端学习过程中。与仅依赖向量输入的 MLP、CNN 等模型相比，GME-Net 能够利用电网连接关系和边物理属性提高状态估计的精度与稳定性。本文主要贡献为：提出 GAT-MLP 协同的 GME-Net 估计模型；基于 IEEE 多规模系统构造统一实验流程；在非高斯噪声场景下验证模型鲁棒性。

1 状态估计模型与 GME-Net 结构

1.1 状态估计问题描述

给定电网拓扑、支路参数和实时量测向量 z，电力系统状态估计的目标是求取状态向量 x，通常包括各母线电压幅值和相角。经典量测模型可写为

$$\mathbf{z}=h(\mathbf{x})+\mathbf{e} \tag{1}$$

式中，$h(\cdot)$ 为由潮流方程确定的非线性量测函数，$\mathbf{e}$ 为量测误差。WLS 通过最小化加权残差平方和求解状态变量：

$$\min J(\mathbf{x})=\left[\mathbf{z}-h(\mathbf{x})\right]^{T}\mathbf{W}\left[\mathbf{z}-h(\mathbf{x})\right]. \tag{2}$$

在数据驱动框架下，问题转化为学习从量测集合和网络拓扑到状态变量的映射关系，即 $\hat{\mathbf{y}}=f_{\theta}(\mathbf{z},\mathbf{G},\mathbf{E})$，其中 $\mathbf{G}$ 表示节点连接关系，$\mathbf{E}$ 表示线路电阻、电抗、潮流方向等边特征，θ 为模型参数。

1.2 GME-Net 网络结构

GME-Net 由图注意力特征提取、边特征增强和全连接回归三部分组成。首先，GAT 层根据节点特征和邻接关系自适应分配邻居权重，使关键相邻母线在信息传递中获得更高权

重；其次，将线路参数或潮流相关信息编码为边特征，用于补充节点间电气耦合强度；最后，将图级特征展平并输入多层感知机，输出所有母线的电压幅值与相角估计值。该结构兼顾局部拓扑关联和全局非线性拟合能力。

$$h_i' = \sigma\left(\sum_{j \in N(i)} \alpha_{ij} W h_j \right) \tag{3}$$

$$\hat{\mathbf{y}} = \mathrm{MLP}\left(\mathrm{vec}\left(H' \right) \right) \tag{4}$$

训练阶段采用标准化后的量测数据作为输入，以 WLS 或潮流仿真结果作为监督标签。损失函数由均方根误差（RMSE）和平均绝对误差（MAE）共同度量，优化器采用 Adam，并结合 Dropout 与早停策略抑制过拟合。

2 数据集与实验设置

实验选取 IEEE 14、30、57、69 和 118 节点标准系统。由于实际电网完整历史量测和状态标签难以直接获取，本文利用 2012 年全球能源预测竞赛负荷数据生成时变负荷曲线，并按各测试系统规模进行归一化。随后在 MATPOWER 中进行交流潮流计算，记录节点注入功率、支路功率流、节点电压幅值和相角，形成监督学习样本。

对于 IEEE 14、30、57 和 69 节点系统，样本数为 39444；IEEE 118 节点系统样本数为 17520。量测数量分别设置为 64、110、216、210 和 562，以满足系统可观测性并保留一定冗余。训练集中加入 50 dB 高斯白噪声，测试集中加入 20 dB 高斯白噪声；同时构造非高斯噪声场景，即随机生成原始潮流结果 0～3%的扰动并对不同量测随机加减，以检验模型对实际复杂误差分布的适应能力。

对比模型包括多层感知机（MLP）、一维卷积神经网络（CNN）和 Prox-linear 网络（Proxi）。各模型在相同数据划分、相同评价指标和相近训练策略下进行比较。评价指标为 RMSE 和 MAE，分别用于衡量整体误差水平和平均绝对偏差。

3 结果与分析

为展示模型训练过程的收敛特性，选取了 4 组代表性训练/验证损失曲线，如图 1 所示。可以看出，训练损失在前期迅速下降并逐渐趋于稳定，说明 GME-Net 能够较快完成对映射关系的学习；部分验证损失虽存在波动，但总体处于可接受范围，表明模型具有较好的训练稳定性。

