第 50 卷 第 11 期：4864-4874 高电压技术 Vol.50, No.11: 4864-4874
2024 年 11 月 30 日 High Voltage Engineering November 30, 2024
DOI: 10.13336/j.1003-6520.hve.20231189

基于潮流引导神经网络的配电网贝叶斯状态估计

梁 栋[1,2]，刘啸宇[1]，曾 林[3]，孙智卿[4]，王守相[5]
（1. 省部共建电工装备可靠性与智能化国家重点实验室(河北工业大学)，天津 300401；2. 石家庄科林电气股份有限公司河北省智能配用电装备产业技术研究院，石家庄 050222；3. 康奈尔大学电气与计算机工程学院，纽约 14853；4. 国网浙江省电力有限公司杭州供电公司，杭州 310000；5. 教育部智能电网重点实验室(天津大学)，天津 300072）

摘 要：针对量测不足条件下配电网状态估计方法精度较低的问题，提出了基于潮流引导神经网络的配电网贝叶斯状态估计方法。首先，基于各节点的历史数据学习注入有功、无功功率的 2 维高斯混合概率分布，据此进行蒙特卡洛抽样和潮流计算，以获取用于神经网络训练的丰富样本；其次，以最小化状态估计误差和潮流方程失配量为目标，建立了基于潮流引导神经网络的配电网贝叶斯状态估计模型，通过在损失函数中融入潮流物理损失惩罚项，获取满足电网运行约束的一致解；再次，采用 BOHB(贝叶斯优化+Hyperband)方法对神经网络超参数进行优化，并提出了基于迁移学习的拓扑变化和分接头调整条件下的自适应方法；最后，实际数据和三相平衡/不平衡配电网的测试结果表明，所提方法较基于伪量测的状态估计方法和无潮流引导的贝叶斯估计方法估计精度更高，且在拓扑变化和分接头调整时具有较好的自适应性能。

关键词：潮流引导；神经网络；贝叶斯状态估计；配电网；迁移学习

Bayesian State Estimation for Distribution Networks Based on Power Flow-informed Neural Networks

LIANG Dong[1,2], LIU Xiaoyu[1], ZENG Lin[3], SUN Zhiqing[4], WANG Shouxiang[5]
(1. State Key Laboratory of Reliability and Intelligence of Electrical Equipment (Hebei University of Technology), Tianjin 300401, China; 2. Hebei Smart Electrical Distribution and Utilization Equipment Industry Technology Institute, Shijiazhuang Kelin Electric Corporation, Shijiazhuang 050222, China; 3. School of Electrical and Computer Engineering, Cornell University, New York 14853, USA; 4. Hangzhou Power Supply Company, State Grid Zhejiang Electric Power Co., Ltd., Hangzhou 310000, China; 5. Key Laboratory of the Ministry of Education on Smart Power Grids (Tianjin University), Tianjin 300072, China)

Abstract：Driven by the low accuracy problem of existing distribution network state estimation (SE) methods when measurements are limited, a Bayesian SE method is proposed for distribution networks based on a novel power flow-informed neural network (PFINN). Firstly, the two-dimensional Gaussian mixture probability distribution of real and reactive power injection is learned for each node using historical data; thereby, abundant samples can be obtained for neural network training by Monte Carlo sampling and power flow calculation. Then, with the goal of minimizing the SE error and power flow equation violation, a Bayesian SE model is established for distribution networks based on the PFINN. Physics loss penalty is introduced into the loss function to constrain the output to be consistent with system operating constraints. Furthermore, the BOHB method is adopted to optimize the hyperparameters of the neural network, while transfer learning is introduced to adapt to changes of network topologies and on-load tap changers. Finally, test results using field data and balanced/unbalanced distribution networks show that the proposed method has better estimation accuracy than the pseudo-measurement-based SE method and the Bayesian SE method without power flow informing. Meanwhile, the proposed method achieves good adaptation performance to topology and tap changes.

Key words：power flow informing; neural network; Bayesian state estimation; distribution network; transfer learning

基金资助项目：河北省自然科学基金(E2021202053)；天津市自然科学基金(22JCQNJC00160)；河北省省级科技计划(20311801D)；中央引导地方科技发展资金(226Z2102G)。
Project supported by Natural Science Foundation of Hebei Province(E2021202053), Natural Science Foundation of Tianjin City(22JCQNJC00160), S&T Program of Hebei Province(20311801D), Central Funds Guiding the Local Science and Technology Development(226Z2102G).

0　引言

随着分布式发电(distributed generation，DG)渗透率的不断提高、电动汽车保有量的持续增长，配电网的运行方式和动态行为愈加复杂，亟需提升态势感知水平，保障其安全、可靠、经济运行[1-2]。状态估计(state estimation，SE)是实现配电网运行态势感知和韧性提升的重要工具[3-5]。然而，智能电表的采集周期为分钟级，而微型同步相量测量单元(micro-phasor measurement unit，μPMU)只能在有限的关键节点配置，无法提供实时状态估计所需的全网可观测条件，因而亟需研究基于有限实时量测的配电网状态估计方法。

针对配电网量测不足问题，国内外学者开展了基于历史数据学习的伪量测建模及状态估计方法研究。文献[6-7]将状态估计结果反馈给用于负荷估计的机器学习模块，形成闭环信息流以提升状态估计精度。文献[8]采用神经网络对负荷伪量测建模，在状态估计时刻，将实时量测输入神经网络即可获取注入伪量测，进而执行加权最小二乘(weighted least squares，WLS)状态估计。随后，学者提出了基于脉冲神经网络[9]、深度信念网络[10]的伪量测建模与生成方法。文献[11]通过神经网络将量测值映射到真实运行点附近，并作为 WLS 估计的初值，提高了估计的稳定性和精度。文献[12-15]提出了基于神经网络的区间状态估计方法。

WLS 估计在量测误差服从高斯分布时等价于极大似然估计，具有最优一致无偏且方差最小的优良特性。然而，实时量测不足时 WLS 估计无法直接应用，而伪量测生成-WLS 估计两阶段法的估计精度严重依赖伪量测权重，WLS 的优良特性难以保持，因此最大后验估计[16]、最小均方误差(minimum mean square error，MMSE)估计[17]等贝叶斯估计方法重新得到关注。贝叶斯估计需要计算给定实时量测下状态变量的条件分布，计算量大甚至无解析解，而神经网络为此提供了解决方案。文献[18]以最小化状态估计均方误差为目标，提出了基于深度学习的配电网贝叶斯状态估计方法，采用神经网络对状态变量的条件期望进行参数化近似。文献[19]进一步将该思想与长短期记忆网络结合，提出了电-气综合能源系统贝叶斯状态估计方法。神经网络离线训练完成后，在线运行时输入实时量测即可得到状态估计结果[20-22]，具有良好的估计精度和计算速度。

在数据充裕的条件下，基于神经网络的贝叶斯估计能达到很高的精度，然而神经网络黑盒式的工作方式使结果的可解释性弱[23]、泛化性能差，其推断可能不符合已知的物理条件。内嵌物理知识的神经网络(physics-informed neural network，PINN)[24-25]可通过物理知识引导模型学习，从而得到与物理知识一致的解。PINN 已应用于电力系统潮流计算[26]、状态和参数估计[27-31]。文献[27]基于物理知识修剪不必要的网络连接来防止过拟合，获得了比高斯-牛顿法更高的估计精度。文献[28]将历史数据和实时量测共同作为 PINN 的输入进行状态估计，但其性能受历史数据量限制，样本有限会导致模型泛化能力不足，且未考虑拓扑变化和分接头调整情况。文献[29]提出了基于迁移学习的变拓扑电网状态估计方法，取得了良好效果。

