

DOI:10.13296/j.1001-1609.hva.2026.10.010

面向电力系统动态评估的元学习量子传感监测方法

庞先海¹, 杨赛柯¹, 刘国平², 王韶鹏¹, 张凯元¹

(1. 国网河北省电力有限公司电力科学研究院, 石家庄 050021; 2. 国网河北省电力有限公司, 石家庄 050021)

摘要: 在面向电力系统状态感知的监测框架下, 针对电力系统电场信号多模态、宽频带特性易引发频谱混叠, 影响后续设备状态辨识与风险评估准确性的问题, 提出量子增强多模态电场监测方法。该方法基于金刚石 NV 色心光纤量子传感器采集电流信号, 采用元学习增强的微波频率调制策略, 通过多工况先验学习与快速适配机制, 动态优化调制频偏与调制频率, 确保量子传感始终工作于最优灵敏度点。进一步将校正后的电流序列输入双向长短期记忆网络, 利用前向与后向时序特征提取能力, 构建正常运行、警戒、紧急、故障 4 类状态的动态评估模型。测试显示, 该调制方法将电流感知灵敏度从 86.9 A/GHz 提升至 1 146.2 A/GHz 灵敏度提升了约 13.2 倍。在 0.5 高比例噪声干扰下, 模型对各状态类型的识别结果与预设状态完全一致, 全电流区间感知比差均低于 0.1, 验证了所提方法在高噪声环境下的鲁棒性与准确性。

关键词: 电力系统; 状态感知; 动态评估; 元学习增强; 量子传感监测; NV 色心电流互感器; 双向长短期记忆网络

Meta Learning Quantum Sensing Monitoring Method for Dynamic Assessment of Power Systems

PANG Xianhai¹, YANG Saike¹, LIU Guoping², WANG Shaopeng¹, ZHANG Kaiyuan¹

(1. State Grid Hebei Electric Power Research Institute, Shijiazhuang 050021, China; 2. State Grid Hebei Electric Power Co., Ltd., Shijiazhuang 050021, China)

Abstract: Within the monitoring framework for power system state awareness, to address the problem that the multi-modal and broadband characteristics of electric field signals in power systems are prone to spectral aliasing, which adversely affects the accuracy of subsequent equipment state identification and risk assessment, a quantum-enhanced multi-modal electric field monitoring method is proposed. This method employs a diamond NV-center fiber-optic quantum sensor to acquire current signals, and adopts a meta-learning-enhanced microwave frequency modulation strategy. Through prior learning across multiple operating conditions and a fast adaptation mechanism, the modulation frequency deviation and modulation frequency are dynamically optimized, ensuring that the quantum sensor consistently operates at its optimal sensitivity point. Further, the corrected current sequence is input into the bidirectional long short-term memory network, and the forward and backward temporal feature extraction capabilities are utilized to construct dynamic assessment models for normal operation, alert, emergency, and fault states. The tests show that the modulation method increases the current sensing sensitivity from 86.9 A/GHz to 1 146.2 A/GHz, with increase of approximately 13.2 times. Under a 0.5 high proportion noise interference, the model's recognition results for each state type are in complete agreement with the preset state, and the perception difference in the full current range is lower than 0.1, verifying the robustness and accuracy of the proposed method in high-noise environments.

Key words: power system; state perception; dynamic evaluation; meta learning enhancement; quantum sensing monitoring; NV color center current transformer; bidirectional long short term memory network

收稿日期: 2026-03-03; 修回日期: 2026-05-09

基金项目: 国网河北省电力有限公司科技项目(kjcb2025-002)。

Project Supported by Science and Technology Project of State Grid Hebei Electric Power Co., Ltd.(kjcb2025-002).

0 引言

在“双碳”目标引领下,新型电力系统建设中大量可再生能源接入及电力电子设备使用,使电力系统运行状态呈非线性波动,及时准确评估其运行状态对维持稳定运行至关重要^[1-2]。

目前,国内外学者在电力系统状态评估领域开展了诸多研究。张冶^[3]等人构建N-1静态安全距离模型,属静态分析框架,未考虑动态波动对传感工作点影响;齐航^[4]等人依赖电气坐标静态特征,无法适应动态环境中传感工作点漂移;杨晶^[5]等人训练样本未涵盖动态因素,模型传感响应灵敏度下降;高正男^[6]等人未涉及传感参数自适应调整机制,无法解决灵敏度损失问题。陈争光^[7]等人研究了传感光纤熔接准直角对光纤电流互感器的误差影响;张少春^[8]等人探索了基于金刚石NV色心的免微波磁平衡直流测量方法。但尚未充分考虑电力系统动态工况变化对量子传感最优工作点漂移的影响,缺乏对微波频率调制参数的动态适配机制。在元学习与工业传感融合方面,李丽芬^[9]等人将元学习与多尺度特征融合用于小样本目标检测;仲林林^[10]等人基于元学习实现了变电设备缺陷图像的小样本检测。然而,这些方法应用集中于视觉与图像领域,在工业传感参数动态调制方面研究较少,尤其在电力系统量子传感的微波频率调制环节,元学习的引入尚处于起步阶段。

