

〈无损检测〉

基于表层温度深度学习的电缆接头绝缘劣化非接触式诊断

严丹昭¹, 陈晶², 兰旺耀³, 廖一鹏⁴

(1. 福州亿力电力工程有限公司配网建设分公司, 福建 福州 350000;

2. 国网福建省电力有限公司福州供电公司, 福建 福州 350009;

3. 福建众想电子信息科技有限公司, 福建 福州 350026; 4. 福州大学 物理与信息工程学院, 福建 福州 350108)

摘要: 为提升电缆中间接头绝缘层劣化程度的现场诊断效率和准确度, 提出一种基于表层温度自适应深度学习的接头绝缘劣化状态非接触式诊断方法。首先, 对电缆接头及两端电缆的绝缘表层进行红外热成像, 实现电缆接头中心两边多个对称区域的表层温度、接头两端电缆的表层温度的非接触式采集; 其次, 构建基于双隐层自编码极限学习机的深度学习网络, 以挖掘表层温度数据内部深层次隐含特征, 将提取的深度隐含特征作为随机森林诊断模型输入; 然后, 提出一种非线性动态自适应旋转角的量子旋转门以改进量子烟花算法的更新策略, 并用于诊断模型参数优化; 最后, 结合接头表层红外温度和绝缘介质损耗角正切值构建数据集, 对诊断模型进行训练和现场测试。实验结果表明, 改进后的量子烟花算法可以较好地逼近全局最优解、收敛效率高, 深度学习随机森林诊断模型具有较强的特征抽取和分类能力, 参数优化后诊断模型的分类精度和稳定性得到有效提高, 在小样本训练集条件下就能达到较好的诊断效果, 可实现接头绝缘劣化状态的非接触式诊断。

关键词: 电缆中间接头; 红外测温; 绝缘劣化诊断; 双隐层自编码极限学习机; 随机森林; 量子烟花算法

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1001-8891(2024)06-0712-10

Non-contact Diagnosis of Cable Joint Insulation Deterioration Based on Deep Learning Surface Temperature

YAN Danzhao¹, CHEN Jing², LAN Wangyao³, LIAO Yipeng⁴

(1. Fuzhou Yili Electric Power Engineering Co., Ltd. Distribution Network Construction Branch, Fuzhou 350000, China;

2. State Grid Fujian Electric Power Co., Ltd., Fuzhou Power Supply Company, Fuzhou 350009, China;

3. Fuzhou Zhongxiang Electronic Information Technology Co. Ltd., Fuzhou 350026, China;

4. College of Physics and Information Engineering, Fuzhou University, Fuzhou 350108, China)

Abstract: To improve the efficiency and accuracy of the field diagnosis of insulation layer deterioration of the cable intermediate joint, a non-contact diagnosis method based on adaptive deep learning of surface temperature is proposed. First, infrared thermal imaging was performed on the insulating surface of the cable joint and cables at both ends. The surface temperatures of multiple symmetric areas on both sides of the center of the cable joint and cables at both ends were collected without contact. Subsequently, a deep learning network based on a two-hidden autoencoder extreme learning machine was constructed to mine the deep hidden features in the surface temperature data. The extracted deep hidden features were used as input to the random forest diagnosis model. A quantum rotation gate with a nonlinear dynamic adaptive rotation angle was further proposed to improve the update strategy of the quantum firework algorithm and optimize the parameters of the diagnostic model. Finally, by combining the infrared temperature of the joint surface and loss angle tangent value of the insulating medium, a dataset was constructed to train and test the diagnostic model in the field. The experimental results show that the improved quantum fireworks

收稿日期: 2023-06-24; 修订日期: 2023-09-19。

作者简介: 严丹昭 (1978-), 男, 福建福州人, 本科, 高级工程师, 研究方向为电力电缆设计建设、带电监测与故障诊断。E-mail: 740360662@qq.com。

通信作者: 廖一鹏 (1982-), 男, 福建泉州人, 博士, 副教授/硕士导师, 研究方向为图像处理与分析、工业视觉检测与机器学习。E-mail: fzu_lyp@163.com。

基金项目: 国家自然科学基金 (62271149, 62271151), 福州亿力电力工程有限公司配电网建设分公司资助项目 (RNFW2022GJT041013-Z)。

algorithm can better approximate the global optimal solution and has high convergence efficiency. The deep learning random forest diagnostic model exhibited strong feature extraction and classification capabilities, whereby the classification accuracy and stability of the diagnostic model were effectively improved after parameter optimization, and better diagnostic results were achieved under the condition of a small sample training set. Therefore, noncontact diagnosis of joint insulation deterioration is achievable.

Key words: cable middle joint, infrared temperature measurement, insulation deterioration diagnosis, two-hidden autoencoder extreme learning machine, random forest, quantum fireworks algorithm

0 引言

电力电缆在使用过程中,电缆中间接头是配网线路中最薄弱环节,也是故障率最高的装置。电缆接头绝缘劣化直接影响接头的正常运行,有一半以上的电缆事故是接头绝缘劣化故障引起的,接头绝缘劣化导致接头温度迅速上升,促使绝缘层进一步恶化,造成电缆短路、接地故障,威胁电力电缆的安全运行^[1]。因此,对电缆接头绝缘状态的有效监测,及时对接头绝缘劣化状态做出有效诊断及采取相应措施,对提高电力系统稳定性具有重要意义。

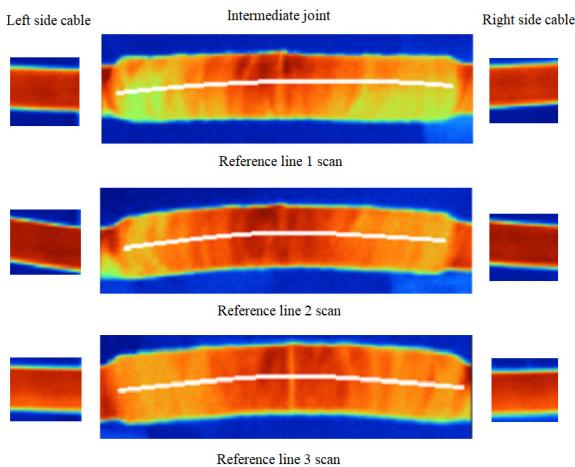
目前,国内外对电缆接头绝缘状态检测主要采用电气检测和非电气量检测两种方法:电气检测方法主要有局部放电监测法、脉冲电流法、直流成分法等^[2-3],这些方法通常需要离线或外接辅助信号进行检测,实用性较差;非电气量检测方法主要包括超声波检测法、介质损耗角检测法、温度检测法等^[4-6],温度检测法通过接头表面温度变化间接诊断绝缘层老化程度,该检测方法因其简便性而得到广泛研究与应用。目前常用的温度监测方法是在电缆中间接头表层安装温度传感器^[7-8],实时采集温度数据进行判断,这种方法受环境温度变化的影响大,当环境温度异常或夏天高温天气下可能产生误判。近几年,人工智能及深度学习的快速发展,学者们将BP神经网络^[9]、支持向量机^[10]和长短时记忆网络^[11]应用于电缆接头温度预测,取得了突破性成果,但未进一步对接头绝缘状态进行诊断。李胜辉等^[12]利用平稳小波变换对电缆故障相电流信号进行分解,将提取的特征量作为随机森林分类器的输入,识别出电缆早期故障,与传统模式识别方法相比具有更高的准确率,但对随机森林算法中决策树数量、分裂属性数等参数都是凭经验设置,无法达到最优效果,有待进一步优化。徐四勤等^[13]提出了基于自适应参数优化核极限学习机(Kernel Extreme Learning Machine, KELM)的接头绝缘劣化程度预测模型,实现了接头绝缘劣化状态识别,但浅层的核极限学习机网络的准确性和泛化性能有待提升,而且需在接头表层和导体内部安装测温传感器,安装测试过程复杂,不适用于现场的高效诊断。