针对量测不足条件下现有配电网状态估计方法精度较低的问题，本文提出了基于潮流引导神经网络(power flow-informed neural network，PFINN)的配电网贝叶斯状态估计方法。首先，基于历史数据学习注入有功、无功功率的 2 维高斯混合概率分布，据此进行蒙特卡洛抽样和潮流计算获取丰富的样本用于神经网络训练；其次，以最小化状态估计误差和潮流方程失配量为目标，建立了基于 PFINN 的配电网贝叶斯状态估计模型；再次，采用 BOHB(Bayesian optimization and Hyperband)方法对神经网络超参数进行优化，并提出了基于迁移学习的拓扑变化和分接头调整条件下的自适应方法；最后，通过实际数据和典型配电网算例测试验证了所提方法的有效性。

1　配电网状态估计

1.1　量测模型

对于含 m 个量测量、n 个状态变量的配电网，在给定网络拓扑及参数情况下，量测方程为：

$$\boldsymbol{z}=\boldsymbol{h}(\boldsymbol{x})+\boldsymbol{v} \tag{1}$$

式中：$\boldsymbol{z}=[z_1\ z_2\ \cdots\ z_m]^{\mathrm{T}}$ 为量测向量，包括支路有功和无功功率量测、节点有功和无功注入量测、节点电压幅值和相角量测、支路电流幅值和相角量测；$\boldsymbol{x}=[x_1\ x_2\ \cdots\ x_n]^{\mathrm{T}}$ 为状态向量，包括非平衡节点的电压幅值和相角；$\boldsymbol{h}(\cdot)$ 为非线性量测函数；$\boldsymbol{v}=[v_1\ v_2\ \cdots\ v_m]^{\mathrm{T}}$ 为量测误差向量，各量测误差服从均值为 0、标准差为σ_i的独立正态分布。

1.2 WLS 估计

WLS 估计以加权残差平方和最小为目标，即：

$$\min_{\boldsymbol{x}} J(\boldsymbol{x}) = \|\boldsymbol{z} - \boldsymbol{h}(\boldsymbol{x})\|_{\boldsymbol{R}^{-1}}^2 \tag{2}$$

式中：$J(\boldsymbol{x})$为 WLS 估计的函数值；$\boldsymbol{R}$ 为量测误差协方差矩阵；$\|\boldsymbol{a}\|_{\boldsymbol{M}}^2 = \boldsymbol{a}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{M}\boldsymbol{a}$ 为向量 $\boldsymbol{a}$ 关于矩阵 $\boldsymbol{M}$ 的平方范数，$\boldsymbol{a} = \boldsymbol{z} - \boldsymbol{h}(\boldsymbol{x})$ 为需要计算范数的向量，$\boldsymbol{M} = \boldsymbol{R}^{-1}$ 为定义内积空间的方阵。

采用高斯-牛顿法求解，首先令 $J(\boldsymbol{x})$对 $\boldsymbol{x}$ 的一阶偏导为 0，可得：

$$\boldsymbol{H}^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{x})\boldsymbol{R}^{-1}(\boldsymbol{z} - \boldsymbol{h}(\boldsymbol{x})) = \boldsymbol{0} \tag{3}$$

式中：$\boldsymbol{H}(\boldsymbol{x}) = \partial\boldsymbol{h}(\boldsymbol{x}) / \partial\boldsymbol{x}$ 为量测雅可比矩阵。

进而，利用泰勒级数将上述非线性方程组在给定初值附近展开，每次迭代求解如下正规方程组：

$$\boldsymbol{G}^{-1}(\boldsymbol{x}^{(k)})\Delta\boldsymbol{x}^{(k)} = \boldsymbol{H}^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{x}^{(k)})\boldsymbol{R}^{-1}(\boldsymbol{z} - \boldsymbol{h}(x^{(k)})) \tag{4}$$

式中：$\boldsymbol{G}^{-1}(\boldsymbol{x}^{(k)})$为$\boldsymbol{G}(\boldsymbol{x}^{(k)})$的逆矩阵，$\boldsymbol{G}(\boldsymbol{x}^{(k)})$为雅可比矩阵的近似；$\Delta\boldsymbol{x}$ 为状态变量的增量；$\boldsymbol{x}^{(k+1)}=\boldsymbol{x}^{(k)}+\Delta\boldsymbol{x}^{(k)}$；$k$ 为迭代次数。

通过迭代求解，直到满足收敛判据，可得到系统的状态估计值。

1.3 贝叶斯状态估计

贝叶斯状态估计的估计准则可选用 MMSE 估计或更加稳健的最小平均绝对误差(minimum mean absolute error，MMAE)估计。对于 MMSE 估计，其目标为在已知量测 $\boldsymbol{z}$ 的条件下，使状态估计值 $\hat{\boldsymbol{x}}_{\mathrm{MS}}$ 和状态真值 $\boldsymbol{x}$ 的均方误差(mean squared error，MSE)期望最小，即：

$$\min_{\tilde{\boldsymbol{x}}_{\mathrm{MS}}} J(\tilde{\boldsymbol{x}}_{\mathrm{MS}}) = E\left(\|\tilde{\boldsymbol{x}}_{\mathrm{MS}}\|_2^2\right) = E\left(\|\boldsymbol{x} - \hat{\boldsymbol{x}}_{\mathrm{MS}}\|_2^2\right) \tag{5}$$

式中：$\tilde{\boldsymbol{x}}_{\mathrm{MS}} = \boldsymbol{x} - \hat{\boldsymbol{x}}_{\mathrm{MS}}$ 为误差向量；$E(\cdot)$为随机变量的数学期望。

根据估计理论基本定理[32]，并考虑准稳态运行时各时刻状态相对独立，模型(5)的解为：

$$\hat{\boldsymbol{x}}_{\mathrm{MS}} = E(\boldsymbol{x} \mid \boldsymbol{z}) \tag{6}$$

本文采用 MMAE 估计，其目标为在已知量测 $\boldsymbol{z}$ 的条件下，使状态估计值 $\hat{\boldsymbol{x}}_{\mathrm{MA}}$ 和状态真值 $\boldsymbol{x}$ 的平均绝对误差(mean absolute error，MAE)期望最小，即：

$$\min_{\tilde{\boldsymbol{x}}_{\mathrm{MA}}} J(\tilde{\boldsymbol{x}}_{\mathrm{MA}}) = E\left(\|\tilde{\boldsymbol{x}}_{\mathrm{MA}}\|_1\right) = E\left(\|\boldsymbol{x} - \hat{\boldsymbol{x}}_{\mathrm{MA}}\|_1\right) \tag{7}$$

可见，需要计算给定量测下状态变量的条件期望，一般而言，该积分计算量大甚至无解析解，而神经网络提供了新的解决方案。具体地，状态变量的条件期望式(7)可看作定义在$(\boldsymbol{z}, \boldsymbol{x})$的联合分布上、以量测向量 $\boldsymbol{z}$ 为自变量的非参数回归[18]，该非参数回归可采用神经网络进行参数化近似。因此，可基于$(\boldsymbol{z}, \boldsymbol{x})$的联合分布获取样本，进而对神经网络的参数进行估计，得到状态变量求解模型。

2 基于 PFINN 的配电网状态估计

2.1 整体思路

在贝叶斯状态估计[18]基础上，设计的基于 PFINN 的配电网贝叶斯状态估计整体框架如图 1 所示，包括离线训练和在线运行 2 阶段。

离线训练阶段步骤为：

1）基于有限的智能电表历史数据，对负荷和 DG 出力进行统计建模，学习各节点注入有功、无功功率的 2 维高斯混合概率分布。

2）对学习到的概率分布进行蒙特卡洛抽样，得到大量注入功率样本。

3）对每个注入功率样本，基于元件参数和当前的网络拓扑、有载调压变压器(on-load tap changer，OLTC)分接头位置进行常规潮流计算，得到用于神经网络训练的丰富样本。

