

DOI:10.14044/j.1674-1757.pcrpc.2025.06.012

基于新型 UWB 的火电厂人员定位系统研究

廖嘉亨¹, 吕智嘉¹, 王佳杨¹, 尹民¹, 杨沛豪²

(1. 国能(连江)港电有限公司, 福州 350512; 2. 西安热工研究院有限公司, 西安 710054)

摘要:在火电厂采用超宽带(ultra-wideband, UWB)方法实现人员定位。但因火电厂复杂环境存在多径反射与非视距(non-line-of-sight, NLoS)遮挡问题,导致定位结果大幅跳变的情况。提出一种融合随机森林分类、神经网络误差补偿与 Q 学习(Q -learning)动态锚点选择的新型 UWB 人员定位系统,实现视距(line-of-sight, LoS)/非视距链路状态识别、测距误差修正及基站子集动态优化,无需额外增加硬件部署即可显著提升定位稳定性。仿真结果表明:采用新型 UWB 人员定位系统后,人员定位最大跳变误差减小至 0.4 m,均方根误差(root mean squared error, RMSE)可降低 85%,有效提升了火电厂复杂工业环境下人员定位的稳定性与精度。

关键词:UWB; Q -learning; 随机森林; 动态锚点选择; 误差抑制

Research on Personnel Positioning System for Thermal Power Plant Based on New UWB Technology

LIAO Jiaheng¹, LYU Zhijia¹, WANG Jiayang¹, YIN Ming¹, YANG Peihao²

(1. Guoneng (Lianjiang) Port Power Co., Ltd., Fuzhou 350512, China;

2. Xi'an Thermal Power Research Institute Co., Ltd., Xi'an, 710054, China)

Abstract: Ultra wideband (UWB) method is used to achieve personnel positioning in thermal power plants. However, due to the complex environment of thermal power plants, issues of multipath reflection and non Line of sight (NLoS) occlusion are existed, resulting in significant fluctuations in positioning results. A novel UWB personnel positioning system, which integrates random forest classification, neural network error compensation, and Q -learning dynamic anchor point selection, is proposed so to achieve the Line of Sight (LoS)/Non Line of Sight (NLoS) link state recognition, ranging error correction and dynamic optimization of base station subsets, which significantly improve positioning stability without the need for additional hardware deployment. The simulation results show that after adopting the new UWB personnel positioning system, the maximum jump error of personnel positioning is reduced to 0.4 m, and the Root mean squared error (RMSE) can be reduced by 85%, which effectively improve the stability and accuracy of personnel positioning in complex industrial environments of thermal power plants.

Keywords: UWB; Q -learning; random forest; dynamic anchor point selection; error suppression

0 引言

火电厂作为新型电力系统的压舱石,起到稳定供电,维持电力系统稳定的作用^[1-2]。目前火电厂在向数字转型,以数字孪生手段实现对人员、设备的管控,人员精确定位可以实现作业实时调度与风险管控^[3-5]。目前人员定位多采用 UWB 定位技术, UWB 技术具有纳秒级脉冲信号的高时间分辨率和低功率

谱密度特性,在理想视距(line-of-sight, LoS)环境下可实现厘米级定位精度,成为工业定位领域的研究热点^[6-9]。然而,火电厂厂区多为钢结构,易引发 UWB 脉冲信号多径反射效应^[10-16],火电厂也是高频电磁干扰环境,易引起 NLoS 遮挡,多径反射效应与 NLoS 遮挡最终导致火电厂人员定位数据存在跳变^[17-23]。

为了抑制 UWB 人员定位技术因为复杂环节引起的定位误差,目前主要从硬件更新、软件迭代减

收稿日期:2025-08-20

基金项目:陕西省自然科学基金基础研究计划(2024JC-YBMS-419)。

少误差^[24-26]。硬件更新主要是采用具有抗干扰能力的收发链路,减少原始人员定位数据中的噪声与失真,采用多天线设计方案,通过空间域信号分集接收,降低单一天线受遮挡或多径效应的影响^[27-29]。软件迭代主要采用人工智能优化算法,针对多径反射效应场景,目前广泛采用高斯混合模型(gaussian mixture model, GMM),通过多高斯分布拟合不同传播状态下的人员定位测量数据分布特征^[30-32];为了解决 NLoS 遮挡对信号传播的影响,目前广泛采用支持向量机(support vector machine, SVM)的最优分类超平面构建方法,利用信号到达时间(time of arrival, ToA)、信号强度(received signal strength, RSS)等特征实现 NLoS 遮挡识别^[33-35]。现有研究未针对火电厂复杂环节多径反射与 NLoS 跳变的耦合干扰特性,系统设计适用于工业场景的基站子集选择策略。