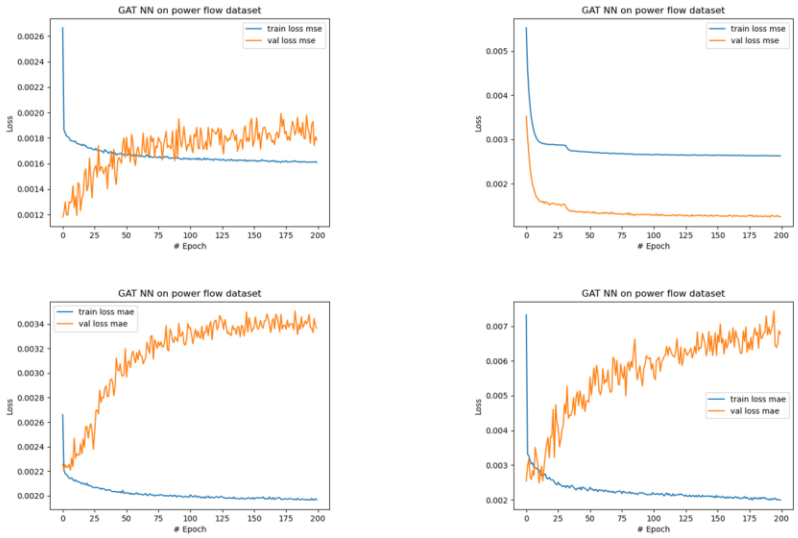


图 1　GME-Net 代表性训练与验证损失曲线

Fig. 1　Representative training and validation loss curves of GME-Net

表 1 给出了非高斯噪声条件下各模型的电压幅值估计误差。GME-Net 在五个测试系统中的 RMSE 均低于 0.004，MAE 均低于 0.003，明显优于 MLP、CNN 和 Proxi。

表 1　各模型电压幅值估计误差对比

Tab. 1　Comparison of voltage magnitude estimation errors

模型	IEEE 14		IEEE 30		IEEE 57		IEEE 69		IEEE 118	
	RMSE	MAE	RMSE	MAE	RMSE	MAE	RMSE	MAE	RMSE	MAE
MLP	0.55137	0.42722	0.52751	0.41040	0.59613	0.83692	0.99529	0.79535	0.27680	0.21939
CNN	0.60270	0.56195	0.72281	0.60417	0.74365	0.57542	0.86452	0.66370	0.70632	0.66309
Proxi	0.26889	0.20406	0.59792	0.48740	0.66409	0.51718	0.86166	0.68400	0.24904	0.19420
GME-Net	0.00166	0.00170	0.00331	0.00201	0.00392	0.00255	0.00321	0.00203	0.00308	0.00227

表 2 进一步给出了相角估计结果。GME-Net 在不同规模系统中保持了较小且稳定的误差，说明其不仅能够提高单一工况下的估计精度，也能在网络规模变化和噪声扰动下保持较强鲁棒性。

表 2　各模型相角估计误差对比

Tab. 2　Comparison of phase angle estimation errors

模型	IEEE 14		IEEE 30		IEEE 57		IEEE 69		IEEE 118	
	RMSE	MAE	RMSE	MAE	RMSE	MAE	RMSE	MAE	RMSE	MAE
MLP	0.15603	0.10296	0.15116	0.10332	0.22973	0.16617	0.29499	0.21215	0.27313	0.19498
CNN	0.10486	0.08316	0.15498	0.11053	0.39579	0.35440	0.29994	0.22590	0.40201	0.25859
Proxi	0.06633	0.04456	0.13914	0.09687	0.21274	0.14734	0.30274	0.20544	0.17195	0.13178
GME-Net	0.00106	0.00170	0.00317	0.00315	0.00509	0.00504	0.00184	0.00183	0.00574	0.00562