4）以最小化状态估计误差为目标，建立基于 PFINN 的配电网贝叶斯状态估计模型，通过在损失函数中叠加潮流物理损失惩罚项，获取满足电网运行潮流约束的一致解。

5）若检测到拓扑/分接头位置变化，则进行拓扑/分接头位置辨识，并重新进行潮流计算，以获取样本用于神经网络再训练；再训练时潮流物理损失项基于辨识出的新拓扑或分接头位置进行计算。

在线运行阶段步骤为：将实时量测输入到离线阶段预训练的神经网络模型即可得到当前时刻状态估计结果。可见，基于深度学习的贝叶斯状态估计框架将计算量转移至离线训练阶段，在线应用时仅

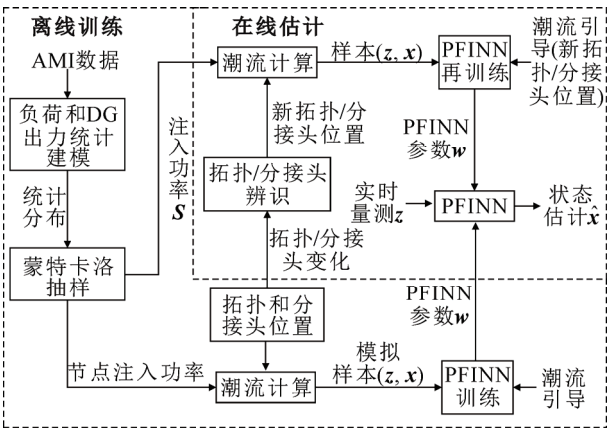


图 1 基于 PFINN 的状态估计框架

Fig.1 Proposed SE framework based on PFINN

需通过一次前向计算即可快速得到估计结果，可满足大规模配电网在线状态估计的实时性要求。

2.2　基于高斯混合模型的负荷和 DG 出力统计建模

充足的样本是基于神经网络的状态估计方法成功的前提。然而，历史数据量可能无法满足训练需要，同时基于等间隔采样的离散历史数据难以提取更细时间尺度的时序特征。因此，需要通过概率分布学习和蒙特卡洛抽样，获取大量模拟样本参与训练。然而，配电网直接面向电力用户，其负荷常常具有多峰特性，采用单一高斯分布拟合精度较低。

因此，本文基于各节点有功、无功负荷及 DG 的历史数据对每个节点建立注入有功、无功功率的 2 维高斯混合模型(Gaussian mixture model，GMM)，并采用期望最大化算法求解各多元高斯分布分量的权重、期望和协方差矩阵，以贝叶斯信息准则为依据确定 GMM 中高斯分布分量的最佳数量。参数估计完成后，即可从 GMM 中抽样获取充足的节点注入功率数据，进而进行潮流计算，获取用于神经网络训练的量测-状态样本集。

2.3　PFINN 训练

2.3.1　PFINN 结构设计

在神经网络的结构方面，由于状态估计在线运行时仅依靠当前时刻的实时量测，输入维度较小，故循环神经网络(residual neural network，RNN)、卷积神经网络不适用，因此采用全连接神经网络(fully connected neural network，FCNN)，由输入层、输出层及若干隐藏层组成，前向传播基于输入数据和权重参数计算输出结果，反向传播通过链式求导法则计算损失函数对各参数的梯度，并进行参数更新。通过前向计算、梯度反向传播重复迭代，最终使网络参数达到最优。

2.3.2　损失函数

神经网络一般用 MSE 或 MAE 作为损失函数，MAE 对离群点较为稳健，但中心点不连续可微；MSE 各点都连续光滑，然而当函数输入值距离中心值较远时，可能导致梯度爆炸。本文采用 MAE 作为损失函数，其计算式为：

$$L_{\mathrm{MAE}}=\frac{1}{N}\|\boldsymbol{x}-\hat{\boldsymbol{x}}\|_1 \tag{8}$$

式中：L_{MAE}为 MAE 损失函数；N 为训练集样本数量；$\boldsymbol{x}$ 为状态真值(标签)向量；$\hat{\boldsymbol{x}}$ 为状态估计值向量。

在数据充裕的条件下，纯数据驱动的神经网络模型能达到很高的精度，但神经网络黑盒式的工作方式使结果的可解释性较弱、泛化性能差，其推断可能不符合已知的物理条件。因此，本文在 MAE 损失函数基础上，基于神经网络输出违反潮流方程的程度构造潮流物理损失函数，使其参与训练过程，作为惩罚项来限制神经网络权重参数的可行空间，保证输出结果符合潮流物理约束。其表达式为：

$$\begin{cases}\hat{\boldsymbol{S}}=\hat{\boldsymbol{P}}+\mathrm{j}\hat{\boldsymbol{Q}}=\hat{\boldsymbol{U}}\odot\hat{\boldsymbol{I}}^{*},\quad \hat{\boldsymbol{I}}=\boldsymbol{Y}\hat{\boldsymbol{U}}\\ L_{\mathrm{physics}}=\dfrac{1}{N}\|\boldsymbol{P}-\hat{\boldsymbol{P}}\|_1+\dfrac{1}{N}\|\boldsymbol{Q}-\hat{\boldsymbol{Q}}\|_1\end{cases} \tag{9}$$

式中：$\hat{\boldsymbol{S}}$、$\hat{\boldsymbol{P}}$、$\hat{\boldsymbol{Q}}$、$\hat{\boldsymbol{U}}$、$\hat{\boldsymbol{I}}$ 分别为根据估计结果 $\hat{\boldsymbol{x}}$ 计算出的节点注入复功率向量、节点注入有功功率向量、节点注入无功功率向量、节点复电压向量、节点注入复电流向量；$\boldsymbol{P}$、$\boldsymbol{Q}$ 分别为节点注入有功功率、节点注入无功功率的真值向量；$\boldsymbol{Y}$ 为节点导纳矩阵；L_{physics} 为潮流物理损失函数；*为复共轭运算；⊙为向量按元素相乘运算。

如图 2 所示，考虑物理损失后，神经网络的损失函数为：

$$L=\alpha L_{\mathrm{physics}}+(1-\alpha)L_{\mathrm{MAE}} \tag{10}$$

式中：α为调节 2 个损失函数权重的超参数，$0\le\alpha\le1$。

2.3.3　潮流引导分析

命题：引入潮流物理损失可降低状态估计误差。

分析：假设在相同条件下，分别采用 2 种方法进行状态估计，即方法 1：基于神经网络的贝叶斯状态估计(Bayes)；方法 2：基于 PFINN 的贝叶斯状态估计(PFINN-Bayes)。2 种方法基于同样的量测-状态样本训练集各自离线训练得到 1 个神经网络。则：

1）对于某一训练集样本($\boldsymbol{z}$, $\boldsymbol{x}$)，将量测向量 $\boldsymbol{z}$ 送入 2 个神经网络，令 2 种方法的状态估计结果分别为 $\hat{\boldsymbol{x}}_{\mathrm{Bayes}}$、$\hat{\boldsymbol{x}}_{\mathrm{PFINN\text{-}Bayes}}$，2 种方法的节点注入复功率估计结果分别为 $\hat{\boldsymbol{S}}_{\mathrm{Bayes}}$、$\hat{\boldsymbol{S}}_{\mathrm{PFINN\text{-}Bayes}}$。由于方法 2