本文提出一种基于新型 UWB 的火电厂人员定位系统。利用随机森林对 UWB 算法中到达时间时延、信号强度等特征进行学习,实现高精度 LoS/NLoS 分类,避免低可靠性链路干扰;其次,针对 NLoS 场景下 UWB 人员定位测距误差的非线性特性,采用全连接神经网络构建误差补偿模型,解决传统线性模型难以精准拟合误差规律的问题,提升测距数据准确性;最后,引入 Q-learning 算法动态筛选最优基站子集,综合实时链路质量、信噪比(signal-to-noise ratio, SNR)、LoS 概率等因素,优化基站几何布局,最终实现定位均方误差的最小化。

1 UWB 定位技术

火电厂 UWB 定位技术是采用到达时间差(time difference of arrival, TDOA)算法,部署 8~12 个固定锚点实现实时定位。在火力发电厂环境中,UWB 脉冲信号会受到两类典型干扰:火电厂内密集的钢结构表面会反射 UWB 脉冲信号,导致信号到达时间(time of arrival, TOA)测量方法难以区分直达信号与反射信号,当二者的时延差小于 UWB 脉冲信号的时间分辨率时,脉冲信号接收装置会将反射径当作直达径进行计算,使测距误差呈现双峰分布特征,引起定位误差;二是 NLoS 遮挡造成的定位信号跳变,当脉冲信号被钢结构完全遮挡时,只能通过绕射或多次反射传播,此时信号的路径损耗模型与 LoS 场景存在显著差异,引发测距结果的突然偏差。

传统 UWB 定位技术在火电厂复杂环境中还存在明显的性能瓶颈:在链路处理方面,采用固定阈值去除不可靠链路,但火电厂内部分链路处于中等可靠状态,若简单剔除会导致可用基站数量不足,

若完全保留低可靠链路则会引入误差干扰,会造成定位精度下降;在几何布局方面,传统 UWB 定位技术依赖预设的基站几何布局,未结合实时链路质量动态调整,当某一基站处于 NLoS 状态时,其输出的异常测距值会显著恶化几何精度因子,导致定位误差被大幅放大;在误差建模方面,NLoS 测距误差具有强非线性特性,而传统的线性回归、滑动平均等方法无法准确捕捉这种复杂的误差分布,实测数据显示,即便经传统方法补偿后,仍有部分样本的误差超过安全阈值,难以满足火电厂人员定位精度要求。传统 UWB 人员定位技术在火电厂复杂环境存在瓶颈见表 1。

表1 传统UWB人员定位技术瓶颈表
Table 1 Bottleneck table of traditional UWB personnel positioning technology

瓶颈类型	传统解决方案	局限性
多径混叠	时频域滤波、多天线分集	增加计算复杂度与硬件成本,且对时延差小于时间分辨率的多径分量抑制效果有限
NLoS跳变	硬阈值剔除 NLoS 链路	易误删中等可靠链路,导致可用基站不足;未处理的低可靠链路引入误差干扰
静态布局	固定几何部署(如矩形布局)	无法动态适应链路质量变化, NLoS 基站导致 GDOP 恶化,误差放大系数 ≥ 5 倍
电磁噪声干扰	信号增强技术、抗干扰编码	提升设备功耗与成本,对宽带噪声覆盖的 UWB 频段(3~5 GHz)抑制效果有限
非线性误差建模	线性回归、滑动平均	无法拟合 NLoS 误差的长尾分布,补偿后仍有 40% 样本误差超过 1 m

2 三阶段智能优化方案

2.1 基于随机森林的 LoS/NLoS 链路分类

为了准确区分 LoS 与 NLoS 链路,本文结合火电厂复杂场景,设计包含 12 维特征的输入向量,从时域、能量、统计 3 个维度分析 UWB 信号的传播特性,通过 TOA 的均值、方差、最大值与最小值 4 个指标构建时域特征,直观量化信号传播过程中的时间稳定性。12 维特征的输入向量见表 2。

本文采用随机森林算法进行二分类,该算法通过自助采样生成 50 棵决策树,以 Gini 系数作为节点分裂准则,输出链路为 LoS 的概率 PLoS, Gini 系数计算公式为