综上分析,为提升接头绝缘劣化的现场诊断效率和准确度,提出一种基于红外温度自适应深度学习的接头绝缘劣化状态非接触式诊断方法。首先,对电缆接头及两端电缆的绝缘表层进行红外热成像,实现电缆接头中心两边多个对称区域的表层温度、接头两端电缆表层温度的非接触式采集;其次,构建基于双隐层自编码极限学习机的深度学习网络,以挖掘表层温度数据内部深层次隐含特征,将提取的深度隐含特征作为随机森林诊断模型输入;然后,提出一种非线性动态自适应旋转角的量子旋转门以改进量子烟花算法的更新策略,并用于诊断模型参数优化;最后,结合接头表层红外温度和绝缘介质损耗角正切值构建数据集,对诊断模型进行训练和现场测试。

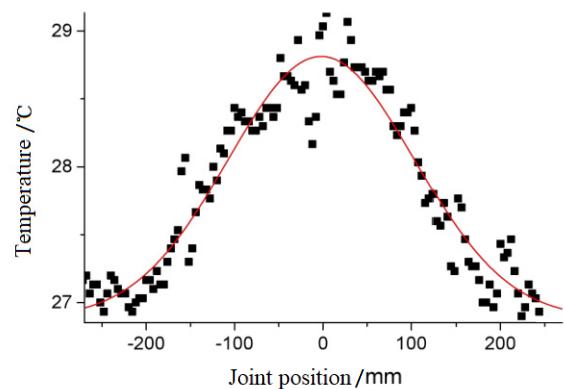
1 电缆接头表层红外温度采集

电缆接头导线工作引发导体发热,热量通过绝缘层与外界环境进行交换,当绝缘层劣化后会影响热传递效果,导致接头导体温度迅速上升,接头处因电阻最大而升温最快,接头中心点温度最高,沿接头两端温度慢慢下降,而接头两端的电缆线芯温度较为平衡,因此可根据电缆接头整体温度的变化情况进行绝缘劣化诊断。目前常用的接头温度监测方法是在接头内部安装温度传感器进行点式测温,这种方法安装复杂、也不能反映电缆接头的全局温度特性。为了快速而且全面地获取电缆接头三维温度信息,并且不破坏电缆接头原有的结构及温度场,本文采用红外热成像仪扫描电缆接头外表面温度,接头上每隔120°沿轴向画一条基准线,然后以这3条基准线为准进行3次红外温度扫描。红外温度扫描效果如图1(a)所示,3条白线就是基准线,每条基准线上扫描的接头整体温度接近却也不完全相同,每条基准线上的接头温度分布都不均匀,而两端电缆表层绝缘较薄且热传导率高,导致两端电缆表层温度都高于接头表面最高温度。3条基准线上扫描温度的平均值与接头位置的关系图如图1(b)所示,中间位置接触电阻大而温度较高,接头中心两边温度慢慢降低,本文在接头中心及两边7个等距对称区域进行温度数据采集,如图1(c)所示,在接头中心区域获取红外温度平均值 T_0 ,中心两边等距对

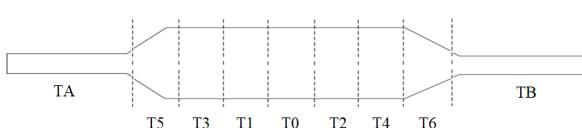
称区域获取平均温度 $T_1 \sim T_6$ ，以及接头两端电缆表层温度 T_A 和 T_B 。当电缆接头绝缘劣化时，接头中心处温度迅速上升，距离中间接头越近发热越严重，靠近中间位置点的温差值也越大，绝缘劣化后接头温度与两端电缆表层温度的差值也加大。因此，本文将接头区域平均温度 $T_0 \sim T_6$ ，以及两端电缆温度 T_A 和 T_B 作为接头绝缘劣化诊断的驱动数据。



(a) 接头及两端电缆表面红外温度扫描效果
(a) Infrared temperature scanning effect on the surface of connectors and cables at both ends



(b) 三条基准线扫描的接头平均温度
(b) Average joint temperature scanned by three reference lines



(c) 接头及两端电缆表面温度特征采集区域示意图
(c) Schematic diagram of collecting area of surface temperature characteristics of connectors and cables at both ends

图1 电缆接头表层红外温度特征采集示意图

Fig.1 Schematic diagram of collecting infrared temperature characteristics on the surface of cable joint

2 自适应深度学习随机森林诊断模型

2.1 表层温度深度特征学习网络构建

传统的前馈神经网络在训练过程中采用梯度下降法对权重和阈值不断地迭代修正，训练效率较低，而极限学习机 (extreme learning machine, ELM) 是一种单隐层前馈神经网络算法^[14]，训练过程中调整的参数少、效率高、泛化性能好，已被广泛应用。假设 β 表示 ELM 隐含层和输出层间的连接权值矩阵； T 表示理想输出， H 表示隐层单元的输出矩阵，只要输入层与隐含层间的连接权值和偏置被设置， β 可通过式(1)计算：

$$\beta = H^+ T = H^T (H H^T)^{-1} T \quad (1)$$

式中： H^+ 表示 H 的广义逆，使用正交投影法进行计算。为挖掘数据特征内部深层次隐含特征，廖一鹏等^[15]将多个极限学习机自编码器串联作为深度特征学习网络，将提取的泡沫深度特征通过 KELM 分类以实现浮选工况识别，大大提高了识别效果。极限学习机自编码器令输入与输出相等，通过前馈神经网络来完成高层次的特征提取，为提取电缆接头表层温度更高维度的稀疏特征，本文构建双隐层自编码极限学习机，如图 2 所示，两个隐层的节点数都为 N_h ，为实现特征稀疏表达，可设置 N_h 的值大于输入接点数，随机生成第一、二隐层节点的输入权重向量 w_1 、 w_2 和偏置 b_1' 、 b_2' ，通过输入 X 、 w_1 和 b_1' 计算第一隐层的输出矩阵，然后通过第一隐层输出矩阵、 w_2 和 b_2' 计算第二隐层输出矩阵 H_i ，通过式(2)可计算每个双隐层自编码极限学习机的输出权重矩阵 β_i 的值：

$$\beta_i = \begin{cases} H_i^+ X & i=1 \\ H_i^+ H_{i-1} & i=2, \dots, L \end{cases} \quad (2)$$