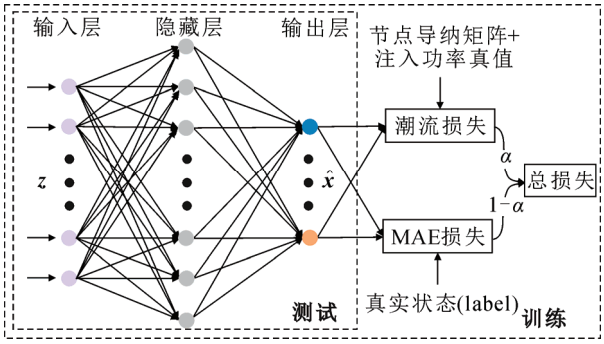


图 2　PFENN 示意图

Fig.2　Illustration of the PFENN

的损失函数中包含潮流物理损失，因此必然有：

$$L_{\text{physics}}(\hat{\boldsymbol{x}}_{\text{PFINN-Bayes}}) < L_{\text{physics}}(\hat{\boldsymbol{x}}_{\text{Bayes}}) \tag{11}$$

潮流物理损失表征节点注入复功率的估计值与真值 $\boldsymbol{S}_t$ 之间的欧氏距离，因此式(11)表明在节点注入复功率空间 $\mathrm{R}^{\boldsymbol{S}}$ 中，与 $\hat{\boldsymbol{S}}_{\text{Bayes}}$ 相比，$\hat{\boldsymbol{S}}_{\text{PFINN-Bayes}}$ 更接近 $\boldsymbol{S}_t$，即 $d_2<d_1$，如图 3 所示，其中，d_1、d_2 分别为方法 1 和方法 2 的节点注入复功率估计结果与真值之间的欧式距离；d_3、d_4 分别为方法 1 和方法 2 的状态估计结果与真值之间的欧式距离；$\boldsymbol{S}$ 为节点注入功率向量；$\boldsymbol{V}$ 为状态向量；$f_{\text{PowerFlow}}^{-1}$ 为潮流逆映射。根据潮流逆映射，将节点注入复功率空间 $\mathrm{R}^{\boldsymbol{S}}$ 中的点映射回状态空间 $\mathrm{R}^{\boldsymbol{V}}$ 中，可自然推知：与 $\hat{\boldsymbol{x}}_{\text{Bayes}}$ 相比，$\hat{\boldsymbol{x}}_{\text{PFINN-Bayes}}$ 更接近状态真值 $\boldsymbol{x}_t$，即 $d_4<d_3$。

2）对于某一测试集样本$(\boldsymbol{z}, \boldsymbol{x})$($\boldsymbol{x}$ 未知)，将量测向量 $\boldsymbol{z}$ 送入 2 个神经网络，同样令 2 种方法的状态估计结果分别为 $\hat{\boldsymbol{x}}_{\text{Bayes}}$、$\hat{\boldsymbol{x}}_{\text{PFINN-Bayes}}$，2 种方法的节点注入复功率估计结果分别为 $\hat{\boldsymbol{S}}_{\text{Bayes}}$、$\hat{\boldsymbol{S}}_{\text{PFINN-Bayes}}$。此时，尽管节点注入复功率真值 $\boldsymbol{S}_t$ 未知，但只要训练集中包含类似样本，即神经网络在训练过程中见过与$(\boldsymbol{z}, \boldsymbol{x})$相类似的样本，同样可推断：方法 2 的潮流物理损失项更小，式(11)仍然成立，即与 $\hat{\boldsymbol{S}}_{\text{Bayes}}$ 相比，$\hat{\boldsymbol{S}}_{\text{PFINN-Bayes}}$ 更接近 $\boldsymbol{S}_t$，即 $d_2<d_1$；根据潮流逆映射，将节点注入复功率空间 $\mathrm{R}^{\boldsymbol{S}}$ 中的点映射回状态空间 $\mathrm{R}^{\boldsymbol{V}}$ 中，尽管状态真值 $\boldsymbol{x}_t$ 未知，同样可推知：与 $\hat{\boldsymbol{x}}_{\text{Bayes}}$ 相比，$\hat{\boldsymbol{x}}_{\text{PFINN-Bayes}}$ 更接近状态真值 $\boldsymbol{x}_t$。

2.4 基于 BOHB 算法的超参数优化

神经网络的结果对超参数的选取极其敏感，因此要对网络的深度、宽度、学习率、丢弃率、损失权重等超参数进行优化，从而使整个网络估计效果达到最优。在各种超参数优化方法中：网格搜索法计算量大；随机搜索法一般快于网格搜索，然而性能不稳定；贝叶斯优化(Bayesian optimization，BO)通过构造黑箱函数的后验概率寻找最优超参数，然而，对每组超参数均需等待训练完毕，因此造成资源和时间的浪费。本文采用综合了 BO 和 Hyperband 法优势的 BOHB 超参数优化策略[33]，其思路为：给不同的超参数分配少量计算资源，对验证集上表现更好的超参数分配更多计算资源，而其他超参数则提前停止训练而被舍弃，以减少计算时间；所有超参数训练出的模型均使用验证集评估，评估结果传递至 BO，以寻找下一组超参数。与 BO 相比，BOHB 法在尽可能保留 BO 法精度的同时显著提升了计算速度。

2.5 基于迁移学习的拓扑变化自适应

当网络拓扑或 OLTC 分接头发生变化时，PFINN 模型需要重新训练，对于大型系统来说较为耗时，因此本文采用有监督迁移学习予以解决，思路为：(1)仅重新训练与最后一层网络参数，其他层参数冻结在先前学习的值，如图 4 所示；(2)最后一层参数重新训练时，以先前学习结果作为初值。通过上述方式进行迁移学习，在无显著精度损失的前提下，可显著降低迭代次数和训练时间。

3 算例分析

3.1 仿真设置

采用 33 节点配电系统和三相不平衡的 123 节点配电系统对所提状态估计方法进行测试。深度学习基于 PyTorch 框架实现，测试平台为配置 AMD 5600X CPU 和 RTX3070 GPU 的台式机，其运行频率、内存、显存分别为 3.70 GHz、16 GB、8 GB。33 节点系统支路电流相量量测配置如图 4 所示。

数据来源为国内某城市多个配电台区 2019 年 5 月、6 月、7 月共 3 个月的实际运行数据，采集间隔为 15 min，共 8 832 个时刻。将各台区数据随机分配到 33 节点系统各节点。选取前 7 000 条数据用于统计建模和神经网络训练、第 7 001—8 000 条数据用于验证，第 8 001—8 832 条数据用于测试。为了

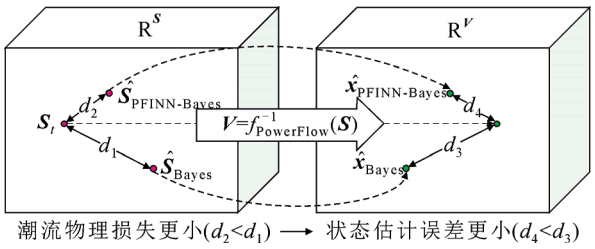


图 3 节点注入功率空间与状态空间映射示意图

Fig.3 Illustration of mapping between the power injection space and the state space

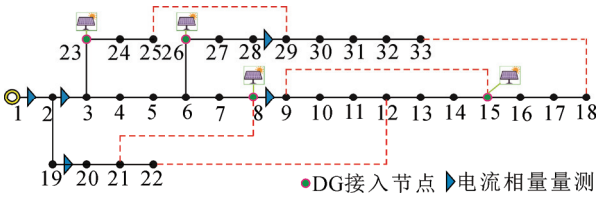


图 4 33 节点配电系统量测配置

Fig.4 Measurement configuration of the 33-bus distribution system

不泄露测试集，用于 GMM 建模的历史数据仅来自训练集。对 GMM 模型通过蒙特卡洛抽样生成 50 000 个节点有功、无功负荷样本，使用 MATPOWER[34]进行潮流计算生成量测-状态样本，并使用最大-最小归一化方法将数据缩放至[0,1]区间。

