光电技术及应用

DOI：10.16818/j.issn1001－5868.20241031002

多模态数据融合下的电网防误诊断方法与应用

白宏宇*，杨　帅，杜　江，陈　龙，赵本源，明　佳
（贵州电网有限责任公司电力调度控制中心，贵阳 550002）

摘　要： 电网的误操作是设备损坏和系统故障的重要原因之一。为提高电网防误操作能力，文章提出一种基于多模态数据融合的电网防误诊断方法。首先，通过双向门控循环单元对采集的视频监控、传感器数据和操作日志进行多模态数据融合，并采用多交互注意机制来获取多模态数据的统一表示。其次，通过Bayesian神经网络更新长短期记忆网络（Long Short-Term Memory，LSTM）模型权重，结合Bayesian对不确定性估计和LSTM对时间序列数据处理的优势，将多模态数据的融合特征输入Bayesian-LSTM网络，实现电网防误诊断。实验结果表明，所提方法可以有效提高电网误操作诊断的准确率，进一步提升电网运行的安全性与稳定性。

关键词： 防误诊断；多模态数据融合；电网；双向门空循环单元；Bayesian-长短期记忆网络
中图分类号： TM76　**文章编号：** 1001－5868(2025)02－0367－07

Power Grid Misoperation Diagnosis Method and Application under Multimodal Data Fusion

BAI Hongyu, YANG Shuai, DU Jiang, CHEN Long, ZHAO Benyuan, MING Jia
(**Power Dispatching and Control Center of Guizhou Power Grid Co., Ltd., Guiyang 550002, CHN**)

Abstract: Misoperation of power grids is one of the main factors leading to equipment damage and system failure incidents. To enhance the grid's ability to prevent misoperation, this paper proposes a multimodal data fusion-based power grid misoperation diagnosis method. First, video surveillance, sensor data, and operation logs are fused using a bidirectional gated recurrent unit (BiGRU). A multi-interaction attention mechanism is employed to obtain a unified representation of the multimodal data. Then, a Bayesian neural network is used to update the weights of the long short-term memory (LSTM) network. By combining the uncertainty estimation capability of Bayesian methods with the strength of LSTM in handling time-series data, the fused multimodal features are fed into a Bayesian LSTM network to diagnose grid misoperation. Finally, the simulation results show that the proposed method effectively improves the accuracy of misoperation diagnosis and further enhances the safety and stability of grid operations.

Key words: misoperation diagnosis, multimodal data fusion, power grid, bidirectional gated recurrent unit, Bayesian LSTM

0　引言

电网是现代社会的重要基础设施，其安全稳定运行对经济发展和民生至关重要[1-2]。然而，在电网操作过程中，误操作不仅可能导致设备损坏，还可能威胁员工安全，造成严重的经济损失和社会影响[3]。在电网实际运行过程中，监测设备采集的数据数量庞大并且包含多种不同模态[4-5]。如何根据采集到的多模态数据，及时诊断是否存在误操作发生，是电力系统安全领域亟待解决的问题[6-7]。

收稿日期：2024－10－31.
***通信作者：**白宏宇

目前，人工智能技术已广泛应用于多模态数据融合[8]。文献[9]将图像、音频等多模态数据向量化，利用多尺度卷积神经网络进行特征提取，并引入注意力机制实现特征向量融合；文献[10]使用双向长短期记忆网络（Long Short-Term Memory，LSTM）来挖掘单模态内部的上下文信息，并通过以文本为中心的交叉注意融合机制实现特征整合；文献[11]引入空间注意力机制和混合空洞卷积，能够捕获多尺度上下文信息，提高网络特征提取能力；文献[12]对实测数据进行特征变量选取融合，并利用LSTM网络实现了多模态融合的趋势预测。然而，现有的多模态数据融合方法未考虑到多模态数据的多源性、异构性和时序性特点[13]，也忽视了对文本数据进行语义分析，无法捕捉不同模态之间的双向交互，以及学习不同模态之间的关联性，难以获取多模态数据的统一表征，融合效果较差。

近年来，深度学习在诊断领域取得了显著进展[14]。文献[15]基于通信网络物理连接、逻辑连接及报文订阅关系，利用深度置信网络实现智能变电站通信网络的故障诊断；文献[16]提出一种基于小波变换和深度学习的高压直流输电系统故障诊断方法，并采用数据增强技术来进一步扩充样本数据集。然而，现有电网防误诊断方法忽略了多模态数据具有不确定性和时序性的特点，未考虑通过Bayesian神经网络对多模态数据进行不确定性估计，忽略了LSTM在捕捉长时间序列数据特征方面的优势，导致模型诊断精度和诊断效率的兼容效果差，无法实现电网防误的高效诊断。