为此,文中提出一种面向电力系统状态感知动态评估的元学习增强量子传感监测方法。该方法整合NV色心量子传感、元学习与双向长短期记忆网络(BiLSTM)的优势:通过NV色心电流互感器实现高精度电流信息采集;引入模型无关元学习(MAML)策略,在多工况先验学习基础上实现微波频率调制参数的快速适配,确保量子传感始终工作于最优灵敏度点;进一步基于BiLSTM构建融合双向时序特征的动态评估模型,实现正常运行、警戒、紧急、故障4类状态的精准辨识。

1 基于元学习增强量子传感监测的电力系统状态感知动态评估方法

1.1 基于量子传感监测的电力系统运行电流信息感知

传统电流互感器在动态^[11]、高噪声环境下易受电磁干扰,测量精度受限。NV色心量子传感具备高灵敏度与强抗干扰能力,能直接通过磁场感知电流,规避传统传感的磁饱和与非线性问题,采用其

进行电流信息感知,可提升测量精度与可靠性,为状态评估提供优质数据。

NV色心电流互感器是量子传感在电力领域的应用载体^[7],激光激发NV色心^[12-13],微波调控能级,荧光信号经转换、解调、过滤后^[14],完成量子传感感知^[15]。见图1。

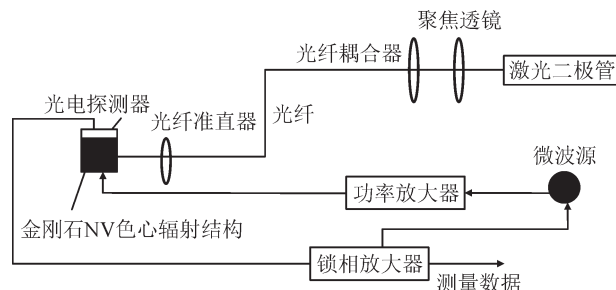


图1 NV色心电流互感器结构图

Fig. 1 Structure diagram of NV color center current transformer

电力系统运行电流信息感知解算中^[16],NV色心电流互感器通过感知电流对应的磁场磁感应强度实现电流计算:导线通流时会激发感应电磁场,在直流或极低频准静态条件下,其周围场域以磁场为主且与电流呈线性关联周围场域以磁场为主且与电流呈线性关联^[17];直流电流场景下,随时间变化的电流幅值 $I_a(t)$ 与磁场磁感应强度 $A(t)$ 满足关系

$$A(t) = \frac{\beta_0 I_a(t)}{2\pi e} \quad (1)$$

式(1)中: β_0 为真空磁导率; e 为场点与电流的垂直间距。可通过该式解算出电力系统运行电流 $I_a(t)$ 。

在交流电流场景下,导线周围产生时变磁场,NV色心量子传感器通过测量磁感应强度的瞬时变化实现电流感知。设交流电流为 $I_b(t)$,其产生的时变磁场 $B(t)$ 满足麦克斯韦—安培定律,在准静态近似下,即导线尺度远小于电磁波波长,磁场与电流仍保持线性关系有

$$B(t) = \frac{\beta_0}{2\pi r} I_b(t) \cdot q \quad (2)$$

式(2)中: r 为传感器与导线的垂直距离; q 为环绕导线的切向单位向量。此时,NV色心传感器通过连续波光学探测磁共振方法实时解调磁感应强度随时间的变化,进而反演电流波形。由于量子传感具备亚毫秒级响应时间,可完整捕捉工频及谐波分量,实现对交流电流的高保真测量。

1.2 基于元学习增强的量子传感微波频率调制方法

电力系统动态工况使磁场特性改变^[18],固定参数的微波频率调制方案难适配,致量子传感最优工

作点偏移。元学习可从多工况数据学调制参数优化策略,实现动态跟踪补偿。引入元学习增强调制,可解决偏移,提升传感器灵敏度与稳定性。

在量子传感的微波频率调制环节^[9],使用CW-ODMR方法向微波频率 g_w (NV 色心能级跃迁对应的基础载波频率,是激发色心的核心工作频率)施加调制频偏 g_d 、调制频率 g_n 的参考信号并作用于 NV 色心;此时 NV 色心的荧光信号会被调制至 g_n 频率,将其与参考信号相乘并滤波后,便能获得 ODMR 信号的解调结果。最终通过解调信号 g_0 处的零点电压偏移量实现 $A(t)$ 检测,其关系表达式为

$$A = \frac{\gamma g}{\alpha_e} = \frac{\gamma u}{h \alpha_e} \quad (3)$$

式(3)中: α_e 为 NV 色心的电子旋磁比; γg 、 γu 分别为解调信号的频率偏移量、电压变化量; h 为 g_0 处单一频点的斜率。

受散粒噪声限制的量子传感灵敏度 o 需结合微波驱动频率 g_w 对应的 ODMR 曲线特性计算得

$$o = \Delta o_{\min} \sqrt{t_n} = \frac{\sqrt{\hat{g}_w}}{|d\hat{g}_w|_{\max}} / \alpha_e \quad (4)$$