3.2　BOHB 超参数优化效果测试

FCNN 超参数包括神经网络的宽度、深度、学习率、丢弃率及损失函数权重，超参数搜索空间及最终的最优超参数组合如表 1 所示，共搜索 100 组超参数，采用 BOHB 算法从中选取最优超参数组合，并与 BO 方法进行对比。BOHB 优化过程如图 5 所示，可见，随着训练轮数的增加，损失函数不断减小，但只有在验证集上表现更好的超参数才会被分配更多的计算资源，得以继续训练，而其他超参数则提前停止训练而被舍弃，以减少计算时间。

为了量化整体的估计效果，采用 MSE 指标对 2 种方法进行评价，计算式为：

$$\begin{cases}\delta_{\theta}=\dfrac{1}{M(n-1)}\displaystyle\sum_{t=1}^{M}\left\|\boldsymbol{\theta}_t-\boldsymbol{\theta}_t^{\text{true}}\right\|_2^2\\ \delta_{\text{V}}=\dfrac{1}{M(n-1)}\displaystyle\sum_{t=1}^{M}\left\|\boldsymbol{V}_t-\boldsymbol{V}_t^{\text{true}}\right\|_2^2\end{cases}\tag{12}$$

式中：$\boldsymbol{\theta}_t$、$\boldsymbol{V}_t$分别是 t 时刻除平衡节点以外全部节点的电压相角和电压幅值的估计值列向量；$\boldsymbol{\theta}_t^{\text{true}}$、$\boldsymbol{V}_t^{\text{true}}$ 分别是 t 时刻除平衡节点外所有节点电压相角、幅值的真值列向量；M 为测试集样本数量；n 为系统的节点数量。

对测试集量测添加 0.5%的相对误差，BO 方法下的电压相角、幅值 MSE 分别为 0.654×10^{-6}、0.896×10^{-6}，而 BOHB 方法下的电压相角、幅值 MSE 分别为 1.699×10^{-6}、0.977×10^{-6}。可见，基于 BO 超参数优化的状态估计精度更高，这是由于 BO 计算量更大，参数搜索更加充分，能获取更优的超参数。然而，BO 方法所需时间远超过 BOHB 方法：每组超参数下 FCNN 训练时间约 3 min；对于同样 100 组超参数，BO 方法耗时约 5 h，而基于 BOHB 方法总耗时仅约 75 min，时间为前者的 1/4，计算速度得到显著提升。

3.3　GMM 测试

本节测试 GMM 统计建模和抽样的有效性，设计如下 3 种方案进行对比测试：

1）使用原始实测数据进行潮流计算，生成神经网络训练样本。

2）使用高斯分布对原始数据进行统计建模和抽样，进而进行潮流计算生成神经网络训练样本。

3）使用 GMM 对原始数据进行统计建模和抽样，进而进行潮流计算生成神经网络训练样本。

3 种方案均采用基于 PFINN 的贝叶斯深度学习状态估计方法，测试集状态估计绝对误差频率直方图如图 6 所示，其中电压幅值的绝对误差为标幺值，其基准值为系统的额定电压，纵轴频率为频数与总数的百分比。由图 6 可见，基于 GMM 建模的状态估计误差最小，绝对误差普遍集中在 0 附近，基于单一高斯分布建模的状态估计误差次之，而基于原始实测数据的状态估计误差最大。可见，使用 GMM

表 1　超参数搜索空间

Table 1　Search space of the hyperparameters

参数名称	搜索空间	BOHB 最优值
隐藏层神经元数量	128、256、512、1 024	128
隐藏层神经元层数	1~10	3
学习率	$[10^{-5}, 5\times10^{-3}]$	1.122×10^{-3}
损失函数权重 α	[0.1, 1]	3.653×10^{-6}
丢弃率	[0.1, 0.5]	0.228

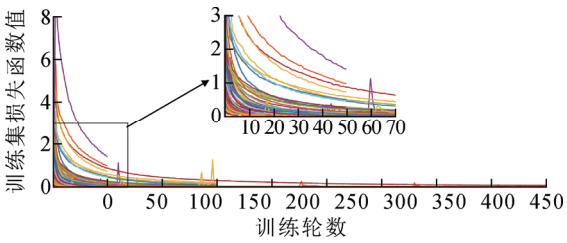


图 5　BOHB 法优化过程

Fig.5　Optimization process of the BOHB method

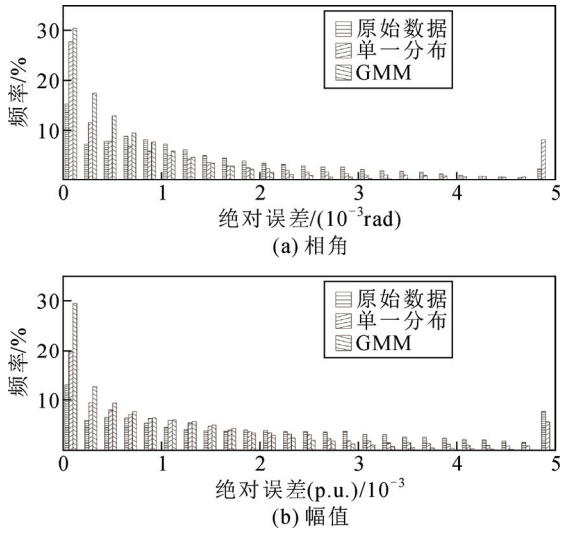


图 6　状态估计绝对误差频率直方图

Fig.6　Frequency histogram of SE absolute errors

对负荷节点进行统计建模和抽样，可充分学习有功、无功负荷的时间序列特性和相关性，抽样获取丰富的训练样本，使神经网络得到充分训练，从而显著提升估计精度。

3.4 基于 PFINN 的状态估计测试

本节测试神经网络损失函数中加入潮流引导的有效性，对如下 4 种状态估计方法进行对比：

1）基于 FCNN 的伪量测生成+WLS 估计(WLS-FCNN)[8]。基于 GMM 建模和抽样，采用 FCNN 生成伪量测，神经网络输入为实时量测，伪量测权重根据当前时刻的前 50 个时刻历史伪量测误差方差的倒数设置。

2）基于 RNN 和 FCNN 的伪量测生成+WLS 估计(WLS-RNN+FCNN)[28]。采用 RNN 和 FCNN 共同生成伪量测，神经网络输入为当前时刻的前 50 个历史数据和实时量测，伪量测权重设置方式与 WLS-FCNN 相同，由于采用了时间序列信息，因此不进行 GMM 建模和抽样。

3）贝叶斯深度学习状态估计(Bayes)[18]。基于 GMM 建模和抽样，采用 FCNN 进行状态估计，神经网络输入为实时量测，输出为系统状态。

4）本文方法(PFINN-Bayes)。与 3）相同，但神经网络采用 PFINN 替换 FCNN。

4 种状态估计方法的电压 MSE 对比如表 2 所示。由表 2 可见，与后 2 种贝叶斯深度学习状态估计方法相比，前 2 种基于伪量测生成和 WLS 的估计方法误差较大；同时，与无潮流引导的贝叶斯深度学习状态估计方法相比，本文方法通过潮流引导进一步提升了状态估计精度。

4 种方法的绝对误差频率直方图见图 7，图中将>5×10^{-3}(p.u.)的绝对误差设置为 5×10^{-3}(p.u.)。由图 7 可见，2 种贝叶斯深度学习状态估计方法优于基于伪测量生成的 WLS 方法。同时，与无潮流引导的贝叶斯深度学习方法相比，基于 PFINN 的贝叶斯深度学习方法显著提高了估计精度。

3.5 拓扑变化适应性测试

本节测试所提迁移学习策略对网络拓扑变化的适用性。假设线路 9-10 发生故障，线路两端开关断开隔离故障后，可通过 3 种方案恢复下游负荷供电，即闭合联络线 9-15、12-22 和 18-33。由于第 3 种供电恢复方案下部分节点电压过低，因此本节仅测试前 2 个拓扑。