针对上述问题，提出一种基于多模态数据融合的电网防误诊断方法。首先，基于双向门控循环单元（Bidirectional Gated Recurrent Unit，BiGRU）将视频监控、传感器数据以及操作日志进行多模态数据融合，并利用多交互注意机制获得多模态数据的统一表征；其次，将多模态数据的融合特征输入Bayesian-LSTM网络，实现电网防误诊断；最后，通过仿真实验对所提算法的有效性进行对比验证。本文的主要工作总结如下：

（1）提出一种基于BiGRU的多模态数据融合方法，采用语义分析方法和隐马尔科夫模型提取文本数据的语义特征，考虑到多模态数据的异构性和时序性，利用BiGRU学习不同模态之间的关联，采用多交互注意机制捕捉模态间的双向交互，从而获得多模态数据的统一表示，实现有效融合。

（2）提出一种基于Bayesian-LSTM的电网误诊防治方法，通过Bayesian神经网络更新LSTM网络模型权重，结合Bayesian对不确定性估计和LSTM对时间序列数据处理的优势，平衡模型诊断精度和诊断效率，实现了电网防误的高效诊断。

1 基于BiGRU的多模态数据融合方法

多模态数据主要由文本、图像和信号等不同类型的数据组成[17]。将电网运行中的多模态数据，包括视频监控、传感器数据以及操作日志进行融合处理。基于BiGRU的多模态数据融合方法原理如图1所示。BiGRU由两个正向和反向传播的门控循环

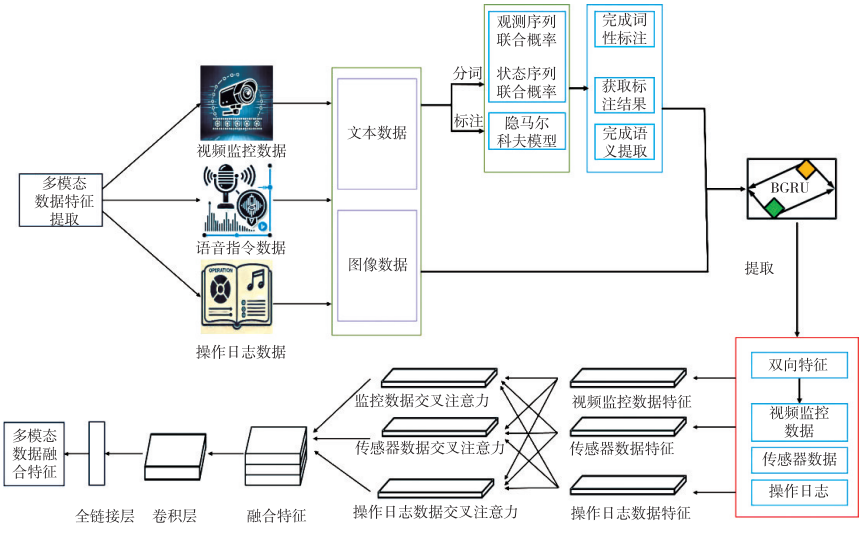


图1 基于BiGRU的多模态数据融合原理图

单元(Gated Recurrent Unit, GRU)叠加而成,能够综合考虑时序数据之间的关系,有效应对时间序列数据的长期依赖性,并实现双向特征提取[18]。

1.1 多模态数据特征提取

按照构成的不同,将视频监控、语音指令以及操作日志划分为文本数据和图像数据。

将语义分析方法与隐马尔科夫模型相结合,实现文本数据的语义提取。首先,对文本数据进行分词,表示为:

$$P(a_1,b_1,\cdots,a_m,b_m,\cdots,a_M,b_M)=\prod_{m=1}^{M}P(b_m)P\left[b_m\middle|(a_1,\cdots,a_s)\right] \tag{1}$$

式中,$P(a_1,b_1,\cdots,a_m,b_m,\cdots,a_M,b_M)$表示观测序列$(a_1,\cdots,a_m,\cdots,a_M)$和状态序列$(b_1,\cdots,b_m,\cdots,b_M)$的联合概率,$M$为文本数据的字数,$a_m$表示第$m$个观测值,也就是文中数据中第$m$个字,$b_m$表示第$m$个状态,用来标注词性。$s$表示观测范围。