本文借鉴深度学习网络的构造思想，将多个双隐层自编码极限学习机串联起来，如图 2 所示，构成深度双隐层自编码极限学习机模型 (deep two-hidden layer autoencoder extreme learning machine, DTA-ELM)，每个隐含节点 H_i 的输入权值都是前一个输出权值的转置 β_i^T ，通过式(3)将原始输入数据通过 L 个双隐层自编码极限学习机的逐层抽象提取映射到更高维空间进行决策，有利于提高识别精度和泛化性能。

$$H_i = \begin{cases} X \beta_i^T & i=1 \\ H_{i-1} \beta_i^T & i=2, \dots, L \end{cases} \quad (3)$$

2.2 深度学习随机森林诊断模型构建

2001 年，Breiman 提出了随机森林 (random forest,

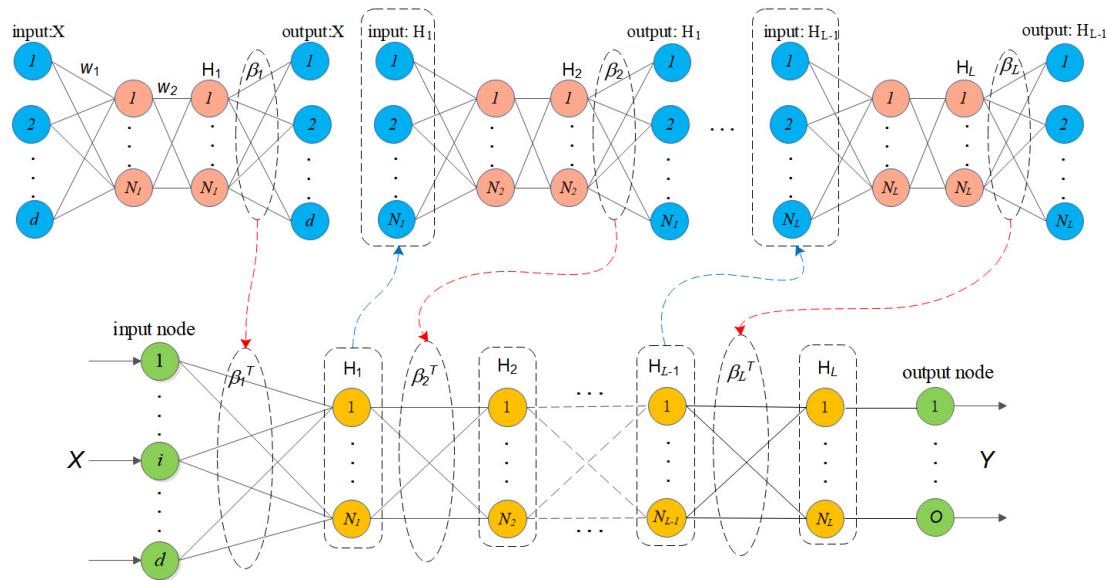


图2 深度双隐层自编码极限学习机网络模型

Fig.2 Deep two-hidden layer autoencoder extreme learning machine network model

RF) 算法^[16], 算法由大量决策树构成, 对所有决策树的分类结果投票决定最终结果。每颗树所使用的训练集都是通过 Bootstrap 重采样的方式, 训练过程随机选取样本和特征属性, 增强了算法的多样性和不确定性, 每颗树的特征变量不完全相同, 即使部分输入特征不可靠也只会影响小部分决策树, 不影响最终投票决策效果。因此该算法对数据适应能力强, 可直接处理高纬数据, 受噪声和异常数据干扰小, 算法分类精度高、泛化能力强。

本文通过构建的深度双隐层自编码极限学习机网络挖掘表层温度数据内部深层次隐含特征, 将提取的深度隐含特征作为随机森林决策树的输入变量, 最后对各决策树分类结果投票决策。诊断模型框架如图 3 所示, 具体实现流程如下:

Step 1: 构建数据集并进行数据划分, 一部分作为训练数据, 剩余部分作为测试数据;

Step 2: 使用 bootstrap 重抽样方法从原始训练数据集中有放回地抽取 T 次, 构成 T 个训练子集;

Step 3: 分别对 T 个训练子集, 采用深度双隐层自编码极限学习机网络提取内部深层次隐含特征;

Step 4: 将提取的深度隐含特征作为随机森林决策树的输入变量, 决策树的生成就是递归构建二叉分类树的过程, 在树的每个节点处, 从 M 个输入变量中随机抽取 m 个特征作为候选特征, 一般 m 取 M 均方根值^[16], 然后从这 m 个特征中选取最优的特征和最佳二值切分点来分裂该节点, 从而建立 T 棵决策树, 生成随机森林;

Step 5: 对待测试数据, 先采用深度双隐层自编码极限学习机网络提取内部深层次隐含特征, 然后输入到随机森林的各棵决策树进行诊断;

Step 6: 根据每一棵决策树的分类结果, 投票决定最终的诊断结果。

2.3 量子烟花算法改进及模型参数优化

上述构建的深度学习随机森林诊断模型中, 双隐层自编码极限学习机的深度 L 和决策树数量 T 是两个敏感的超参数, L 设置太小将无法提取特征内部深层次隐含特性, L 设置太大将产生大量冗余特征向量而影响诊断效率和精度, 另外 T 越大诊断精度越高, 但无限增加 T 来换取微小精度的增加往往不现实, 不同应用对象使其性能达到最优的 T 值不同, 参数 (L, T) 的设置将影响深度学习随机森林模型的诊断效果, 可采用智能优化算法对两个参数自适应优化。