式(4)中: $\Delta o_{\min}$ 为量子传感监测的绝对灵敏度; t_n 为测量时间; $\hat{g}_w$ 为 ODMR 曲线在微波驱动频率; $|d\hat{g}_w|_{\max}$ 为 ODMR 曲线的斜率。

灵敏度是衡量量子传感微波频率调制系统检测能力的核心指标:它代表系统能分辨的最小磁场变化量,灵敏度越高,系统对微弱电流波动的感知精度越强。由于电力系统运行中电流工况会动态改变磁场特性,导致微波驱动频率 g_w 的调制频偏 g_d 、调制频率 g_n ,在传统固定参数的调制方案下,难以在少样本新工况下快速适配,因此需要引入元学习实现增强。

在元学习增强的量子传感监测体系中,增强效果通过元训练与元测试阶段的交叉熵损失优化实现^[9-10],实现对调制参数的动态适配,从而系统性提升监测灵敏度。因此,采用模型无关元学习(model-agnostic meta-learning, MAML)通过多工况子任务上学习一个可快速适配的初始化参数,使得在面对新工况时,仅需少量梯度更新即可实现调制参数的高效优化。

设置预训练特征提取器是 Γ ,大规模电力工况数据集是 $E_t = \{(I_{ai}, x_i)\}$,其中, I_{ai} 、 x_i 分别为第 i 个电流数据样本、对应磁场标签,设定交叉熵损失 $Z_{ET}[\Gamma(I_a), x]$ 为目标,通过梯度下降更新特征提取器

Γ 的参数 ε ,实现内层适配表达式

$$\Gamma' = \Gamma - \varepsilon \nabla_{\Gamma} Z_{ET}[\Gamma(I_{ai}), x_i] \quad (5)$$

式(5)中: Γ' 为更新后的实现内层适配特征提取器; ∇ 为梯度; Z_{ET} 为定义在数据集 E_t 上的交叉熵损失函数。

在所有子任务的查询集上计算外层损失,并通过元优化更新初始化参数 ε ,使模型学会“如何快速适应新工况”的能力

$$\varepsilon' = \varepsilon - \lambda \nabla_{\varepsilon} Q(\Gamma') \quad (6)$$

式(6)中: λ 为外层学习率; $Q(\Gamma)$ 为查询集上的损失。该双层优化过程实现了从多工况数据中学习共性优化策略的目标,使初始化参数蕴含跨工况的先验知识。

针对电力工况子任务 ϕ_i ,结合训练的 Γ ,在支持集 ϕ_i^s 中运算交叉熵损失

$$Z_{\phi_i}(\Gamma, G) = \sum_{(I_{ai}, x_i) \in \phi_i^s} z[f_{\Gamma, G}(I_{ai}), x_i] / M \quad (7)$$

式(7)中: M 为样本数量; G 为微波驱动频率 g_w 调制频偏 g_d 、调制频率 g_n 的初始调制状态; $z[f_{\Gamma, G}(I_{ai}), x_i]$ 为损失函数; $f_{\Gamma, G}$ 为支持集 ϕ_i^s 中交叉熵损失函数。

更新后的微波调制状态是

$$G_i = G - \eta \nabla_{GZ_{\phi_i}}(\Gamma, G) \quad (8)$$

式(8)中: η 为基本学习率; G_i 为更新后的微波调制状态。

元学习主要通过学习多工况之下的共性优化 G ,形成“工况—调制参数”的先验知识。

$$G = \partial(G'_1, G'_2, \dots, G'_M) \quad (9)$$

式(9)中, ∂ 为映射函数。

元测试阶段需快速适配新工况,针对新电力工况子任务,利用查询集 ϕ_i^p 计算交叉熵损失得

$$Z_{\phi_i^p}(\Gamma, G) = \sum_{(I_{ai}, x_i) \in \phi_i^p} z[f_{\Gamma, G}(I_{ai}), x_i] / M \quad (10)$$

更新代表微波驱动频率 g_w 调制频偏 g_d 、调制频率 g_n 调制方案的元学习器参数 $\hat{G}$

$$\hat{G} = G - \mu \nabla_{GZ_{\phi_i^p}}(\Gamma, G) \quad (11)$$

式(11)中, μ 为学习率。

当交叉熵损失降低时,微波驱动频率 g_w 调制频偏 g_d 、调制频率 g_n 调制方案的适配性提升,ODMR 曲线的斜率 $|d\hat{g}_w|_{\max}$ 增大,最终使灵敏度 o 的数值增大,微弱电流波动的感知精度随之提升。