$$\text{Gini}(p) = \sum_{k=1}^K p_k(1-p_k) = 1 - \sum_{k=1}^K p_k^2 \quad (1)$$

式中: p_k 为样本数据属于第 k 类的概率。Gini 系数越小,越能有效区分链路状态。随机森林通过集成

表 2 12 维特征的输入向量表
Table 2 12 dimensional feature input vector table

特征类别	具体特征	物理意义与作用	火电厂场景典型表现
时域特征	TOA 均值	信号到达时间平均值,反映平均传播时延,NLoS 场景因反射/绕射时延显著增大(如管廊区域比 LoS 场景高 5~10 ns)	汽轮机夹层 NLoS 场景 TOA 均值较主控室 LoS 场景延长 8 ns
	TOA 方差	时延波动范围,表征多径效应强度,钢结构密集区方差较开阔区域高 40%~60%	锅炉背侧多径复杂区域 TOA 方差达 1.2 ns ² , 远超 LoS 场景的 0.5 ns ²
	TOA 最大值	最大测量时延,辅助识别极端多径反射路径	NLoS 场景常出现比 LoS 场景大 20 ns 以上的异常最大值
	TOA 最小值	最小测量时延(理想为直达径时延),NLoS 场景下与真实直达径时延偏差超过 15 ns	LoS 场景最小值接近理论直达时延, NLoS 场景普遍偏差>20 ns
能量特征	RSSI 均值	接收信号强度平均值,反映信号能量衰减程度,受金属遮挡影响显著(如管道密集区 RSSI 降低 10 dB)	电缆夹层 RSSI 均值较开阔区域低 15 dB, 信号衰减明显
	RSSI 标准差	信号强度波动,表征电磁干扰影响程度,高频设备附近标准差增大 30%	变频器旁 RSSI 标准差达 5 dB,远高于正常场景的 2 dB
	SNR	信噪比,衡量信号质量,NLoS 场景因噪声叠加常低于 15 dB	发电机房 SNR 均值仅 12 dB,低于 LoS 场景的 25 dB
统计特征	时延序列	多径信号时间相关性,值越大表明多径成分越相似,	LoS 场景自相关系数>0.8,NLoS 场景常
	自相关系数	NLoS 场景因反射路径多样而降低	<0.5
	直方图偏度	时延分布对称性,NLoS 场景因长时延拖尾呈现正偏态(偏度>1)	设备密集区时延直方图偏度达 1.5,LoS 场景接近 0
	直方图峰度	时延分布陡峭度,NLoS 场景因多峰分布峰度降低(<3)	管廊转角处峰度 2.2,低于 LoS 场景的 3.5
	信号能量熵	信号能量分布复杂度,值越大表明多径成分越复杂,NLoS 场景较 LoS 场景高 20%~30%	钢结构迷宫区域能量熵达 2.8 bit,远超 LoS 场景的 2.0 bit

决策树投票机制,输出链路为 LoS 的概率 P_{LoS} 。

在火电厂密集金属管廊环境中,存在约 25% 的中等可靠链路($0.3 \leq P_{LoS} \leq 0.7$),因此本文设计动态权重为

$$w_i = \frac{P_{LoS,i}}{1 - P_{LoS,i}} \quad (2)$$

本文所用的权重模型以贝叶斯决策理论为基础,核心是根据每条链路的 LoS 概率动态调整其在定位计算中的权重,链路可靠性概率越低,定位计算中的权重相应降低。类似汽轮机夹层这类设备密集、以 NLoS 传播为主的区域,借助这种动态权重调整机制,既能避免传统固定阈值策略下“一刀切”剔除链路导致的可用基站数量不够、无法完成定位解算的问题,又能在保留中等可靠链路所含有效信息的同时,降低这类链路带来的误差干扰,保障定位计算的有效性与准确性。火电厂主控室、辅控室这些 LoS($P_{LoS} > 0.7$)场景是高可靠链路,本文采用全额权重 $w_i = 1$,确保测距数据全数据量传输,平衡不同可靠性链路的信息利用与误差抑制策略。

2.2 神经网络驱动的测距误差补偿

火电厂像电缆夹层这种管道密集的区域、汽轮

机背侧这种设备遮挡严重的地方,都属于 NLoS 场景,这些场景下的测距误差具有非线性特征,传统的线性模型很难准确拟合出误差规律。本文设计两层全连接神经网络对测距误差进行补偿,该神经网络的输入层包含 4 个维度的特征,输入层包含 TOA 测量值、RSSI、 P_{LoS} 、SNR 共 4 维特征,其中 TOA 反映传播时延的绝对值;RSSI 与 SNR 表征信号能量的衰减情况; P_{LoS} 可以为链路可靠性提供先验依据,形成针对火电厂复杂环境的多维度输入;隐藏层通过 32 个神经元对输入的特征进行处理,提取出误差中的非线性特征,输出层预测测距误差补偿值 $\Delta \hat{d}$ 。各特征取值范围参考火电厂实测数据:TOA 均值 LoS 场景 12~25 ns、NLoS 场景 20~45 ns;RSSI 均值 LoS 场景 -55~-40 dBm、NLoS 场景 -70~-56 dBm;SNRLoS 场景 20~35 dB、NLoS 场景 8~18 dB;输入特征与实测数据重合度达 92%,确保模型工业实用性。两层全连接神经网络的前向传播过程可表示为

$$\begin{cases} h = f(W_1x + b_1) \\ \Delta \hat{d} = W_2h + b_2 \end{cases} \quad (3)$$