设计以下 3 种方案进行测试：

表 2 不同状态估计方法的电压 MSE 对比

Table 2 Voltage MSE comparison of different MSE methods

方法	$\delta_\theta/(10^{-5}\,\mathrm{rad}^2)$	δ_V(p.u.)/10^{-5}
WLS-FCNN	1.201	3.282
WLS-RNN+FCNN	1.551	0.830
Bayes	0.371	0.205
PFINN-Bayes	0.170	0.098

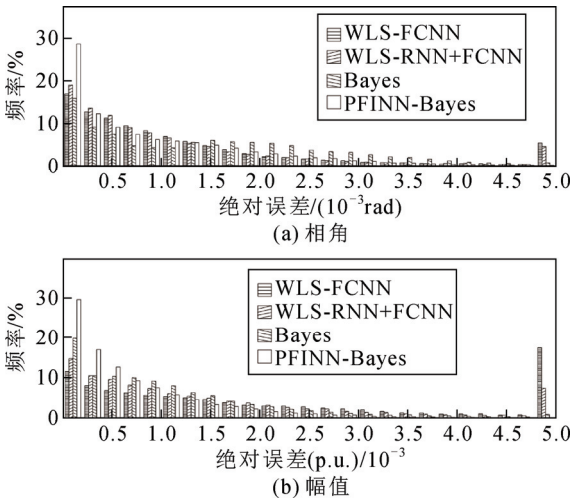


图 7 不同状态估计方法的绝对误差频率直方图

Fig.7 Frequency histogram of absolute errors using different SE methods

1）使用预训练(基于旧拓扑和 50 000 个样本)的 PFINN 模型。

2）使用重新训练(基于新拓扑和 50 000 个样本)的 PFINN 模型。

3）使用迁移学习重新训练(基于新拓扑和不同数量样本)的 PFINN 模型。

对测试集量测添加 5%的相对误差，网络拓扑变化下 3 种方案的电压 MSE 对比如表 3 所示，其中 3 种方案分别简写为“旧模型”、“新模型”和“迁移学习”。由表 3 可见，直接应用原拓扑下训练的旧 PFINN 模型会导致较大的估计误差；使用重新训练的新 PFINN 模型虽然可以获得更好的估计效果，但重新训练计算量大、较为耗时；使用迁移学习重新训练的新 PFINN 模型可以较好地平衡计算量与估计精度，基于较少的样本数量和模型参数，即可在较短时间内使模型具有较高的估计精度，具有良好的拓扑变化适应性。

3.6 量测噪声和不良数据测试

本节测试了基于 PFINN 的贝叶斯深度学习状态估计方法对量测噪声和不良数据的鲁棒性。首先

表 3　网络拓扑变化下 3 种方案的电压 MSE 对比

Table 3　Voltage MSE comparison of three schemes when network topology changes

拓扑	旧模型		新模型			迁移学习			
	$\delta_\theta/(10^{-5}\,\mathrm{rad}^2)$	δ_V(p.u.)/10^{-5}	$\delta_\theta/(10^{-5}\,\mathrm{rad}^2)$	δ_V(p.u.)/10^{-5}	耗时/s	数据量	$\delta_\theta/(10^{-5}\,\mathrm{rad}^2)$	δ_V(p.u.)/10^{-5}	耗时/s
闭合 9-15	3.31	7.85	1.69	4.48	500.1	3 000	2.86	6.59	20.0
						5 000	2.55	6.02	38.2
						8 000	2.21	5.50	71.6
闭合 12-22	40.6	56.4	0.33	0.56	497.3	3 000	3.41	5.12	18.9
						5 000	1.53	2.20	35.4
						8 000	1.32	2.00	68.5

设置了 5 级测量误差，不同量测误差下的电压 MSE 对比如表 4 所示。由表 4 可见，随测量噪声的增大，估计精度缓慢下降，但 MSE 仍保持在相对接近的误差量级，显示出对量测噪声的鲁棒性；同时，由于量测冗余度减小和缺少相角信息，将电流相角量测删除而仅使用电流幅值量测时，状态估计精度降低。

在此基础上，向测试数据集添加多个坏数据，选择测试集 732 个时刻中的 10%(73 个时刻)，每个时刻设置其中 2 个实时量测的量测误差为 10 倍标准差，电压 MSE 对比如表 4 所示。由表 4 可见，随着测量误差水平的增加和相角量测的删除，估计精度变化趋势与无坏数据时相似，MSE 与无坏数据时相比更大，但仍然保持在相对接近的误差量级，表明所提方法对量测坏数据具有一定的鲁棒性。

表 4　不同量测误差水平和坏数据下电压 MSE 对比

Table 4　Voltage MSE comparison under different measurement error levels and bad data

量测方法	量测误差/%	$\delta_\theta/(10^{-5}\,\mathrm{rad}^2)$		δ_V(p.u.)/10^{-5}	
		无坏数据	有坏数据	无坏数据	有坏数据
电流相量量测	1	0.45	0.95	1.10	2.02
	2	0.50	2.13	1.23	4.70
	3	0.59	3.56	1.41	8.15
	4	0.82	4.42	1.92	10.3
	5	1.15	5.08	2.61	11.9
电流幅值量测	1	3.51	3.52	6.83	6.84
	2	3.55	3.58	6.89	6.88
	3	3.65	4.14	7.02	7.66
	4	3.78	5.61	7.23	10.6
	5	3.91	7.18	7.46	14.0

3.7　冲击性负荷测试

本节测试了冲击性负荷下所提方法的适应性。在 33 节点系统中，采用某企业的实际冲击性负荷对某时段内节点 11 的负荷进行替换，以模拟节点 11 的冲击性负荷，与常规负荷相比，该冲击性负荷不具备类似于历史数据的周期规律性。冲击性负荷下各节点状态估计结果 MSE 曲线如图 8 所示。由图 8 可见，在冲击性负荷所在时段，电压相角 MSE 变化不大而电压幅值 MSE 变差，这是由于在离线训练阶段神经网络未“见过”与该冲击性负荷相似的负荷，导致状态估计的 MSE 指标较无冲击性负荷时有所增加，但仍保持在相对接近的误差水平，表明所提方法对冲击负荷具有一定适应性。

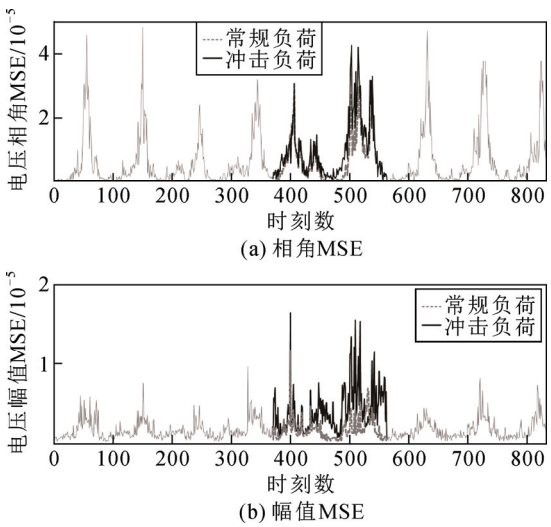


图 8　冲击性负荷下 33 节点系统的电压 MSE 曲线

Fig.8　Voltage MSE curves of the 33-bus system under impact loads

3.8　三相不平衡配电系统测试

本节将 PFINN 状态估计应用于三相不平衡的 123 节点系统，三相电流相量量测配置如图 9 所示，将所有开关和 OLTC 删除。基于国内 2 082 个低压用户的实际负荷数据，随机选择 50～100 户进行聚合，并分配给每个单相负荷节点。超参数搜索空间与表 1 相同，三相潮流计算基于 OpenDSS[35]实现。使用 3.4 节 4 种状态估计方法进行测试，状态估计绝对误差的频率直方图如图 10 所示。由图 10 可见，PFINN Bayes 方法优于所有其他方法，再次验证了 GMM 采样和潮流引导的优越性。