1.3 基于双向长短期记忆网络的电力系统状态动态评估模型

电力系统状态分为正常运行^[20]、警戒、紧急、故障4类,各类状态电流特征具时序关联性,状态转换有双向时序依赖特性。单一评估模型难以全面挖掘电流序列动态变化规律,状态识别准确率低,噪声干扰下易误判。双向长短期记忆网络(BiLSTM)含前向与后向LSTM结构,能捕捉电流序列双向时序关系,通过多门协同动态更新融合特征。将其结合电流标准值与感知数据评估状态,可解决传统模型不足,提高辨识准确性与可靠性,故将调制后的电流数据作为评估输入样本,结合电力系统运行特性,将新电力系统状态划分为正常运行、警戒、紧急、故障4类^[21],其中正常运行状态下的电流标准值满足

$$\tilde{I} = \frac{u}{S} \quad (12)$$

式(12)中, u 、 S 为基准电压参数、总电阻。

采用双向长短时记忆网络(BiLSTM)作为核心辨识单元,其结构包含前向与后向LSTM,负责挖掘电流序列的前向时序关联与后向依赖关系。BiLSTM结构见图2。

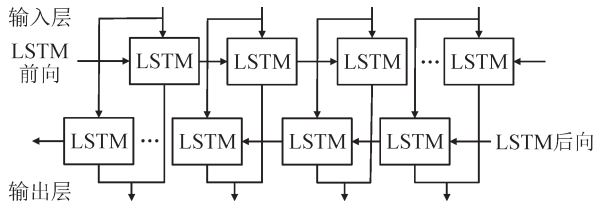


图2 BiLSTM 结构图

Fig. 2 BiLSTM structure diagram

输入门 c_t 负责将量子传感采集的电流序列信息纳入当前单元状态,通过sigmoid与tanh函数动态更新细胞信息,表达式为:

$$c_t = \text{sig}[\varpi_c(\kappa_{t-1}, I_{at}) + \Theta_c] \quad (13)$$

$$D_t^- = \tanh[\varpi_D(\kappa_{t-1}, I_{at}) + \Theta_D] \quad (14)$$

$$D_t = \tau_t D_{t-1} + c_t D_t^- \quad (15)$$

式(13)-(15)中: ϖ_c 、 ϖ_D 为输入门与记忆门的权重矩阵,负责映射历史状态与当前电流输入的关联强度; Θ_c 、 Θ_D 为输入门与记忆门的偏置; sig 为sigmoid激活函数; tanh 为tanh激活函数; κ_{t-1} 、 τ_t 为LSTM单元在时刻 $t-1$ 的细胞状态(用于存储截至上一时刻的电流时序特征)、遗忘门输出; D_t^- 、 D_t 为记忆单元的候选输出(为当前时刻电流信息的编码结果)、细胞状态(存储截至当前时刻的电流时序特征)。

输出门基于细胞状态生成包含电流特征的单元输出,表达式为:

$$v_t = \lambda[\varpi_v(\kappa_{t-1}, I_{at}) + \Theta_v] \quad (16)$$

$$\kappa_t = v_t \circ \tanh D_t \quad (17)$$

式(16)、(17)中: v_t 为输出门输出; ϖ_v 、 Θ_v 为输出门的权重矩阵与偏置,调整输出信息的映射关系; κ_t 为时刻 t 的单元输出,为当前时刻电流特征的最终编码; $\circ$ 为同维矩阵的逐元素相乘,实现门控权重与细胞状态的加权融合。

前向LSTM与后向LSTM分别处理电流序列的正向与反向时序特征,最终融合得到双向输出:

$$\tilde{\kappa}_t = \text{LSTM}(I_{at}, \tilde{\kappa}_{t-1}) \quad (18)$$

$$\tilde{\kappa}_t = \text{LSTM}(I_{at}, \tilde{\kappa}_{t-1}) \quad (19)$$

$$W_t = \varpi_{\tilde{\kappa}} \tilde{\kappa}_t + \varpi_{\kappa} \kappa_t + \Theta_w \quad (20)$$

式(18)-(20)中: $\tilde{\kappa}_t$ 为前向LSTM在时刻 t 的输出,编码电流序列的前向时序依赖; κ_t 为后向LSTM在时刻 t 的输出,编码电流序列的后向时序依赖; $\varpi_{\tilde{\kappa}}$ 、 ϖ_{κ} 为前向与后向连接的权重,调整双向特征的融合比例; Θ_w 为输出层偏置,校准最终输出的基准值; W_t 为融合双向时序特征的电力系统状态动态评估结果,为结合式(10)与输入的电流信息,评估的电力系统状态(正常运行、警戒、紧急、故障)。

2 实验分析

2.1 实验内容设计

电力系统状态感知动态评估的实验场景见图3。在图3的场景中测试文中方法性能,实验以交流电传输线路衔接电网、储能一体柜与负载,各设备对应部署量子传感装置,传感装置经通讯线路连接至网关,由网关将数据传输至控制中心,控制中心使用文中方法进行状态感知动态评估,且同步将信息上传至云平台。量子传感监测所用NV色心电流互感器参数信息见表1。