式中: x 为输入特征向量; W_1 、 b_1 为隐藏层权重与偏置; W_2 、 b_2 为输出层参数; $f(\cdot)$ 为 ReLU 激活函数。

训练过程以均方误差(MSE)为损失函数,通过Adam 优化器迭代优化参数,损失函数表达式为

$$L = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\Delta \hat{d}_i - \Delta d_i)^2 \quad (4)$$

式中, $\Delta d_i = d_{\text{true},i} - d_{\text{meas},i}$ 为真实误差。

在锅炉背侧等强遮挡区域,两层全连接神经网络可以降低误差标准差,可以有效抑制 ± 20 m 极端跳变值。经过补偿后的距离 $d_{\text{corr}} = d_{\text{meas}} + \Delta \hat{d}$ 直接应用于 UWB 人员定位算法中,为后续动态锚点选择提供预处理后的高精度测距数据。

2.3 Q 学习驱动的火电厂动态锚点选择算法

在火电厂人员定位场景中,人员作业的区域常集中在汽轮机夹层、管廊网络这类复杂环境里,而固定不变的基站布局,很容易因为 NLoS 遮挡问题导致定位失效。针对这一问题,本文采用的 Q 学习算法,通过构建一套动态决策机制,能够实时选出可靠性高的基站组合来参与定位计算,解决了传统静态基站布局无法适应链路质量随环境实时变化的问题。本文充分结合火电厂多源异构的实际环境特点,贴合火电厂多源异构环境,所提出的 Q 学习算法的状态空间向量可表示为

$$S_t = [\text{SNR}_1, P_{\text{LoS},1}, \text{SNR}_2, P_{\text{LoS},2}, \dots, \text{SNR}_m, P_{\text{LoS},m}] \quad (5)$$

该状态向量实时反映火电厂中电磁干扰、设备遮挡等动态变化。动作空间为基站激活状态表示为

$$S_t = a_t \in [0, 1]^m \quad (6)$$

式中: a_t 为动作向量。为了实现火电厂人员定位最少基站部署,采用最小几何算法,优先保留高 SNR 且高 P_{LoS} 的基站。以汽轮机夹层场景为例,当 3 个基站存在信号遮挡,算法通过动作向量 a_t 激活剩余 3 个有效基站,确保 UWB 人员定位算法的精度。

本文以人员定位误差为优化目标,设定 Q 学习中奖励函数,估计位置 $P_t(x_t, y_t)$ 与真实位置 W_t 的欧氏距离负平方可表示为

$$r_t = -\sqrt{(x_t - x_t^{\text{true}})^2 + (y_t - y_t^{\text{true}})^2} \quad (7)$$

在火电厂电缆夹层等强干扰区域,优先选择 $P_{\text{LoS}} > 0.7$ 、 $\text{SNR} > 20$ dB 的基站,通过动态组合将几何精度因子降低,有效避免因单个基站信号遮挡导致的人员定位误差放大问题。

在设备密集区,为了平衡新基站组合与利用历史最优,本文在 Q 值迭代过程中采用贪心策略,可表示为

$$Q(S_t, a_t) \leftarrow Q(S_t, a_t) + \alpha [r_t + \gamma \max_{a'} Q(S_{t+1}, a') - Q(S_t, a_t)] \quad (8)$$

通过 500 次以上迭代训练,该迭代次数通过观察 Q 值收敛曲线确定,通常在 300~500 次迭代后奖励函数趋于稳定,符合强化学习经验法则,算法可适应火电厂典型场景的链路变化,在电磁干扰突发时也可保证人员定位轨迹的连续性。

3 仿真分析

为验证本文提出的融合随机森林分类、神经网络补偿与 Q 学习动态锚点选择的三阶段优化框架对火电厂复杂环境的适应性,本文在 Matlab 中构建仿真模型,模拟火电厂钢结构建筑对 UWB 脉冲信号的多径反射、NLoS 遮挡及高频电磁干扰效应,对比传统 UWB 定位算法与优化方案的定位性能。仿真区域为 120 m×70 m 的矩形空间,模拟火电厂典型厂房布局,四角部署 4 个 UWB 基站,中心区域设置 3 个不规则形状金属障碍物(模拟汽轮机夹层、管廊等设备密集区域),材质与厚度参考火电厂实际构件:1 号障碍物采用碳钢材质(厚度 10 mm,相对介电常数 6.8,反射系数 0.62),模拟汽轮机外壳;2 号、3 号障碍物采用不锈钢材质(厚度 8 mm,相对介电常数 5.2,反射系数 0.55),模拟管道结构;两类材质对 UWB 信号的反射/绕射特性符合火电厂实测结果(碳钢反射强度比不锈钢高 15%~20%)。仿真参数配置如表 3 所示。