近年来, 由于量子比特的叠加性具有良好的数据处理效果, 研究人员为进一步提升传统优化算法的性能, 引入量子编码对算法进行改进, 比如: 量子遗传算法 (quantum genetic algorithm, QGA)^[17]、量子狼群算法 (quantum wolf pack algorithm, QWPA)^[18]、量子蝙蝠算法 (quantum bat algorithm, QBA)^[19]等, 大大提升了算法的寻优性能。烟花算法 (fireworks algorithm, FWA)^[20] 具有较强的全局搜索能力, 但在寻优过程中容易陷入局部最优, 林剑萍等^[21]提出了一种自适应旋转角的量子烟花算法 (quantum fireworks algorithm, QFWA), 通过量子旋转门实现烟花个体位置更新和变异, 防止陷入局部最优状态, 提升了算法的全局寻优能力, 但忽略了迭代过程中旋转角与迭代次数的非线性变化关系, 迭代初期应以较大旋转角大范围搜索, 迭代过程应逐渐缩小旋转角, 迭代后期在局部范围精细搜索。因此, 本文提出一种非线性自适应旋转角来改善量子烟花的性能, 提高算法的全局最优搜索能力, 并保证收敛效率。

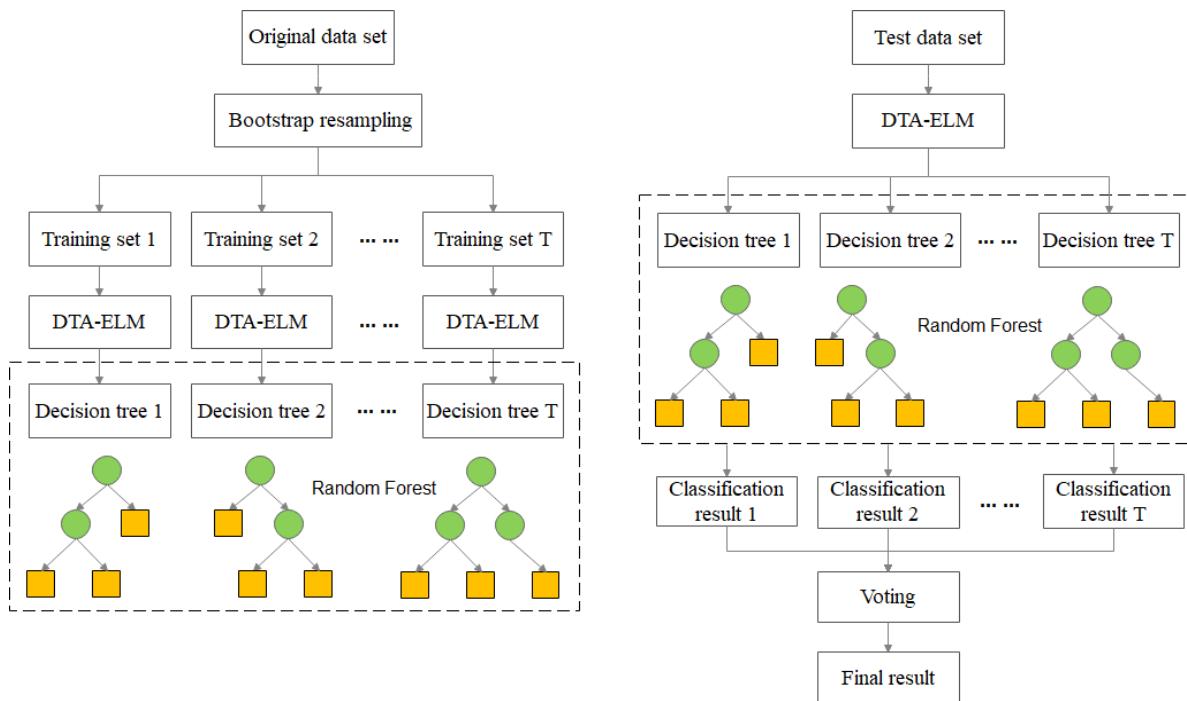


图3 深度学习随机森林诊断模型

Fig.3 Deep learning random forest diagnosis model

首先, 进行烟花算法的量子编码, 对烟花位置进行量子编码, 烟花个体 P_j 的量子编码为:

$$P_j = \begin{bmatrix} \cos(\theta_{j1}) & \cos(\theta_{j2}) \cdots & \cos(\theta_{jn}) \\ \sin(\theta_{j1}) & \sin(\theta_{j2}) \cdots & \sin(\theta_{jn}) \end{bmatrix} \quad (4)$$

式中: j 为烟花个体编号; n 为量子编码长度; θ_{jn} 为每一位量子编码的量子角。

其次, 对烟花位置采用量子旋转门更新, 每个量子位的状态 $|\phi\rangle$ 的幅度表示为概率幅形式 $|\phi\rangle = [\alpha, \beta]$, 对烟花个体的位置采用量子旋转门进行更新, 更新公式为:

$$\begin{bmatrix} \alpha_{id}^{k+1} \\ \beta_{id}^{k+1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \Delta\theta & -\sin \Delta\theta \\ \sin \Delta\theta & \cos \Delta\theta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \alpha_{id}^k \\ \beta_{id}^k \end{bmatrix} \quad (5)$$

式中: α_{id}^k 和 β_{id}^k 为第 k 次迭代中第 i 个烟花第 d 维空间的概率幅; $\Delta\theta$ 为量子旋转门的更新角度, α_{id}^{k+1} 和 β_{id}^{k+1} 为更新后的概率幅。迭代过程中 $\Delta\theta$ 对算法的收敛效率和寻优能力影响较大, $\Delta\theta$ 太小将影响收敛效率, $\Delta\theta$ 太大则容易陷入局部最优解, 本文提出一种随迭代次数渐变的非线性自适应旋转角来改善量子烟花的性能, 如式(6)所示:

$$\Delta\theta = -\text{sgn}(\mathbf{A}_i) \left[\frac{|\theta_{\text{best}} - \theta_i|}{\pi} \right]^\lambda \theta_0 + \Delta\theta_0 e^{-\frac{k}{K}} \quad (6)$$

式中: $\mathbf{A}_i = \begin{bmatrix} \alpha_{\text{best}} & \alpha_i \\ \beta_{\text{best}} & \beta_i \end{bmatrix}$, $\begin{bmatrix} \alpha_{\text{best}} \\ \beta_{\text{best}} \end{bmatrix}$ 为当前最优烟花的某个量子比特对应的概率幅, $\begin{bmatrix} \alpha_i \\ \beta_i \end{bmatrix}$ 为当前烟花的某个量子比特对应的概率幅; θ_{best} 和 θ 分别为当前最优烟花个体和当前烟花个体的某个量子比特在单位圆上的角度; θ_0 为动态旋转角, λ 为 θ_0 动态调整的非线性调制指数, λ 取值范围为 1.0~2.0, 以保证 $|\theta_{\text{best}} - \theta_i|$ 值越大调整幅度越大; K 为最大迭代次数, $\Delta\theta_0$ 为基本旋转角, 随着迭代次数的增加而逐渐缩小。

最后, 对烟花个体变异操作, 烟花个体在进行量子旋转门位置更新后以一定的概率进入量子非门变异操作, 即将量子个体中每一维的概率幅 α_i 与 β_i 进行交换:

$$\begin{bmatrix} \alpha_i' \\ \beta_i' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \alpha_i \\ \beta_i \end{bmatrix} \quad (7)$$