其次,将分词结果输入隐马尔科夫模型,以完成词性标注并获取标注结果。在此基础上,通过语法规则提取文本数据中的动作、对象和状态等信息,从而实现语义提取。

在完成文本数据的语义提取后,采用BiGRU对两种模态进行学习。BiGRU由两个正向和反向传播的GRU网络叠加而成,能够同时提取双向特征。GRU的计算公式可表示为:

$$z_t=\sigma(W_{\mathrm{xz}}x_t+W_{\mathrm{hz}}h_{t-1}+b_{\mathrm{z}}) \tag{2}$$

$$r_t=\sigma(W_{\mathrm{xr}}x_t+W_{\mathrm{hr}}h_{t-1}+b_{\mathrm{r}}) \tag{3}$$

$$g_t=\tanh\left(W_{\mathrm{xg}}x_t+W_{\mathrm{hg}}(r_t\times h_{t-1})+b_{\mathrm{g}}\right) \tag{4}$$

$$h_t=(1-z_t)\times h_{t-1}+z_t\times g_t \tag{5}$$

式中,r_t,z_t分别是t时间步的更新门状态和重置门状态。g_t是t时间步的隐藏状态。h_{t-1},h_t分别为$t-1$时间步和t时间步的细胞状态。W_{xz},W_{xr}和W_{xg}为连接到输入数据x_t的权重。W_{hz},W_{hr}和W_{hg}为连接到$t-1$时间步细胞状态h_{t-1}的权重。b_{z},b_t和b_{g}为偏差。$\sigma(\cdot)$为激活函数。

将正向计算得出的$\vec{h}_t$和反向计算得出的结果$\overleftarrow{h}_t$叠加起来作为模型的最终输出结果,表示为:

$$y_t=\vec{h}_t+\overleftarrow{h}_t \tag{6}$$

据此,BiGRU输出的视频监控、传感器数据、操作日志特征分别记为P^{T},R^{T}和O^{T}。

1.2 多模态数据融合

采用多交互注意机制,主要探究模态间的关系,旨在捕捉并解析不同模态间的双向相互作用。将视频监控、传感器数据、操作日志对应的模态分别记为X_P,X_R和X_O。

使用一维卷积核分别对三个模态的数据P^{T},R^{T}和O^{T}进行编码,得到Q_P,Q_R,Q_O,K_P,K_R,K_O,V_P,V_R,V_O。其中,Q_P,Q_R,Q_O分别表示视频监控、传感器数据、操作日志对应模态的查询特征;K_P,K_R,K_O分别表示视频监控、传感器数据、操作日志对应模态的键特征;V_P,V_R,V_O分别表示视频监控、传感器数据、操作日志对应模态的值特征。以视频监控和传感器数据为例,两个模态间的交叉注意力可表示为:

$$c_{P,R}=S\mathrm{oftmax}\left(\frac{Q_PK_R^{\mathrm{T}}}{\sqrt{\sigma}}\right)V_R \tag{7}$$

基于公式(7),分别得到视频监控与视频监控、传感器数据、操作日志的交叉注意力$c_{P,P}$,$c_{P,R}$,$c_{P,O}$。视频监控中的跨模态注意力特征可表示为:

$$c'_P=\frac{c_{P,P}+c_{P,R}+c_{P,O}}{3} \tag{8}$$

基于上述方法得到传感器数据、操作日志的跨模态注意特征c'_R和c'_O。将三个跨模态的注意力特征经由融合层加以整合,从而获取到多模态数据的一个综合特征X,其可表示为:

$$X=\mathrm{Concat}(c'_P,c'_R,c'_{\mathrm{O}}) \tag{9}$$

2 基于Bayesian-LSTM的电网防误诊断方法

将多模态数据的融合特征输入Bayesian-LSTM网络,实现电网防误诊断,原理如图2所示。

LSTM网络在记忆细胞单元作用下,能够较好地传递稳定时间序列信息[19]。在时间步t,单个神经元内部主要包含以下组成部分:输入门I_t、输出门L_t、遗忘门F_t这三个控制门,一个输入调制门M_t,一个记忆细胞单元B_t,一个隐藏层单元A_t,LSTM计算公式可表示为:

$$I_t=\sigma(u_{\mathrm{IA}}A_{t-1}+z_{\mathrm{IX}}X_t+D_{\mathrm{I}}) \tag{10}$$

$$F_t=\sigma(u_{\mathrm{FA}}A_{t-1}+z_{\mathrm{FX}}X_t+D_{\mathrm{F}}) \tag{11}$$