表 3 仿真参数配置参数表
Table 3 Simulation parameter configuration table

类别	参数	数值
场景几何	空间范围	120 m×70 m
	基站数量/位置	4 个,坐标分别为 A(0,0)、B(120,0)、C(120,70)、D(0,70)
	金属障碍物数量/形状	3 个不规则多边形
标签运动	移动路径	“8”字形轨迹,覆盖 LoS 与 NLoS 区域
	总步数	300 步
	多径噪声类型	高斯噪声, $\sigma = 0.5$ m
测距模型	NLoS 误差幅度	± 20 m 随机跳变, NLoS 区域占比 0%
	信号传播模型	混合 LoS/NLoS 路径损耗
对比方案	原始 UWB 定位(未优化)	直接采用 TDOA 算法,全基站参与解算
	优化 UWB 定位(本文方案)	三阶段优化框架(随机森林分类+神经网络补偿+Q-learning 动态锚点选择)

未使用优化方案时,原始 UWB 轨迹仿真如图 1 所示。相同仿真场景下,使用本文所提方法定位轨迹如图 2 所示。

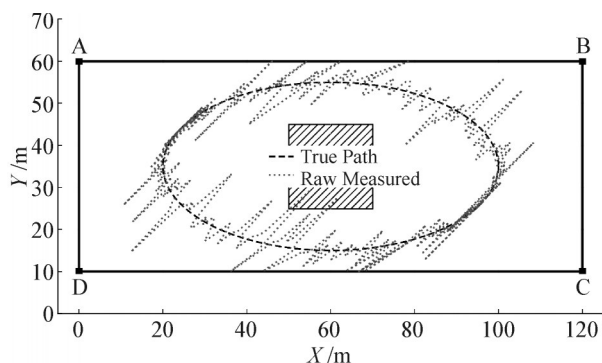


图1 传统UWB定位算法轨迹仿真图

Fig. 1 Traditional UWB positioning algorithm trajectory simulation diagram

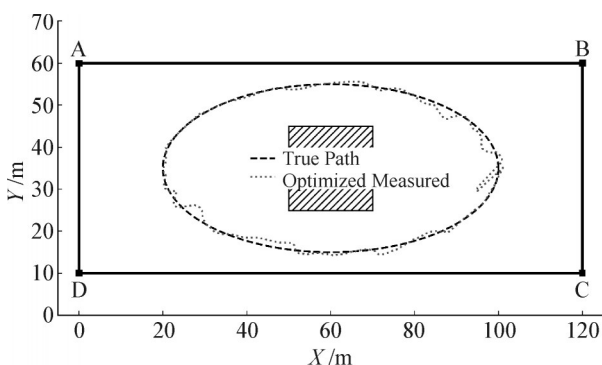


图2 使用本文所提方法定位轨迹仿真图

Fig. 2 Loca of trajectory simulation diagram by the method proposed in the paper

根据图 1 可知:在没有采用优化方案的情况下,原始 UWB 定位轨迹在金属障碍物附近出现了明显的偏离情况,特别是到了障碍物的拐角位置,定位误差甚至超过了 15 m,整个轨迹看起来呈“锯齿状”,存在频繁的跳变现象。之所以会这样,是因为原始定位受多径反射和 NLoS 遮挡的影响,导致测距数据失效,最终使得定位轨迹与人员实际移动的真实轨迹偏离幅度达到了 17 m。

根据图 2 可知:采用本文提出的定位方法,优化后的 UWB 定位轨迹和人员实际移动的真实轨迹贴合得非常紧密。这是因为通过方案中的三阶段优化框架,先剔除了受强 NLoS 影响的不可靠链路,再动态挑选出能正常工作的有效基站参与定位计算,最终即使在金属障碍物附近,定位的最大误差也被控制在了 0.8 m 以内,整个轨迹不再有明显跳变,连续性大幅提升。