式中: $\begin{bmatrix} \alpha_i' \\ \beta_i' \end{bmatrix}$ 为变异后的量子概率幅; $\begin{bmatrix} \alpha_i \\ \beta_i \end{bmatrix}$ 为变异前的概率幅。

改进的量子烟花算法采用非线性动态调整旋转角的量子旋转门更新策略, 并对较差个体进行量子非门变异, 保证烟花个体的多样性, 在迭代初期进行缓慢、较大范围的寻优, 而在后期进行快速地收敛, 增强算法全局寻优能力, 而且提升算法整体收敛效率。本文

采用改进的量子烟花算法对深度学习随机森林模型的参数(L, T)进行自适应优化, 提升模型的诊断效果及稳定性。

3 绝缘劣化状态诊断流程与步骤

电缆接头绝缘层介质损耗角正切值与绝缘劣化程度呈现对应关系^[22], 可根据介质损耗角正切值作为绝缘劣化状态诊断的依据。通过设置绝缘介质损耗角正切值阈值进行绝缘劣化状态判断, 当介质损耗角正切值大于 0.002 时需加强检修, 大于 0.01 时需更换绝缘, 超过 0.05 时接头判定为产生故障。

因此, 绝缘劣化程度根据检测的介质损耗角正切值分为正常、加强检修、更换绝缘、故障等 4 种状态。

本文采用构建的深度学习随机森林模型对接头绝缘劣化状态进行诊断, 将接头区域平均温度 $T_0 \sim T_6$ 以及两端电缆温度 T_A 和 T_B 作为诊断模型的驱动数据, 绝缘劣化程度的 4 种状态作为输出, 并采用改进的量子烟花算法对模型参数(L, T)进行优化, 将诊断精度作为适应度值。绝缘劣化状态诊断的具体实现流程如图 4 所示, 首先采集多条电缆多个电缆中间接头的 $T_0 \sim T_6$ 、 T_A 和 T_B 数据, 以及相应的绝缘层介质损耗角正切值, 根据介质损耗角正切值阈值进行绝缘劣化状态分类, 然后构建数据集进行模型训练和测试, 具体实现步骤如下:

Step 1: 数据采集并根据介质损耗角正切值阈值进行绝缘劣化状态分类, 构建数据集并进行数据划分, 一部分作为训练数据, 剩余部分作为测试数据;

Step 2: 初始化量子烟花算法参数和迭代次数;

Step 3: 设置(L, T)参数范围, 并对深度学习随机森林模型初始化;

Step 4: 深度学习随机森林模型初始训练, 并计算初始适应度值;

Step 5: 通过爆炸生成爆炸火花, 对较差烟花个体以一定概率进行量子非门变异操作;

Step 6: 采用当前火花、烟花集合中的(L, T)参数进行模型构建和训练, 以及适应度值计算, 更新适应度值。

Step 7: 计算火花吸引点、粒子进化参数和收缩扩张系数, 对每个火花爆炸生成量子行为火花, 利用改进的量子旋转门更新策略对烟花个体更新, 选择下一代烟花。

Step 8: 判断当前的适应度值是否满足要求, 或达到最大迭代次数, 则输出相应(L, T)参数值, 否则转 Step5 继续迭代演化;

Step 9: 获取最终的(L, T)参数组合, 建立最优参数的深度学习随机森林诊断模型;

Step 10: 通过测试数据对最优诊断模型进行绝缘劣化状态诊断, 并对诊断性能进行评估。

4 实验结果与分析

为了验证本文方法的有效性, 以国网福州供电公司岩洲变电站的 10 kV 电力电缆为试验对象, 实验的硬件平台为 Intel(R) Core(TM) i7-9700@3.00 G CPU、NVIDIA RTX2070 GPU、16 GB (RAM), 软件运行环境为 Windows 10 Matlab 2016a、Python 3.7、Tensorflow 1.14, 对提出方法进行验证和结果比较分析。

4.1 改进量子烟花算法性能测试

为验证改进的量子烟花算法的性能, 结合本文深度学习随机森林模型参数(L, T)优化的应用场合, 选取 3 个经典的多峰基准函数进行测试, 3 个函数的全局最优值都为 0, 如式(8)~(10)所示, 多峰函数有一个全局最优值点和多个局部最优值点, 局部最优值点会对寻优算法产生干扰, 适合于测试寻优算法的全局寻优能力和效率。

$$f_1(x) = \sum_{i=1}^N |x_i| + \prod_{i=1}^N |x_i| \quad (8)$$

$$f_2(x) = \sum_{i=1}^N \left[x_i^2 - 10 \cos(2\pi x_i^2) + 10 \right] \quad (9)$$

$$f_3(x) = \frac{1}{4000} \sum_{i=1}^N x_i^2 - \prod_{i=1}^N \cos\left(\frac{x_i}{\sqrt{i}}\right) + 1 \quad (10)$$

先求解动态自适应旋转角函数中 $\lambda=10$ 的最佳值, 实验中算法参数设置如下: 烟花个数 $N=10$, 爆炸火花个数 $S_i=10$ 、爆炸半径 $R_F=2$, 高斯变异火花数 $GM=35$ 、非门变异概率 $P_n=0.2$, 迭代次数 K 设为 500。每个基准函数进行 100 次实验, 在不同的 λ 值下, 统计最优值的概率和迭代次数, 通过统计数据可得当取 $\lambda=1.4$ 时算法的寻优能力和速度达到最佳, 将此结果当作旋转角函数中 λ 的参考数值。

为了验证改进量子烟花算法 (improved quantum fireworks algorithm, IQFWA) 的有效性, 将改进算法与原量子烟花算法 (QFWA) 进行寻优效果对比, 并与其他几种量子智能优化算法进行实验及比对分析。为客观验证各算法的寻优性能及稳定性, 对 3 个多峰基准函数进行多次寻优测试, 统计结果如表 1 所示, IQFWA 的最优值、平均值、标准差均优于其他 3 种算法。改进的量子烟花算法采用非线性动态调整旋转角的量子旋转门更新策略, 并对较差个体进行量子非门变异, 保证烟花个体的多样性, 增强了算法全局寻优能力和稳定性, 而且具有较高的收敛效率。

4.2 自适应深度学习随机森林模型测试

为验证提出的自适应深度学习随机森林模型的性能, 选择 UCI 数据库中的不同大小、维度、分类数的

表1 各算法寻优结果统计
Table 1 Statistics of optimization results for each algorithm

Function	Statistical result	IQWFA	QWPA	QGA	QBA
$f_1(x)$	Optimal value	0.0086	0.0183	1.4461	0.9954
	Mean value	0.1857	0.7629	16.1084	3.5226
	Standard deviation	0.1035	0.1579	3.9382	1.0634
$f_2(x)$	Optimal value	0.0310	0.2882	2.9779	0.3292
	Mean value	3.1861	5.9860	36.0357	8.7531
	Standard deviation	1.0023	2.0500	8.1559	3.2950
$f_3(x)$	Optimal value	0.1216	0.1136	5.1347	0.1347
	Mean value	1.9393	2.3087	23.2533	3.5533
	Standard deviation	0.3821	0.8211	13.0955	0.8554