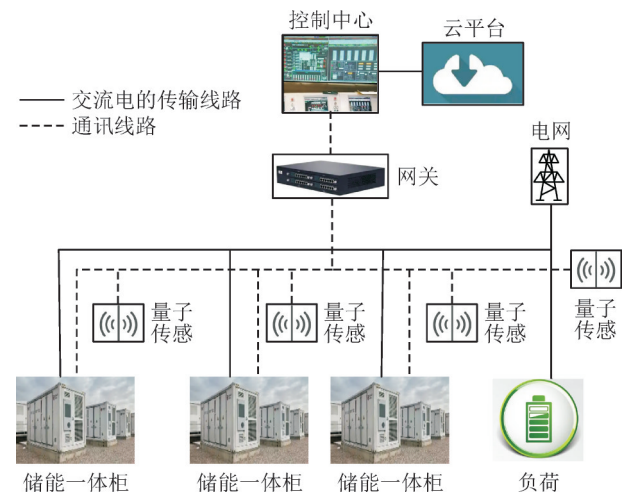


图3 电力系统状态感知动态评估的实验场景

Fig. 3 Experimental scenario for dynamic evaluation of power system state perception

表1 NV色心电流互感器参数信息

Table 1 Parameter information of NV color center current transformer

参数类别	数值
测量量程	0~1 000 A(交流)
测量精度	交流幅值测量误差 $\leq 0.05\%$
线性度	$\leq 0.16\%$ (全量程范围内保持稳定线性响应)
核心传感单元	单晶合成金刚石, 尺寸约 $(3 \times 0.5 \times 0.3) \text{ mm}^3$, NV色心质量分数 $4.5 \mu\text{L/L}$
激发光源	532 nm激光器, 功率0.15 W
工作带宽	覆盖0.001~100 kHz(适配电力系统暂态、稳态电流监测)
温度特性	温度漂移极小, 可适应 $-40 \sim 85 \text{ }^\circ\text{C}$ 环境
成本	单套设备约8.5万元
响应时间	$\leq 1 \text{ ms}$
现场安装方式	非接触式夹持结构, 适配10 kV及以上电压等级导线

在模型构建与数据预处理环节, 将NV色心电流互感器采集的原始电流序列按时间窗口切分为固定长度的时间片段, 每个片段包含256个连续采样点, 构成BiLSTM网络的输入样本。输入特征为一维电流幅值序列, 序列长度为256, 输入维度为1。BiLSTM网络结构包含两层双向LSTM层, 每层隐藏单元数为128, 前向与后向LSTM的输出经拼接后接入全连接层, 输出维度为4, 对应正常运行、警戒、紧急、故障4类状态。网络采用Adam优化器, 初始学习率设为0.001, 批量大小为64, 训练轮次为200轮, 并采用早停机制防止过拟合。上述参数设置经多组对比实验确定, 能够兼顾模型收敛速度与状态识别精度。

2.2 实验数据分析

测试基于元学习增强的量子传感微波频率调制方法对NV色心电流互感器微波驱动频率的调制效果, 设定扫描范围为5~45 kHz, 同步采集电流数据与解调曲线峰峰值, 对比期望与调制后频率峰峰值差异, 验证跟踪能力, 结果见图4。

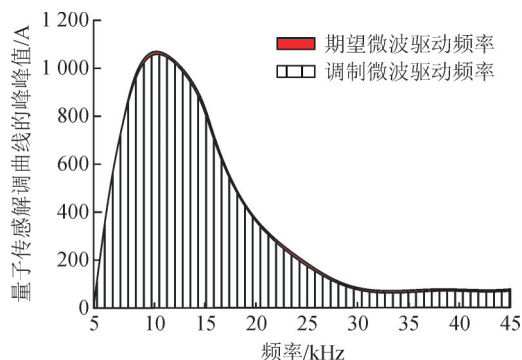


图4 量子传感微波频率调制效果

Fig. 4 Quantum sensing microwave frequency modulation effect

如图4, 期望与调制后微波驱动频率峰峰值差异在合理范围, 5~45 kHz全扫描区间内, 元学习增强方法可实时修正调制频率偏差, 低灵敏度频段(30~45 kHz)亦能将偏差控制在极小范围, 避免传统方法频段边缘感知失效。

该方法采用元学习算法, 可实时跟踪补偿磁场变化, 有效抑制频偏, 维持宽频段稳定响应, 调制后感知强度变化见图5。

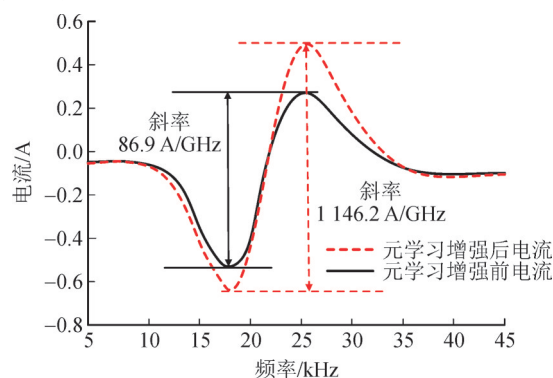


图5 电力系统电流的感知强度变化

Fig. 5 Changes in perceived intensity of current in the power system

如图5所示, 元学习增强前, NV色心电流互感器对电力系统电流感知强度斜率为86.9 A/GHz, 增强后提升至1 146.2 A/GHz, 灵敏度提升了约13.2倍。元学习合理调制最优微波驱动频率, 使NV色心工作在ODMR曲线斜率最大处, 强化响应能力、扩大动态范围。