$$M_t=\tanh(u_{\mathrm{MA}}A_{t-1}+z_{\mathrm{MX}}X_t+D_{\mathrm{M}}) \tag{12}$$

$$B_t=F_t\otimes B_{t-1}+I_t\otimes M_t \tag{13}$$

$$L_t=\sigma(u_{\mathrm{LA}}A_{t-1}+z_{\mathrm{LX}}X_t+D_{\mathrm{L}}) \tag{14}$$

$$A_t=\tanh(L_t)\otimes B_t \tag{15}$$

式中,X_t表示t时间步该神经元的输入,A_{t-1}表示

$t-1$时间步上一神经元的输出，u_{IA}，u_{FA}，u_{MA}和u_{OA}分别表示输入门I_t、遗忘门F_t、输入调制门M_t和输出门L_t关于上一神经元输出A_{t-1}的权重，z_{IX}，z_{FX}，z_{MX}和z_{OX}分别表示输入门I_t、遗忘门F_t、输入调制门M_t和输出门L_t关于神经元输入X_t的权重，D_I，D_F，D_M和D_L表示上述各门的各项偏差，tanh(•)表示双曲正切激活函数。

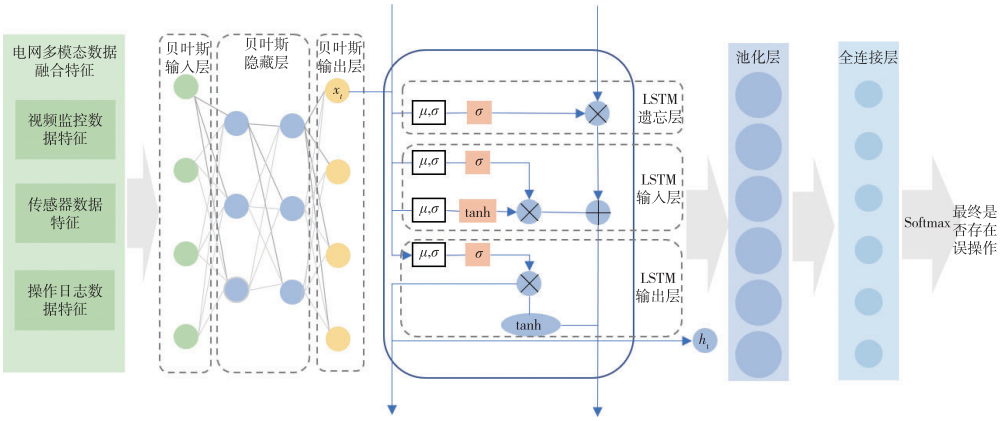


图2 基于Bayesian-LSTM的电网防误诊断原理图

针对上述LSTM神经网络模型，需考虑其权重中包含的多维度参数设置$\boldsymbol{\omega}=\{u_{IA},u_{FA},u_{MA},u_{LA},z_{IX},z_{FX},z_{MX},z_{OX}\}$受前序时间信息影响的不确定性，结合Basyesian神经网络与前序时间样本，更新得到多维参数的后验分布。随着后续样本的输入，从上述后验分布中抽取多维参数以替代当前LSTM神经网络中的模型权重，进而量化不确定性。

给定观测样本输入X及其对应的输出Y，基于贝叶斯神经网络方法[20]更新LSTM网络模型的权重$\boldsymbol{\omega}$，主要由两部分构成：一部分是由观测样本对每一个模型权重的先验组成的先验分布空间$P(\boldsymbol{\omega})$，另一部分是用来表征给定模型权重时生成样本数据的似然函数$G(Y|X,\boldsymbol{\omega})$。通过贝叶斯定理可以计算出模型权重的后验分布$\pi(\boldsymbol{\omega}|X,Y)$，并将其表示为：

$$\pi(\boldsymbol{\omega}|X,Y)=P(\boldsymbol{\omega})G(Y|X,\boldsymbol{\omega})/P(Y|X) \tag{16}$$

此时，在Bayesian-LSTM网络中，由时间步$t-1$隐藏层到时间步t隐藏层的输入，除了包含有记忆细胞单元所输出的记忆输出之外，还包括了在$t-1$时间步。

由贝叶斯神经网络计算更新后的新模型权重$\boldsymbol{\omega}$的后验分布。

最后，将Bayesian-LSTM网络提取的特征输入到最大池化层来减小权重参数。再将池化层处理后得到的数据输入到全连接层，然后接Softmax回归输出最终是否存在误操作的概率分布，对于输入的多模态数据，计算其分别属于“存在误操作”与“不存在误操作”两个类别的概率，并依据概率值，将较高的类别作为最终判定结果。