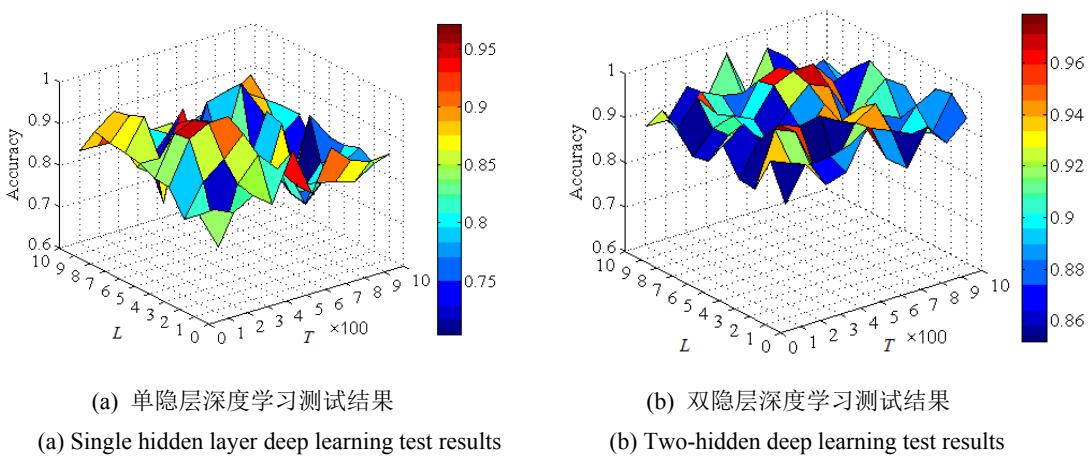


图4 深度随机森林模型性能测试

Fig.4 Test effect of deep random forest model

3种经典数据集 Spambase、Shuttle、USPS 进行测试，采用深度学习随机森林模型对各个数据集进行分类测试，双隐层自编码极限学习的 N_h 设置为输入接点数的 1.2 倍，实验中 L 、 T 参数的范围设置为： $1 \leq L \leq 10$ 、 $100 \leq T \leq 1000$ ，为测试深度学习的网络深度 L 及决策树数量 T 对模型性能的影响，在参数设置范围内 L 以步长为 1、 T 以步长为 100 进行调整，3 种数据集在不同 (L, T) 组合下的平均分类精度如图 4 所示，图 4(a) 为采用单隐层自编码极限学习机构建的深度随机森林模型的测试结果，图 4(b) 为本文采用双隐层自编码极限学习机构建的深度随机森林模型的测试结果，测试结果表明：单隐层深度随机森林模型的总体测试精度较低，对 (L, T) 参数较敏感、波动较大；双隐层深度随机森林模型的总体测试精度较高，降低了对 (L, T) 参数的敏感性，提升了模型的稳定性；两种模型随着网络深度 L 增加，测试精度也随着提升，但是 L 太大将产生大量冗余特征向量而降低精度；两种模型随着决策树数量 T 增加，测试精度也随着提升，但是 T 太大会导致决策树之间的相关性增强而影响最终的决

策效果。因此，本文构建的基于双隐层自编码极限学习机的深度学习随机森林模型具有较高的识别精度和稳定性，模型 (L, T) 参数的优化组合将进一步提升模型的泛化性能。

为进一步验证本文提出的基于改进量子烟花算法的自适应深度学习随机森林模型的性能，分别采用传统的随机森林算法 (random forest algorithm, RF)、单隐层深度随机森林模型 (single hidden depth random forest model, SHD-RF)、本文双隐层深度学习随机森林模型 (double hidden depth random forest model, DHD-RF) 对 3 个数据集进行分类测试，并用 IQFWA 算法对模型参数 (L, T) 进行自适应优化，将测试精度作为寻优的适应度值，实验中 L 、 T 参数的寻优范围为： $1 \leq L \leq 10$ 、 $100 \leq T \leq 1000$ 。结果如表 2 所示，模型应对不同对象使其性能达到最优的 (L, T) 组合不同，本文 DHD-RF 模型在测试精度上与另外两个模型相比具有明显的优势，对不同种类的数据集都具有较高的分类精度，泛化性能好。

表2 不同模型测试结果

Table 2 Test results of different model

DS	Test item	RF	SHD-RF	DHD-RF
Lonosphere	(L,T)	(0,386)	(3,265)	(3,307)
	Test precision/%	89.23	92.02	96.45
Shuttle	(L,T)	(0,521)	(5,373)	(4,419)
	Test precision /%	90.52	93.04	98.31
USPS	(L,T)	(0,603)	(5,570)	(6,606)
	Test precision/%	90.81	95.61	98.35

指标, P_{RE} 和 R_{EC} 的定义如下:

$$P_{RE} = \frac{TP}{TP + FP} \quad (11)$$

$$R_{EC} = \frac{TP}{TP + FN} \quad (12)$$

式中: TP 为正确诊断的劣化状态; FP 为误诊断的劣化状态; FN 为漏诊断的劣化状态; P_{RE} 和 R_{EC} 值越高说明模型的诊断性能越好。分别采用文献[12]、文献[13]及本文方法对构建的小样本数据集进行测试, 4 种绝缘劣化状态诊断结果的 P_{RE} 和 R_{EC} 统计如表 3 所示。

4.3 绝缘劣化状态诊断效果

以国网福州供电公司岩洲变电站的 10 kV 电力电缆为试验对象, 在 2022 年 5 月 1 日-2022 年 11 月 10 日期间, 采集多条电缆多个电缆中间接头的 $T_0 \sim T_6$ 、 T_A 和 T_B 数据, 以及相应的绝缘层介质损耗角正切值, 根据介质损耗角正切值阈值进行绝缘劣化状态分类, 收集共计 9000 条数据构建小样本数据集, 选取前 6000 条为训练数据, 后 3000 条为测试数据。