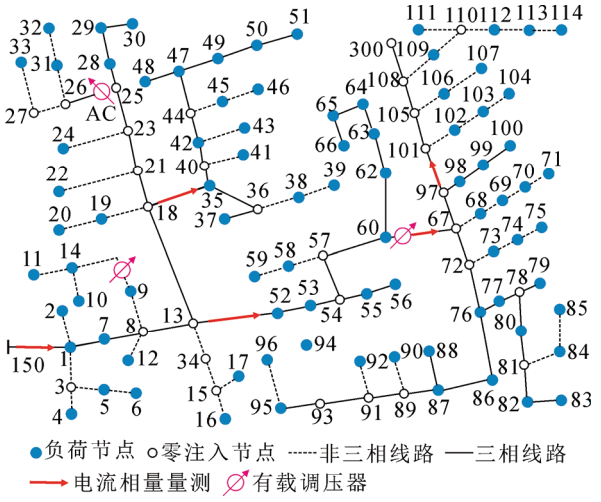


图 9 123 节点系统量测配置

Fig.9 Measurement configuration of the 123-bus system

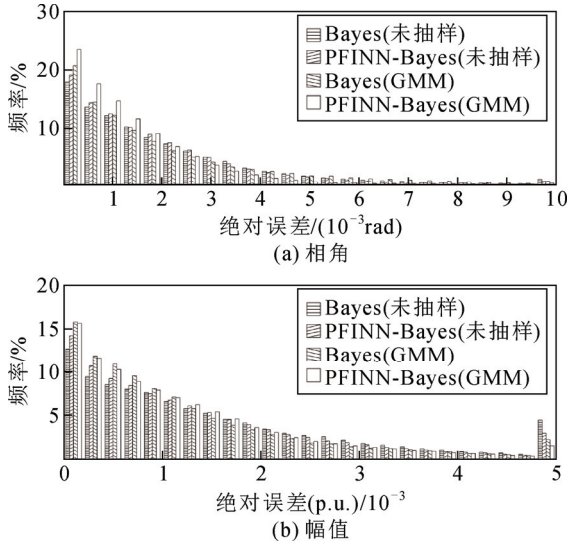


图 10 不同估计方法下 123 节点系统绝对误差频率直方图

Fig.10 Frequency histogram of SE absolute errors of the 123-bus system using different SE methods

3.9 分接头变化适应性测试

本节测试迁移学习策略对 OLTC 分接头位置变化的鲁棒性。在 123 节点系统中配置 6 个单相 OLTC，各有 33 个分接头(−16—16)。分接头原始位置为 0，仿真 4 次分接头位置变化，测试中令所有 OLTC 分接头位置相同。设计如下 4 种方案：

1）使用预训练(基于旧分接头位置和 8 000 个样本)的 PFINN 模型。

2）使用重新训练(基于新分接头位置和 8 000 个样本)的 PFINN 模型。

3）使用迁移学习重新训练(基于新分接头位置和 8 000 个样本)的神经网络，无潮流引导。

4）使用迁移学习重新训练(基于新分接头位置和 8 000 个样本)的 PFINN 模型。

对测试集量测设置 3%的相对误差，分接头变化下的电压 MSE 对比如表 5 所示，其中 4 种方案分别简写为“旧模型”、“新模型(PFINN)”、“新模型(Bayes)”和“迁移学习”。由表 5 可见，当分接头位置变化时，旧 PFINN 模型估计误差较大，新 PFINN 模型估计精度最高，而迁移学习再训练的 PFINN 模型通过较低的计算量实现了较高的估计精度，验证了迁移学习策略应对分接头变化的有效性。此外，与三相平衡系统相似，基于 PFINN 的贝叶斯深度学习方法相比无潮流引导的贝叶斯深度学习方法估计精度更高，验证了潮流引导的有效性。

表 5 分接头变化下 123 节点系统的电压 MSE 对比

Table 5 Voltage MSE comparison of the 123-bus system under tap changes

分接头档位	$\delta_\theta/(10^{-5}\ \mathrm{rad}^2)$				δ_V(p.u.)/10^{-5}			
	旧模型	新模型(PFINN)	新模型(Bayes)	迁移学习	旧模型	新模型(PFINN)	新模型(Bayes)	迁移学习
5	0.84	0.47	0.52	0.53	3.83	0.69	0.73	1.09
−5	0.87	0.33	0.35	0.46	2.63	0.44	0.57	1.10
10	0.85	0.38	0.50	0.53	3.94	0.60	0.91	1.63
−10	0.80	0.31	0.49	0.45	2.40	0.46	0.86	0.97

4 结论

针对量测不足条件下配电网状态估计方法精度较低的问题，本文提出了基于潮流引导神经网络的配电网贝叶斯深度学习状态估计方法，所提方法具有以下特点和优势：

1）通过在损失函数中融入潮流物理损失惩罚项，可获取满足电网运行约束的物理一致解，并给出了潮流引导可提升估计精度的证明。

2）采用 BOHB 方法对神经网络模型的超参数进行优化，并提出了基于迁移学习的拓扑变化和分接头调整条件下的自适应方法。

测试结果表明所提方法较现有基于伪量测的配电网状态估计方法和无潮流嵌入的贝叶斯深度学习状态估计方法具有更高的估计精度，且在拓扑变化和分接头调整时具有较好的自适应性能。后续将研究基于图神经网络的深度学习状态估计方法，以及更有效的拓扑变化和分接头调整鲁棒自适应策略。

参考文献　References

[1] 王守相，梁　栋，葛磊蛟. 智能配电网态势感知和态势利导关键技术[J]. 电力系统自动化，2016，40(12)：2-8.
WANG Shouxiang, LIANG Dong, GE Leijiao. Key technologies of situation awareness and orientation for smart distribution systems[J]. Automation of Electric Power Systems, 2016, 40(12): 2-8.

[2] 胡若男，王　玮，吴学智，等. 含智能软开关的主动配电网 3 阶段鲁棒电压控制方法[J]. 高电压技术，2020，46(11)：3752-3763.
HU Ruonan, WANG Wei, WEI Xuezhi, et al. Three-stage robust voltage control method of active distribution networks with intelligent soft switches[J]. High Voltage Engineering, 2020, 46(11): 3752-3763.

[3] 刘喆林，王成山，李　鹏，等. 多源量测数据融合的配电网状态估计及应用[J]. 中国电机工程学报，2021，41(8)：2605-2614.
LIU Zhelin, WANG Chengshan, LI Peng, et al. State estimation of distribution networks based on multi-source measurement data and its applications[J]. Proceedings of the CSEE, 2021, 41(8): 2605-2614.

[4] 白星振，郑鑫磊，葛磊蛟，等. 基于事件触发机制的配电网自适应 UKF 动态状态估计[J]. 高电压技术，2021，47(7)：2312-2320.
BAI Xingzhen, ZHENG Xinlei, GE Leijiao, et al. Dynamic state estimation method with adaptive UKF for distribution network based on the event-triggered mechanism[J]. High Voltage Engineering, 2021, 47(7): 2312-2320.

[5] 巨云涛，于燕玲，吴文传，等. 三阶段式交直流混合主动配电网三相区间状态估计[J]. 高电压技术，2021，47(7)：2330-2341.
JU Yuntao, YU Yanling, WU Wenchuan, et al. Three-phase interval state estimation for three-stage AC-DC hybrid active distribution network[J]. High Voltage Engineering, 2021, 47(7): 2330-2341.