横轴为定位步数,纵轴为误差值。定位误差对比曲线对比如图 3 所示。

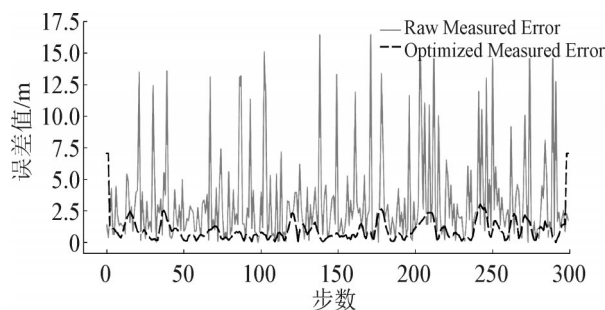


图3 定位误差对比曲线图

Fig. 3 Comparison curve of positioning error

根据图 3 可知,在没有采用优化方案的情况下,原始 UWB 定位测量的 RMSE 是 4.2 m,而采用本文方案优化后,RMSE 降到了 0.6 m,通过对信号链路的分类处理以及测距误差的补偿,有效修正了定位中的系统性偏差。原始测量在 NLoS 区域,定位误差经常超过 10 m,极端情况下甚至达到 17 m;而优化之后,误差能稳定控制在 1 m 以内,没有出现超过 2 m 的异常值,这也进一步证明了 Q -learning 动态锚点选择机制可以提高系统鲁棒性。

4 结语

本文针对火电厂复杂环境下 UWB 人员定位受多径反射、NLoS 遮挡导致的精度低、跳变频繁等问题,提出了一套融合随机森林分类、神经网络误差补偿与 Q 学习动态锚点选择的优化框架。该框架仅通过轻量级算法优化,无需额外增加硬件投入。

仿真结果表明:通过随机森林分类可有效剔除强 NLoS 链路,神经网络补偿有效降低非线性误差, Q -learning 动态锚点选择机制可以提高系统鲁棒性。不仅能将人员位置更新延迟控制在毫秒级别,还能把定位误差缩小到厘米范围别,为火电厂人员定位提供了新方法。

参考文献

- [1] 孙慧峰,荆哲,何凯琳,等. 基于深度学习的火力发电厂锅炉故障诊断方法[J]. 工业加热,2024,53(10):63-67.
SUN Huifeng, JING Zhe, HE Kailin, et al. A fault diagnosis method for boiler in thermal power plants based on deep learning[J]. Industrial Heating, 2024, 53(10): 63-67.
- [2] 谢楠,杨沛豪,何萍,等. 风光储微电网-火电机组黑启动全过程储能控制策略研究[J]. 电力系统及其自动化学报,2023,35(2):75-82.
XIE Nan, YANG Peihao, HE Ping, et al. Research on energy storage control strategy during whole black start process of wind-PV-energy storage microgrid and thermal power unit[J]. Proceedings of the CSU-EPSA, 2023, 35(2): 75-82.
- [3] 吴晓春. 精确人员定位感应一体化识别卡的设计与实现[J].