采用小样本训练数据对深度学习随机森林诊断模型进行训练和参数优化, 双隐层自编码极限学习的 N_h 设置为输入接点数的 1.2 倍, 模型 L 、 T 参数的寻优范围为: $1 \leq L \leq 10$ 、 $100 \leq T \leq 1000$, 采用改进的量子烟花算法进行参数优化, 实验中参数设置如下: 烟花个数 $N=10$, 爆炸烟花个数 $S_i=80$ 、爆炸半径 $R_F=2$, 高斯变异火花数 $GM=10$ 、非门变异概率 $P_n=0.2$ 、 $\lambda=1.4$ 、最大迭代次数设为 500, 最后获得最优参数为: $L=5$, $T=683$ 。对 500×4 组测试样本的 4 种劣化状态诊断结果进行统计, 诊断结果的混淆矩阵如图 5 所示, 检修和更换状态的损耗角正切值较为接近而导致误识别率较高, 正常和故障状态下的损耗角正切值与其他状态的差异较大而具有较高的诊断准确率。

为进一步客观评估本文方法绝缘劣化状态诊断的性能, 采用精确度 (P_{RE}) 和召回率 (R_{EC}) 作为评价

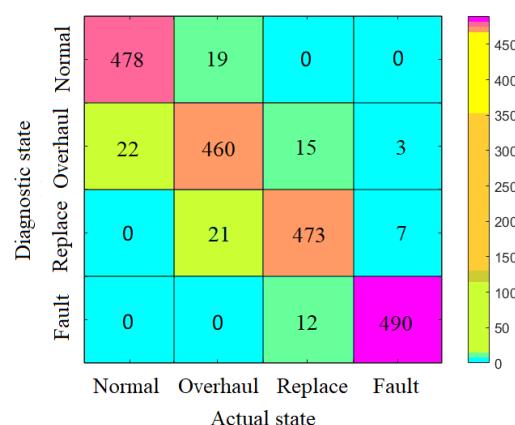


图 5 状态诊断混淆矩阵

Fig.5 Confusion matrix diagram of state diagnosis

表3 诊断精确度和召回率统计

Table 3 Diagnostic accuracy and recall rate statistics

Method	Ref.[12]		Ref.[13]		Ours	
	P_{RE}	R_{EC}	P_{RE}	R_{EC}	P_{RE}	R_{EC}
Normal	90.3%	92.0%	92.8%	94.5%	96.0%	96.0%
Overhaul	88.5%	87.3%	90.2%	91.7%	92.5%	93.0%
Replace	91.5%	90.4%	94.5%	93.2%	95.7%	94.2%
Fault	93.0%	94.5%	95.0%	96.5%	97.4%	98.4%
Mean	90.8%	91.1%	93.1%	94.0%	95.4%	95.4%
SD	1.65%	2.61%	1.88%	1.76%	1.79%	2.03%

文献[12]的随机森林算法中决策树数量、分裂属性数等参数都是凭经验设置,无法达到最优的诊断效果;文献[13]的浅层核极限学习机网络无法挖掘深层次的隐含特征,小样本数据集条件下的诊断 P_{RE} 和 R_{EC} 均低于本文方法;本文方法 P_{RE} 的平均值达到95.4%、 P_{RE} 的标准差为1.79%, R_{EC} 的平均值达到95.4%、 R_{EC} 的标准差为2.03%, P_{RE} 和 R_{EC} 的平均值较高、而且标准差小,说明本文方法在小样本数据集条件下对绝缘劣化各状态的诊断具有较高的准确率,而且诊断稳定性好。

5 结语

为提升电缆中间接头绝缘层劣化程度的现场诊断效率和准确度,提出一种基于绝缘表层红外温度自适应深度学习的接头绝缘劣化状态非接触式诊断方法。采用非线性动态调整旋转角的量子旋转门改进量子烟花算法的更新策略,并对较差个体进行量子非门变异,保证烟花个体的多样性。通过红外热成像实现电缆接头中心两边多个对称区域的表层平均温度、接头两端电缆的表层平均温度的非接触式采集,构建深度双隐层自编码极限学习机网络挖掘表层温度数据内部深层次隐含特征,将提取的深度隐含特征作为随机森林决策树的输入变量进行绝缘劣化诊断,并采用改进量子烟花算法优化模型参数。结果表明,改进后量子烟花算法的全局寻优能力和收敛效率得到较大提升,构建的深度学习随机森林诊断模型具有较强的特征抽取和分类能力,参数优化后诊断模型的分类精度和稳定性得到有效提高。在小样本训练集条件下就能达到较好的诊断效果,绝缘劣化状态诊断精确度和召回率的平均值高、标准差小,可实现接头绝缘劣化状态的现场非接触式诊断。

参考文献:

- [1] 曹培,徐鹏,高凯,等.基于边缘计算的电缆接头运行状态智能传感与监测[J].高压电器,2020,56(9): 26-32.
CAO Pei, XU Peng, GAO Kai, et al. Intelligent sensing and monitoring of cable joints' state based on edge computing[J]. *High Voltage Apparatus*, 2020, 56(9): 26-32.
- [2] 揭青松,杨庆,崔浩楠,等.基于暂态电压传递特性的电缆接头绝缘状态检测方法[J].高电压技术,2022,48(3): 1124-1132.
JIE Qingsong, YANG Qing, CUI Haonan, et al. Insulation state detection method of cable joint based on transient voltage transfer characteristics[J]. *High Voltage Engineering*, 2022, 48(3): 1124-1132.
- [3] 聂永杰,赵现平,李盛涛.XLPE电缆状态监测与绝缘诊断研究进展[J].高电压技术,2020,46(4): 1361-1371.
NIE Yongjie, ZHAO Xianping, LI Shengtao. Research progress in condition monitoring and insulation diagnosis of XLPE cable[J]. *High Voltage Engineering*, 2020, 46(4): 1361-1371.
- Voltage Engineering, 2020, 46(4): 1361-1371.
- [4] 陈浩,徐阳,钱森,等.分布式光纤超声传感器用于检测电缆接头放电故障[J].光学学报,2020,41(3): 0306001.
CHEN Hao, XU Yang, QIAN Sen, et al. Distributed fiber-optic ultrasonic sensor applied in detection on discharging fault of power cable joint[J]. *Acta Optica Sinica*, 2020, 41(3): 0306001.
- [5] LI L L, YONG J, XU W. On-line cable condition monitoring using natural power disturbances[J]. *IEEE Transactions on Power Delivery*, 2019, 34(4): 1242-1250.
- [6] 高云鹏,谭甜源,刘开培,等.电缆接头温度反演及故障诊断研究[J].高电压技术,2016,42(2): 535-542.
GAO Yunpeng, TAN Tianyuan, LIU Kaipei, et al. Research on temperature retrieval and fault diagnosis of cable joint[J]. *High Voltage Engineering*, 2016, 42(2): 535-542.
- [7] 古亮,赵阿琴.基于ZigBee的电缆接头温度在线监测系统设计[J].传感器与微系统,2019,38(6): 115-121.
GU Liang, ZHAO Aqin. Design of on-line temperature monitoring system for cable connector based on ZigBee technology[J]. *Transducer and Microsystem Technologies*, 2019, 38(6): 115-121.
- [8] 邓志飞,鲍光海.基于超高频RFID技术的电缆接头温度在线监测系统[J].仪表技术与传感器,2021(7): 71-75.
DENG Zhifei, BAO Guanghai. Online monitoring system of cable joint temperature based on UHF RFID technology[J]. *Instrument Technique and Sensor*, 2021(7): 71-75.
- [9] 何宁辉,周秀,马波,等.基于神经网络和温度特性曲线的电缆故障率估计[J].电力科学与技术学报,2022,37(4): 169-174.
HE Ninghui, ZHOU Xiu, MA Bo, et al. Cable failure rate estimation based on neural network and temperature characteristic curve[J]. *Journal of Electric Power Science and Technology*, 2022, 37(4): 169-174.
- [10] HE B L, HUANG Y, YE T, et al. Temperature prediction of power cable joint based on PSO-LSSVM predict model[J]. *Electric Power Engineering Technology*, 2019, 38(1): 31-35.
- [11] 曾庆煜.基于机器学习的配网电力电缆接头温度预测及预警研究[D].南昌:南昌大学,2021.
ZENG Qingyu. Research on Prediction and early warning of Power cable joint temperature in Distribution Network based on Machine learning [D]. Nanchang: Nanchang University, 2021.
- [12] 李胜辉,白雪,董鹤楠,等.基于平稳小波变换与随机森林的电缆早期故障识别方法[J].电工电能新技术,2020,39(3): 40-48.
LI Shenghui, BAI Xue, DONG Henan, et al. Cable incipient fault identification based on stationary wavelet transform and random forest[J]. *Advanced Technology of Electrical Engineering and Energy*, 2020, 39(3): 40-48.
- [13] 徐四勤,黄向前,杨昆,等.基于温度以及运行数据的电缆接头绝缘劣化状态预测[J].计算机科学,2022,49(10): 132-137.
XU Siqin, HUANG Xiangqian, YANG Kun, et al. Prediction of insulation deterioration state of cable joint based on temperature and