代表性总线的状态估计曲线，如图 2 所示。与 MLP、CNN 和 Proxi 相比，GME-Net 在电压幅值与相角两个维度上都与真实曲线更为接近，尤其在波动区段和局部峰谷处具有更好的拟合效果，这与前述误差统计结果相一致。综合统计表与图 2 可以看出，GME-Net 在不同规模电网中的估计误差均显著低于基准模型，其优势来源于图结构信息聚合与边特征增强

对物理耦合关系的有效刻画。

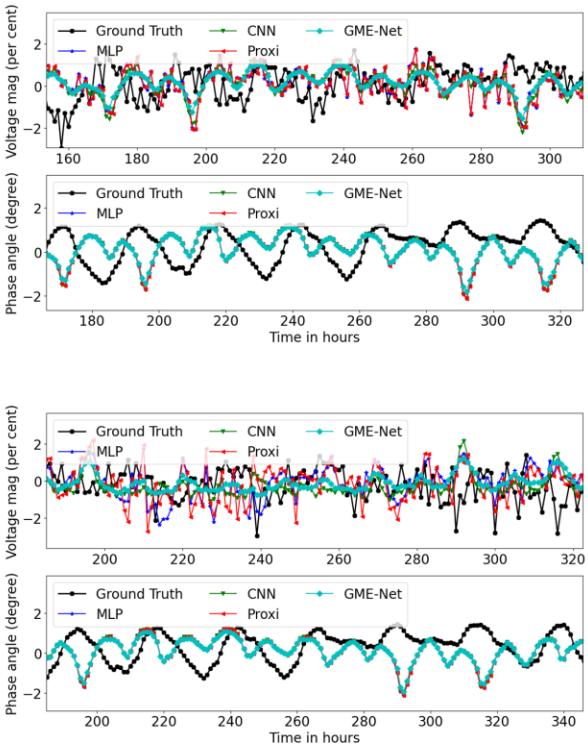


图 2　代表性总线的电压幅值与相角估计结果

Fig. 2　Voltage magnitude and phase angle estimation results of representative buses

4　结论

本文提出了一种面向电力系统状态估计的 GME-Net 方法，将图注意力机制、边特征增强和 MLP 非线性回归结合起来，实现了从量测数据到电压幅值、相角状态的端到端估计。IEEE 多节点系统实验表明，在非高斯噪声干扰下，GME-Net 相较 MLP、CNN 和 Proxi 具有更低的 RMSE 与 MAE，能够适应不同规模电网并保持稳定估计精度。该方法为电力系统实时状态感知和智能调度提供了可行的数据驱动方案。后续研究可进一步考虑 PMU/SCADA 异步量测融合、拓扑错误检测以及面向大规模实际电网的在线增量训练。

[参考文献] (References)

[1] MESTAV K R, LUENGO-ROZAS J, TONG L. Bayesian state estimation for unobservable distribution systems via deep learning[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2019, 34(6): 4910-4920.
[2] ZHANG L, WANG G, GIANNAKIS G B. Real-time power system state estimation and forecasting via deep neural networks[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2019, 67(15): 4069-4077.
[3] WANG L, ZHOU Q, JIN S. Physics-guided deep learning for power system state estimation[J]. Journal of Modern Power Systems and Clean Energy, 2020, 8(4): 607-615.
[4] 刘晓莉，曾祥晖，黄翊阳，等. 联合粒子滤波和卷积神经网络的电力系统状态估计方法[J]. 电网技术，2020，44(9)：3361-3367.
[5] 陈源奕，王玉彬，杨强. 基于时空特征图卷积网络的配电网实时状态估计方法[J]. 高电压技术，2021，47(7)：2386-2395.
[6] 黄蔓云，郭镜玮，臧海祥. 基于消息传递图神经网络的电力系统状态估计[J]. 电网技术，2023，47(11)：4396-4409.

[7] ZAMZAM A S, SIDIROPOULOS N D. Physics-aware neural networks for distribution system state estimation[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2020, 35(6): 4347-4356.
[8] CAO D, ZHAO J, HU W, et al. Physics-informed graphical learning and Bayesian averaging for robust distribution state estimation[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2024, 39(2): 2879-2892.