在0~0.5噪声比例、0~50 s周期内, 测试其对50 A与5 000 A电流感知比差, 验证全电流区间感知有效性。不同含噪比例下电流感知比差见图6。

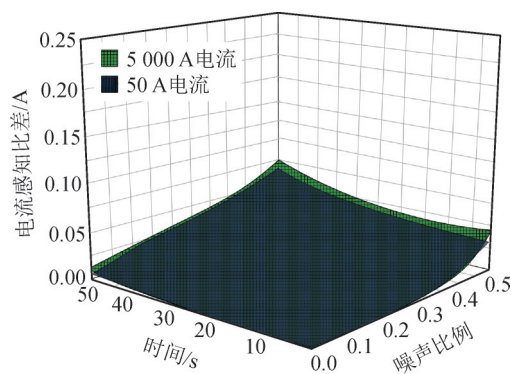


图6 不同含噪比例下电流感知比差

Fig. 6 Current sensing ratio error under different noise ratios

如图6所示, 不同含噪比例下, 文中方法对电力系统50 A与5 000 A电流的感知比差均低于0.1, 表明其借助量子传感监测技术, 可覆盖电力系统日常与故障等典型工况, 可靠性高。这得益于量子传感的高抗干扰特性及元学习的动态参数调整机制, 能

有效抑制噪声影响。

文中方法结合感知电流信息,对电力系统状态的动态评估结果见表2。

表2 电力系统状态感知动态评估结果

Table 2 Dynamic evaluation results of power system state perception

状态类型	电流区间/A	实际感知电流(含0.5比例噪声)/A	识别结果
正常运行	0~600(额定负荷内)	428.6±214.3	正常运行
警戒	600~800(超负荷)	735.2±367.6	警戒
紧急	800~1 000(临界失稳)	912.8±456.4	紧急
故障	>1 000(短路/异常)	1 386.5±693.3	故障

注:“±”后数值为对应噪声比例(0.5)下的电流波动量,体现低频噪声干扰。

如表2所示,在0.5高比例低频噪声干扰下,实际感知电流波动显著,但基于双向长短期记忆网络(BiLSTM)的电力系统状态动态评估模型,仍能准确识别正常运行、警戒、紧急、故障4类状态。该模型通过双向时序特征提取挖掘状态依赖关系,增强鲁棒性,结合电流区间与状态映射机制,可依据电流幅值区间准确分类,不受局部噪声干扰。

为验证文中方法在不同电压等级及典型高压设备场景下的适用性,分别在110 kV变电站、220 kV变电站及变压器套管处部署量子传感装置。110 kV与220 kV变电站选取实际运行中的输电线路作为监测对象,传感装置采用非接触式夹持结构安装于导线侧,用于采集稳态与暂态电流数据;变压器套管场景将传感装置固定于套管末屏接地引下线位置,实现对套管运行电流的实时感知。通过上述多场景部署,获取不同结构、不同电压等级下的真实电流波形数据,用于验证所提方法在复杂现场环境中的感知性能与状态评估准确性。并与方法A传统光纤电流互感器、方法B常规量子传感方法进行对比实验。选取测量精度、抗干扰能力、状态识别准确率及响应速度作为核心评价指标,实验结果见表3。

如表3所示,在110 kV变电站、220 kV变电站、变压器套管3类典型高压场景下,文中方法在测量精度、抗干扰能力、状态识别准确率、响应速度4项指标上均显著优于传统光纤电流互感器与常规量子传感方法。其中,测量精度在全场景下均达到0.07%以内,抗干扰能力稳定低于0.11,状态识别准确率保持在98%以上,响应速度不超过1.4 ms。该结果表明,文中方法通过元学习增强的微波频率调制策略与双向长短期记忆网络评估模型,能够适应

表3 不同方法在多场景下的综合性能对比

Table 3 Comprehensive performance comparison of different methods in multiple scenarios

实验场景	方法	测量精度/%	抗干扰能力	准确率/%	响应速度/ms
110 kV 变电站	方法A	0.38	0.42	86.7	4.2
	方法B	0.12	0.25	91.5	2.1
	文中方法	0.05	0.09	99.2	1.2
220 kV 变电站	方法A	0.45	0.48	84.3	4.5
	方法B	0.15	0.28	90.2	2.3
	文中方法	0.06	0.10	98.6	1.3
变压器 套管	方法A	0.52	0.55	82.9	4.8
	方法B	0.18	0.31	88.7	2.5
	文中方法	0.07	0.11	98.1	1.4