[6] WU J Z, HE Y, JENKINS N. A robust state estimator for medium voltage distribution networks[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2013, 28(2): 1008-1016.

[7] HAYES B P, GRUBER J K, PRODANOVIC M. A closed-loop state estimation tool for MV network monitoring and operation[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2015, 6(4): 2116-2125.

[8] MANITSAS E, SINGH R, PAL B C, et al. Distribution system state estimation using an artificial neural network approach for pseudo measurement modeling[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2012, 27(4): 1888-1896.

[9] 黄蔓云，孙国强，卫志农，等. 基于脉冲神经网络伪量测建模的配电网三相状态估计[J]. 电力系统自动化，2016，40(16)：38-43，82.
HUANG Manyun, SUN Guoqiang, WEI Zhinong, et al. Three-phase state estimation in distribution systems based on pseudo measurement modeling using spiking neural network[J]. Automation of Electric Power Systems, 2016, 40(16): 38-43, 82.

[10] 孙国强，钱　嫱，陈　亮，等. 基于深度信念网络伪量测建模的配电网状态估计[J]. 电力自动化设备，2018，38(12)：94-99.
SUN Guoqiang, QIAN Qiang, CHEN Liang, et al. State estimation of distribution system based on pesudo measurement modeling using deep belief network[J]. Electric Power Automation Equipment, 2018, 38(12): 94-99.

[11] ZAMZAM A S, FU X, SIDIROPOULOS N D, Data-driven learning-based optimization for distribution system state estimation[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2019, 34(6): 4796-4805.

[12] XU J J, WU Z J, YU X H, et al. An interval arithmetic-based state estimation framework for power distribution networks[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2019, 66(11): 8509-8520.

[13] 费有蝶，黄蔓云，卫志农，等. 深度学习辅助的区域交直流配电网区间状态估计[J]. 电力系统自动化，2022，46(1)：101-109.
FEI Youdie, HUANG Manyun, WEI Zhinong, et al. Deep-learning-assisting interval state estimation of regional AC/DC distribution network[J]. Automation of Electric Power Systems, 2022, 46(1): 101-109.

[14] 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.
CHEN Yuanyi, WANG Yubin, YANG Qiang. Real-time state estimation method for distribution networks based on spatial-temporal feature graph convolution network[J]. High Voltage Engineering, 2021, 47(7): 2386-2395.

[15] 夏添梁，张玉敏，杨　明，等. 联合长短期记忆神经网络和粒子滤波的配电网预测辅助鲁棒状态估计方法[J]. 高电压技术，2022，48(4)：1343-1355.
XIA Tianliang, ZHANG Yumin, YANG Ming, et al. Robust forecasting-aided state estimation method of distribution network based on long-short term memory neural network and particle filter[J]. High Voltage Engineering, 2022, 48(4): 1343-1355.

[16] HU Y, KUH A, YANG T, KAVCIC A, et al. A belief propagation based power distribution system state estimator[J]. IEEE Computational Intelligence Magazine, 2011, 6(3): 36-46.

[17] BILIL H, GHARAVI H. MMSE-based analytical estimator for uncertain power system with limited number of measurements[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2018, 33(5): 5236-5247.

[18] 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.

[19] 兰浦哲，韩　冬，徐潇源，等. 基于长短期记忆的电-气耦合综合能源系统贝叶斯状态估计[J]. 电力系统自动化，2021，45(20)：18-28.
LAN Puzhe, HAN Dong, XU Xiaoyuan, et al. Bayesian state estimation for electricity-gas coupled integrated energy system based on long short-term memory[J]. Automation of Electric Power Systems, 2021, 45(20): 18-28.

[20] 赵巍岳，靳　松，吕天成. 基于神经网络的状态估计方法研究[J]. 电力系统保护与控制，2018，46(22)：109-115.
ZHAO Weiyue, JIN Song, LÜ Tiancheng. Research on state estimation based on artificial neural networks[J]. Power System Protection and Control, 2018, 46(22): 109-115.

[21] 黄蔓云，郭镜玮，臧海祥，等. 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.
HUANG Manyun, GUO Jingwei, ZANG Haixiang, et al. State estimation of power system based on a message passing neural network[J]. Power System Technology, 2023, 47(11): 4396-4409.

[22] 王　泽，张玉敏，吉兴全，等. 基于深度学习与内核岭回归的电力系统鲁棒状态估计[J]. 高电压技术，2022，48(4)：1332-1342.
WANG Ze, ZHANG Yumin, JI Xingquan, et al. Robust state estimation of power system based on deep learning and kernel ridge regression[J]. High Voltage Engineering, 2022, 48(4): 1332-1342.

[23] 李　峰，王　琦，胡健雄，等. 数据与知识联合驱动方法研究进展及其在电力系统中应用展望[J]. 中国电机工程学报，2021，41(13)：4377-4389.
LI Feng, WANG Qi, HU Jianxiong, et al. Combined data-driven and knowledge-driven methodology research advances and its applied prospect in power systems[J]. Proceedings of the CSEE, 2021, 41(13): 4377-4389.

[24] 尚宇炜，郭剑波，吴文传，等. 数据–知识融合的机器学习(1)：模型分析[J]. 中国电机工程学报，2019，39(15)：4406-4416.
SHANG Yuwei, GUO Jianbo, WU Wenchuan, et al. Machine learning methods embedded with domain knowledge (part I): model analysis[J]. Proceedings of the CSEE, 2019, 39(15): 4406-4416.

[25] KARNIADAKIS G E, KEVREKIDIS I G, LU L, et al. Physics-informed machine learning[J]. Nature Reviews Physics, 2021, 3(6):

422-440.

[26] HU X Y, HU H J, VERMA S, et al. Physics-guided deep neural networks for power flow analysis[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2021, 36(3): 2082-2092.

[27] 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.

[28] OSTROMETZKY J, BERESTIZSHEVSKY K, BERNSTEIN A, et al. Physics-informed deep neural network method for limited observability state estimation[EB/OL]. [2023-3-15]. https://arxiv.org/abs/1910.06401.

[29] 臧海祥，郭镜玮，黄蔓云，等. 基于深度迁移学习的时变拓扑下电力系统状态估计[J]. 电力系统自动化，2021，45(24)：49-56.
ZANG Haixiang, GUO Jingwei, HUANG Manyun, et al. State estimation for power systems with time-varying topology based on deep transfer learning[J]. Automation of Electric Power Systems, 2021, 45(24): 49-56.

[30] WANG W Y, YU N P. Estimate three-phase distribution line parameters with physics-informed graphical learning method[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2022, 37(5): 3577-3591.

[31] PAGNIER L, CHERTKOV M. Physics-informed graphical neural network for parameter & state estimations in power systems[J]. arXiv preprint arXiv: 2102.06349, 2021.

[32] MENDEL J M. Lessons in estimation theory for signal processing, communications, and control[M]. Englewood Cliffs, USA: Prentice Hall, 1995.

[33] FALKNER S, KLEIN A, HUTTER F. BOHB: robust and efficient hyperparameter optimization at scale[C]// Proceedings of the 35th International Conference on Machine Learning. Stockholm, Sweden: PMLR, 2018: 1436-1445.

[34] ZIMMERMAN R D, MURILLO-SANCHEZ C E, GAN D. MATPOWER: steady-state operations, planning, and analysis tools for power systems research and education[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2011, 26(1): 12-19.

[35] OpenDSS Files: EPRI distribution system simulator[EB/OL]. [2023-3-15]. https://sourceforge. net/projects/electricdss/files/OpenDSS/.



梁　栋(通信作者)
1990—，男，博士，讲师
研究方向为配电系统态势感知及优化
E-mail: liangdong@hebut.edu.cn

LIANG Dong
Ph.D.
Corresponding author

收稿日期　2023-10-21　修回日期　2024-02-11　　编辑　程子丰