- running data[J]. *Computer Science*, 2022, **49**(10): 132-137.
- [14] CHENG Y S, ZHAO D W, WANG Y B, et al. Multi-label learning with kernel extreme learning machine autoencoder[J]. *Knowledge-Based Systems*, 2019, **178**: 1-10.
- [15] 廖一鹏, 杨洁洁, 王志刚, 等. 基于双模态卷积神经网络自适应迁移学习的浮选工况识别[J]. *光子学报*, 2020, **49**(10): 1015001.
- LIAO Yipeng, YANG Jiejie, WANG Zhigang, et al. Flotation performance recognition based on dual-modality convolutional neural network adaptive transfer learning[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2020, **49**(10): 1015001.
- [16] 段礼祥, 刘子旺, 赵振兴, 等. 基于区域对比和随机森林的设备故障红外图像敏感区域提取[J]. *红外技术*, 2020, **42**(10): 988-993.
- DUAN Lixiang, LIU Ziwang, ZHAO Zhenxin, et al. Infrared image roi extraction based on region contrast and random forest[J]. *Infrared Technology*, 2020, **42**(10): 988-993.
- [17] TKACHUK V. Quantum genetic algorithm based on qutrits and its application[J]. *Mathematical Problems in Engineering*, 2018(4): 8614073.
- [18] GAO Y J, ZHANG F M, ZHAO Y, et al. A novel quantum-inspired binary wolf pack algorithm for difficult knapsack problem[J]. *International Journal of Wireless and Mobile Computing*, 2019, **16**(3): 222-232.
- [19] YU S J, ZHU J P, CHUN F. A quantum annealing bat algorithm for node localization in wireless sensor networks[J]. *Sensors*, 2023, **23**(2): 782-793.
- [20] 王坤, 刘沛伦, 王力. 基于FFWA的自适应Canny飞机蒙皮红外图像边缘检测[J]. *红外技术*, 2021, **43**(5): 443-454.
- WANG Kun, LIU Peilun, WANG Li. Infrared image adaptive Canny edge-detection of aircraft skin based on fast fireworks algorithm[J]. *Infrared Technology*, 2021, **43**(5): 443-454.
- [21] 林剑萍, 廖一鹏. 结合分数阶显著性检测及量子烟花算法的NSST域图像融合[J]. *光学精密工程*, 2021, **29**(6): 1406-1419.
- LIN Jianping, LIAO Yipeng. A novel image fusion method with fractional saliency detection and QFWA in NSST[J]. *Optics and Precision Engineering*, 2021, **29**(6): 1406-1419.
- [22] XU Z N, HU Z W, Zhao L J, et al. Application of temperature field modeling in monitoring of optic-electric composite submarine cable with insulation degradation[J]. *Measurement*, 2019, **133**: 479-494.

(上接第 706 页)

- [15] 王耀祥, 田维坚, 章兴龙, 等. 纤维光锥有效透过率的理论分析[J]. *光子学报*, 2005, **34**(4): 529-533.
- WANG Yaohang, TIAN Weijian, ZHANG Xinglong, et al. Theoretical analysis of the effective transmission about fiber taper[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2005, **34**(4): 529-533.
- [16] 王耀祥, 田维坚, 黄琨, 等. 光锥与 CCD 耦合效率的理论分析[J]. *光子学报*, 2004, **33**(3): 318.
- WANG Yaohang, TIAN Weijian, HUANG Kun, et al. Theoretical analysis of the coupling efficient between fiber taper and CCD[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2004, **33**(3): 318.
- [17] 李晓峰, 李莉, 邓华斌, 等. 光纤面板及光锥传像特性研究(英文)[J]. *红外技术*, 2014, **36**(8): 617-623.
- LI Xiaofeng, LI Li, DENG Huabin, et al. Study on light transmission characteristics of fiber optic faceplate and fiber optic taper[J]. *Infrared Technology*, 2014, **36**(8): 617-623.
- [18] 辛福学. ICCD 的光纤耦合技术[J]. *红外与激光工程*, 2001(3): 210-213.
- XIN Fuxue. Optical fiber coupling technique of ICCD[J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2001(3): 210-213.
- [19] Smith A W. Textured fiber optic coupled image intensified camera: U.S. Patent 9,201,193[P]. 2015-12-1.
- [20] DU Y, HUANG Y, JIAO P, et al. Coupling resolution of tapered optical fiber array and CCD[C]//Ninth Symposium on Novel Photoelectronic Detection Technology and Applications of SPIE, 2023, **12617**: 2002-2008.
- [21] 何欢. 距离选通 ICCD 及其控制电路设计与实现[D]. 中国科学院研究生院(西安光学精密机械研究所), 2015.
- HE Huan, Design for a Range-Gated ICCD and Its Control Circuit[D]. Xi'an: Xi'an Institute of Optics and Precision Mechanics, Chinese Academy of Sciences, 2015.