- 化工自动化及仪表, 2025, 52(2): 259-263.
- WU Xiaochun. Integrated Identification card design and Implementation for personnel positioning sensing[J]. Control and Instruments in Chemical Industry, 2025, 52(2): 259-263.
- [4] 孔博, 赵占军, 郭海波, 等. 基于SSA-CNN的电力变压器故障智能诊断方法[J]. 电工技术, 2024(23): 190-195.
- KONG Bo, ZHAO Zhanjun, GUO Haibo, et al. Intelligent fault diagnosis method of power transformer based on SSA-CNN[J]. Electric Engineering, 2024(23): 190-195.
- [5] WANG Wei, LEI Xiaoben, WEI Bin, et al. Research on adaptive droop control strategy of DC active power and voltage in DC microgrid[C]//2023 International Conference on Power Energy Systems and Applications (ICoPESA). [S.l.]: IEEE, 2023: 627-632.
- [6] 马超, 袁昌斌, 杨治国, 等. 地线作业人员状态感知的可穿戴设备研究[J]. 电力电容器与无功补偿, 2024, 45(6): 69-75.
- MA Chao, YUAN Changbin, YANG Zhiguo, et al. Research on wearable devices for state perception of ground wire operators[J]. Power Capacitor & Reactive Power Compensation, 2024, 45(6): 69-75.
- [7] 白泽坤, 苏中, 吴学佳. 基于K-means/RPF的大型遮蔽空间人员定位算法[J]. 传感器与微系统, 2025, 44(1): 157-160.
- BAI Zekun, SU Zhong, WU Xuejia. K-means/RPF-based algorithm for pedestrian localization in large obscured spaces [J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2025, 44(1): 157-160.
- [8] 赵文彬, 吴迎澳, 苏磊. 基于水声技术的变压器潜游机器人定位方法研究[J]. 高压电器, 2023, 59(8): 91-99.
- ZHAO Wenbin, WU Ying'ao, SU Lei. Research on location method in submersible robot of transformer based on underwater acoustic technology[J]. High Voltage Apparatus, 2023, 59(8): 91-99.
- [9] 李晓飞, 陈广福, 蓝天明. 多节点融合的分布DOA定位算法[J]. 吉林师范大学学报(自然科学版), 2023, 44(2): 85-95.
- LI Xiaofei, CHEN Guangfu, LAN Tianming. Semi-distributed DOA localization algorithm based on multi-node fusion[J]. Jilin Normal University Journal (Natural Science Edition), 2023, 44(2): 85-95.
- [10] 温才权, 韦鑫, 王杰, 等. 基于CEEMD-PSD算法的变电站控制电缆故障定位方法[J]. 电网与清洁能源, 2023, 39(7): 80-89.
- WEN Caiquan, WEI Xin, WANG Jie, et al. A fault location method of substation control cables based on CEEMD-PSD algorithm[J]. Power System and Clean Energy, 2023, 39(7): 80-89.
- [11] 方晓强, 刘元庆, 张啸天, 等. 基于移动麦克风阵列的换流站异常声源定位方法[J]. 浙江电力, 2024, 43(1): 108-116.
- FANG Xiaoqiang, LIU Yuanqing, ZHANG Xiaotian, et al. An approach for localizing abnormal sound sources in converter stations using mobile microphone arrays[J]. Zhejiang Electric Power, 2024, 43(1): 108-116.
- [12] 段守保, 韩平, 刘彩霞, 等. 多效蒸发工艺处理火电厂脱硫废水的影响研究[J]. 东北电力技术, 2023, 44(3): 40-44.
- DUAN Shoubao, HAN Ping, LIU Caixia, et al. Research on effect of multi-effect evaporation process on desulfurization waste water in thermal power plant[J]. Northeast Electric Power Technology, 2023, 44(3): 40-44.
- [13] 郑天悦, 焦典, 周雨豪, 等. 基于频域贡献因子的混合风电场内振荡源在线定位研究[J]. 电网与清洁能源, 2023, 39(4): 118-128.
- ZHENG Tianyue, JIAO Dian, ZHOU Yuhao, et al. Online localization of oscillation sources in hybrid wind farms based on frequency domain contribution factors[J]. Power System and Clean Energy, 2023, 39(4): 118-128.
- [14] 王亚南. 某火电厂循环水系统使用城市再生水改造措施研究[J]. 东北电力技术, 2023, 44(8): 40-42.
- WANG Yanan. Research on retrofit measures of thermal power plants circulating water system using urban reclaimed water[J]. Northeast Electric Power Technology, 2023, 44(8): 40-42.
- [15] 曾懿辉, 舒应军, 麦俊佳, 等. 基于ARM模型的交流微电网故障北斗定位方法[J]. 电网与清洁能源, 2023, 39(4): 99-104.
- ZENG Yihui, SHU Yingjun, MAI Junjia, et al. A beidou fault location method for AC microgrids based on arm model[J]. Power System and Clean Energy, 2023, 39(4): 99-104.
- [16] 计荣荣, 盛海华, 史建立, 等. 基于深度置信网络的智能变电站遥控障碍定位方法[J]. 浙江电力, 2024, 43(10): 45-52.
- JI Rongrong, SHENG Haihua, SHI Jianli, et al. A remote barrier localization method for intelligent substations using deep belief networks[J]. Zhejiang Electric Power, 2024, 43(10): 45-52.
- [17] 李凤宁, 张景伟, 赵阳, 等. 火电厂二氧化碳排放量计算方法研究[J]. 东北电力技术, 2024, 45(1): 46-49.
- LI Fengning, ZHANG Jingwei, ZHAO Yang, et al. Research on CO₂ emission calculation method in thermal power plant[J]. Northeast Electric Power Technology, 2024, 45(1): 46-49.
- [18] 郭亮, 辛建波, 杜欢, 等. 基于双轴磁场轨迹的架空线路接地故障定位方法[J]. 电网与清洁能源, 2024, 40(4): 28-34.
- GUO Liang, XIN Jianbo, DU Huan, et al. A single phase to ground fault location method for overhead lines based on