不同电压等级与设备结构下的复杂工况,有效抑制现场噪声干扰,在综合性能上具备明显优势。

3 结语

文中提出的面向电力系统状态感知动态评估的元学习增强量子传感监测方法,实现了电力系统运行状态的精准感知与动态评估。基于NV色心的量子传感技术,凭借其卓越性能,可高精度采集复杂电力场景下的电流数据;元学习增强的微波频率调制方法,显著提升了量子传感对动态工况的响应及微弱电流波动捕捉能力。融合双向时序特征的BiLSTM评估模型,在0.5比例高噪声干扰下,能精准辨识4类系统状态,全电流区间感知比差均低于0.1。本研究未发现难以解释的问题。与前人研究相比,本方法解决了传统模型在动态环境下的不足。在理论与实用上,为新型电力系统稳定运行提供有力支撑,具有重要价值。后续可进一步优化算法,提升监测效率。

参考文献:

- [1] 胡博,谢开贵,邵常政,等.双碳目标下新型电力系统风险评述:特征、指标及评估方法[J].电力系统自动化,2023,47(5):1-15.
Hu Bo, Xie Kaigui, Shao Changzheng, et al. Commentary on risk of new power system under goals of carbon emission peak and carbon neutrality: characteristics, indices and assessment methods[J]. Automation of Electric Power Systems, 2023, 47(5): 1-15.
- [2] 王洪彬,周念成,黄睿灵,等.基于深度学习的110 kV电网监控信号语义解析及态势感知模型[J].电力系统保护与控制,2023, 51(2):160-168.
Wang Hongbin, Zhou Niancheng, Huang Ruiling, et al. 110 kV signal semantic analysis and situation awareness model based on deep learning theory for a power system monitoring system[J]. Power System Protection and Control, 2023, 51(2): 160-168.
- [3] 张冶,曹世龙,蔡颖凯,等.基于趋势分析的电力系统态势感知方法[J].电测与仪表,2024,61(1):99-106.