- dual - axis magnetic field trajectory[J]. Power System and Clean Energy, 2024, 40(4): 28-34.
- [19] 余英,王海云,王维庆,等. 虚拟电厂参与下含高渗透可再生能源系统的运行策略[J]. 电测与仪表, 2023, 60(1): 94-103.
- YU Ying, WANG Haiyun, WANG Weiqing, et al. Operation strategy of high permeability renewable energy with virtual power plant participation[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2023, 60(1): 94-103.
- [20] 黄翔,吴蓉,郑樟磊. 基于无线射频识别技术的供电所现场作业人员定位跟踪方法[J]. 自动化技术与应用, 2024, 43(11): 10-13.
- HUANG Xiang, WU Rong, ZHENG Zhanglei. Method for location and tracking on-site operators in power supply station based on wireless radio frequency identification technology[J]. Techniques of Automation and Applications, 2024, 43(11): 10-13.
- [21] J. WU. Research on dynamic virtual synchronous machine control system of energy storage converter[C]//2021 International Conference on Power System Technology (Power-con), 2021: 672-684.
- [22] 谭周正,范琅,李宇峰,等. 基于强化学习的无人机网络自适应QoS路由算法[J]. 计算机应用研究, 2025, 42(4): 1177-1184.
- TAN Zhouzheng, FAN Lang, LI Yufeng, et al. Adaptive QoS routing algorithm of UAV network based on reinforcement learning[J]. Application Research of Computers, 2025, 42(4): 1177-1184.
- [23] 赵文彬,吴迎澳,苏磊. 基于水声技术的变压器潜游机器人定位方法研究[J]. 高压电器, 2023, 59(8): 91-99.
- ZHAO Wenbin, WU Ying'ao, SU Lei. Research on location method in submersible robot of transformer based on underwater acoustic technology[J]. High Voltage Apparatus, 2023, 59(8): 91-99.
- [24] 何龙,朱咏明,马金财,等. 基于PCP和改进CNN的变压器内外故障诊断方法研究[J]. 电力电容器与无功补偿, 2025, 46(2): 106-119.
- HE Long, ZHU Yongming, MA Jincai, et al. Research on internal and external fault diagnosis method of transformer based on PCP and improved CNN[J]. Power Capacitor & Reactive Power Compensation, 2025, 46(2): 106-119.
- [25] 刘威,邓巍. 基于RBF神经网络的主动配电网通信过程安全态势感知方法[J]. 电网与清洁能源, 2024, 40(5): 52-58.
- LIU Wei, DENG Wei. A security situation awareness method of active distribution network communication process based on rbf neural network[J]. Power System and Clean Energy, 2024, 40(5): 52-58.
- [26] YUE Z, SUN C, ZHANG X, et al. A semantic segmentation-based GNSS signal occlusion detection and optimization method[J]. Remote Sensing, 2025, 17(15): 2725-2725.
- [27] 陈玉良,张雨蓉,魏铭毅. 基于5G通信技术的智慧电厂作业人员定位方法[J]. 长江信息通信, 2024, 37(6): 193-195.
- CHEN Yuliang, ZHANG Yurong, WEI Mingyi. Positioning method of smart power plant operators based on 5G communication technology[J]. Changjiang Information & Communications, 2024, 37(6): 193-195.
- [28] SHALIHAN M, CAO Z, PONGSIRIJINDA K, et al. Localization through mitigating and compensating UWB NLOS ranging error with neural network[J]. Digital Signal Processing, 2025, 166: 105397.
- [29] 徐炫东,廖嘉伟. 基于主动容错滑膜预测的太阳能发电稳定性全局控制研究[J]. 电网与清洁能源, 2024, 40(2): 142-148.
- XU Xuandong, LIAO Jiawei. Research on the global control of solar power stability based on active fault tolerant sliding film prediction[J]. Power System and Clean Energy, 2024, 40(2): 142-148.
- [30] 陈良臣,傅德印,刘宝旭,等. 基于机器学习的网络未知攻击检测方法研究综述[J]. 信息安全研究, 2025, 11(9): 807-813.
- CHEN Liangchen, FU Deyin, LIU Baoxu, et al. Research on network unknown attack detection based on machine learning[J]. Journal of Information Security Research, 2025, 11(9): 807-813.
- [31] LIU Siyuan, HE Kailin, YANG Peihao. Research on improving voltage support stability of VSG control system for wind power storage[C]//2023 5th Asia Energy and Electrical Engineering Symposium (AEEES). [S.l.]: IEEE, 2023: 70-76.
- [32] YANG J, LI P, ZHANG P, et al. A CSI fingerprint map-based indoor positioning algorithm using stacking fusion model for enhanced localization accuracy[J]. Engineering Research Express, 2025, 7(3): 035289-035289.
- [33] RAO S, SHARMA N, G BHAT V, et al. Raman spectroscopy and machine learning in the diagnosis of breast cancer[J]. Lasers in Medical Science, 2025, 40(1): 348.
- [34] APAVATJRUT A. Sensor-driven RSSI prediction via adaptive machine learning and environmental sensing[J]. Sensors, 2025, 25(16): 5199-5199.
- [35] 陶灿灿,王荣浩. 面向空中多智能体系统的中继无人机运动控制方法[J]. 工程科学学报, 2025, 47(8): 1709-1721.
- TAO Cancan, WANG Ronghao. Relay UAV motion control method for airborne multi-agent systems[J]. Chinese Journal of Engineering, 2025, 47(8): 1709-1721.

作者简介:

廖嘉亨(1985—),男,工程师,主要从事火力发电厂工程及安全管理工作。E-mail: 12069016@ceic.com。