- Zhang Ye, Cao Shilong, Cai Yingkai, et al. A novel situational awareness method based on trend analysis of power system[J]. *Electrical Measurement & Instrumentation*, 2024, 61(1): 99-106.
- [4] 齐航, 李常刚, 刘玉田, 等. 基于电气坐标的电力系统动态安全分区评估及模型更新[J]. *电力系统自动化*, 2025, 49(17): 101-111.
- Qi Hang, Li Changgang, Liu Yutian, et al. Dynamic security partitioning assessment and model updating of power system based on electrical coordinates[J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2025, 49(17): 101-111.
- [5] 杨晶, 赵津蔓, 孟润泉, 等. 基于粒子群优化和卷积神经网络的电力系统运行状态辨识[J]. *电网技术*, 2024, 48(1): 315-324.
- Yang Jing, Zhao Jinman, Meng Runquan, et al. Power system operation state identification based on particle swarm optimization and convolutional neural network[J]. *Power System Technology*, 2024, 48(1): 315-324.
- [6] 高正男, 郭剑波, 范士雄, 等. 基于非常规样本挖掘及交替学习的电力系统暂态稳定评估[J]. *高电压技术*, 2025, 51(8): 3797-3809.
- Gao Zhengnan, Guo Jianbo, Fan Shixiong, et al. Power system transient stability assessment based on unconventional sample mining and alternating learning[J]. *High Voltage Engineering*, 2025, 51(8): 3797-3809.
- [7] 陈争光, 徐子立, 岳长喜, 等. 传感光纤熔接准直角对光纤电流互感器的误差影响及其评估策略[J]. *高电压技术*, 2024, 50(12): 5310-5317.
- Chen Zhengguang, Xu Zili, Yue Changxi, et al. Error characteristics and evaluation strategy of collimation angle of sensing optical fiber for fiber optical current transformers[J]. *High Voltage Engineering*, 2024, 50(12): 5310-5317.
- [8] 张少春, 赵博文, 刘雅琪, 等. 基于金刚石NV色心的免微波磁平衡直流测量应用[J]. *微纳电子技术*, 2025, 62(3): 142-150.
- Zhang Shaochun, Zhao Bowen, Liu Yaqi, et al. Application of microwave-free magnetic balance DC measurement based on diamond NV center[J]. *Micronanoelectronic Technology*, 2025, 62(3): 142-150.
- [9] 李丽芬, 范新烨. 元学习与多尺度特征融合的小样本目标检测[J]. *小型微型计算机系统*, 2023, 44(12): 2804-2811.
- Li Lifen, Fan Xinye. Few-shot object detection with meta-learning and multi-scale feature fusion[J]. *Journal of Chinese Computer Systems*, 2023, 44(12): 2804-2811.
- [10] 仲林林, 吴奇, 叶俊杰, 等. 基于元学习的变电设备小样本缺陷图像检测[J]. *仪器仪表学报*, 2024, 45(10): 154-167.
- Zhong Linlin, Wu Qi, Ye Junjie, et al. Meta-learning-based few-shot image detection of defects in substation equipment[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2024, 45(10): 154-167.
- [11] 唐治国, 陈琦, 王胜, 等. 基于差动电流相位特性的电流互感器中性线异常识别方法[J]. *电力自动化设备*, 2025, 45(5): 136-144.
- Tang Zhiguo, Chen Qi, Wang Sheng, et al. Current transformer neutral line anomaly identification method based on differential current phase characteristics[J]. *Electric Power Automation Equipment*, 2025, 45(5): 136-144.
- [12] 鞠登峰, 高海峰, 程宇心, 等. 电力系统多参量灵敏感知: 新型敏感材料与传感机理研究进展[J]. *高电压技术*, 2025, 51(7): 3109-3131.
- Ju Dengfeng, Gao Haifeng, Cheng Yuxin, et al. Research progress on new type sensitive materials and sensing mechanisms for multi-parameter sensitive perception in power systems[J]. *High Voltage Engineering*, 2025, 51(7): 3109-3131.
- [13] 王鑫, 赵龙, 仇茹嘉, 等. 采用磁屏蔽环结构的金刚石NV色心全光直流互感器系统[J]. *微纳电子技术*, 2024, 61(5): 93-101.
- Wang Xin, Zhao Long, Qiu Rujia, et al. Diamond NV color center all-optical DC transformer system with magnetic shielding ring structure[J]. *Micronanoelectronic Technology*, 2024, 61(5): 93-101.
- [14] 刘勇, 林豪彬, 张少春, 等. 基于金刚石氮-空位色心的光纤量子传感[J]. *激光与光电子学进展*, 2023, 60(11): 2-14.
- Liu Yong, Lin Haobin, Zhang Shaochun, et al. Optical fiber quantum sensing based on diamond nitrogen-vacancy center[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2023, 60(11): 2-14.
- [15] 秦岳, 王志斌, 郭浩, 等. 金刚石氮空位色心自旋传感技术[J]. *仪器仪表学报*, 2023, 44(9): 53-67.
- Qin Yue, Wang Zhibin, Guo Hao, et al. Sensing technology of nitrogen vacancy color center of diamond[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2023, 44(9): 53-67.
- [16] 刘彦伶, 武志刚, 赖翔, 等. 异质空调负荷参与多区域电力系统频率调节的协同控制策略[J]. *电力系统保护与控制*, 2025, 53(3): 47-57.
- Liu Yanling, Wu Zhigang, Lai Xiang, et al. Cooperative control strategy for heterogeneous air-conditioning loads participating in frequency regulation of multi-area power systems[J]. *Power System Protection and Control*, 2025, 53(3): 47-57.
- [17] Singh M P, Sinha N. Data creation techniques and data-oriented models for dynamic security assessment of power system[J]. *Electrical Engineering*, 2024, 106(5): 5787-5800.
- [18] 张萍, 胡龙, 邸宏亮, 等. 适应高比例新能源电力系统的抽水蓄能自适应调频控制及低频切泵策略[J]. *电力系统保护与控制*, 2025, 53(2): 1-13.
- Zhang Ping, Hu Long, Di Hongliang, et al. Adaptive frequency regulation control and low-frequency pump-shedding strategy for pumped-storage in high-proportion new energy power systems[J]. *Power System Protection and Control*, 2025, 53(2): 1-13.
- [19] 邓玉林, 周圣航, 史喜尚, 等. 基于微环谐振器的高灵敏度量子传感器[J]. *应用光学*, 2025, 46(6): 1268-1277.
- Deng Yulin, Zhou Shenghang, Shi Xishang, et al. High-sensitivity quantum sensor based on micro-ring resonators[J]. *Journal of Applied Optics*, 2025, 46(6): 1268-1277.
- [20] 姜婷玉, 陶劲宇, 李亚平, 等. 面向新型电力系统电力平衡的负荷响应管理综述[J]. *电力自动化设备*, 2025, 45(2): 11-23.
- Jiang Tingyu, Tao Jinyu, Li Yaping, et al. Review of load response management for power balance in new power system[J]. *Electric Power Automation Equipment*, 2025, 45(2): 11-23.
- [21] 林卫伟, 白向阳, 孔军. 基于伪标签的无监督电力数据异常检测框架[J]. *计算机仿真*, 2024, 41(2): 131-136.
- Lin Weiwei, Bai Xiangyang, Kong Jun. Pseudo-label based unsupervised anomaly detection framework for energy data[J]. *Computer Simulation*, 2024, 41(2): 131-136.
- 庞先海(1983—), 男, 硕士研究生, 教授级高级工程师, 研究方向为电力状态检测与试验技术(E-mail: dyypangxh@163.com)。
- 杨赛柯(1995—), 男, 博士研究生, 工程师, 研究方向为电力设备绝缘状态检测与故障诊断(通信作者)(E-mail: yangsk1204@163.com)。