3 仿真结果及分析

为证实所提出算法的效能，选取了一个变电站作为实际案例来进行测试验证。在操作正确和操作错误的情况下，采集10 000组样本，训练集共包括80 000组数据，每组数据包括视频监控、传感器数据以及操作日志。利用操作正确时的数据对所提算法进行训练，将数据集随机分为75%和25%的训练和测试数据集，操作错误时产生的数据作为验证集。

对比算法包括GRU[21]，DRSN[22]，SK-net[23]，与所提算法运行在相同的实验平台上。评价指标包括Accuracy（Ac），Precision（Pc），F1 score（$F1$），Recall（R），具体计算式表示为：

$$Ac=\frac{TN+TP}{TN+TP+FN+FP} \tag{17}$$

$$Pc=\frac{TP}{FP+TP} \tag{18}$$

$$R=\frac{TP}{FN+TP} \tag{19}$$

$$F1=2\frac{Pc\times R}{Pc+R} \tag{20}$$

式中，TN和TP分别表示模型正确预测为负类和正类的样本数量，FN和FP分别表示模型错误预测为

负类和正类样本数。

表 1 展示了不同网络的对比结果。从表中可以看出，DRSE 算法在所有指标中比其他对比算法结果差，SK-net 和 GRU 的结果相差不大，所提算法的表现最好。GRU 具有优秀的特征提取能力以及较高的分类效果，但是在处理多模态数据的时候，其性能有所局限。所提算法将两个正向传播和反向传播的 GRU 网络叠加形成 BiGRU，并引入交互注意力机制，使得所提算法可以更好地提取多模态数据的特征，从而获得不同模态的统一表征，使最终的电网防误精度有所提高。

表 1　不同网络的对比结果

判断算法	*Ac*	*Pc*	*F*1	*R*
所提算法	0.9 608	0.9 618	0.9 628	0.9 640
GRU	0.9 417	0.9 384	0.9 380	0.9 376
DRSN	0.9 307	0.9 220	0.9 300	0.9 281
SK-net	0.9 422	0.9 376	0.9 379	0.9 409

图 3 展示了实验中预测误差率随迭代次数的变化图。从图中可以看出，虽然损失曲线在迭代次数较少时有剧烈的波动，但误差率仍明显降低。所提算法的损失和验证损失曲线在 50 次迭代前下降速度很快，说明算法从多模态数据中正快速地学习特征，在 60 次迭代之后曲线逐渐趋于稳定，说明算法已经学习到较多的知识并进行微调。尤其是在第 155 次迭代时，损失函数值为 0.0 029，验证损失函数值为 0.0 036。随后，损失函数曲线有小幅度的振荡，说明算法仍在对多模态数据进一步学习，在最后的 10 次迭代中，损失和验证损失曲线趋于平稳，说明算法已经学习到多模态数据的统一表征，而且交叉注意力机制克服了多模态数据之间存在的复杂性，从而优化了算法，以更有效地获取多模态数据的统一表示。

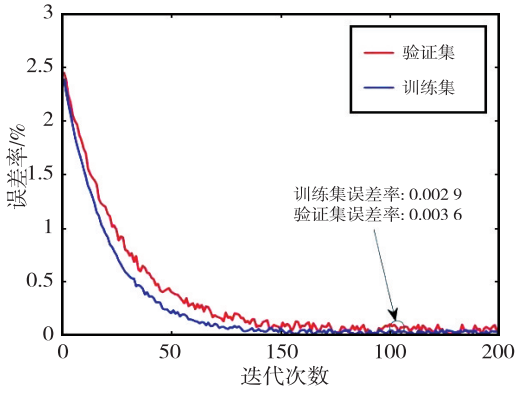


图 3　误差率随迭代次数变化曲线

图 4 展示了随着迭代次数变化，不同模态数据的诊断准确率的变化趋势图。可以看出，在迭代到 100 次之前，各模态数据诊断准确率都在随迭代次数的增加而上升，到达 100 次后趋于稳定。这是由于在迭代 100 次前，算法在从数据中学习特征并进行微调，直到迭代 100 次后，可以稳定地识别出是否对于电网有误操作。此外，还可以看出，多模态数据在最开始就有着高达 80% 以上的诊断准确率，在算法稳定后有趋于 100% 的诊断准确率，说明所提算法对多模态数据的学习效率和学习效果远高于其他模态数据，这是因为所提算法可以利用贝叶斯网络分析不同模态数据之间的相互作用，从而得到更为准确的诊断结果。

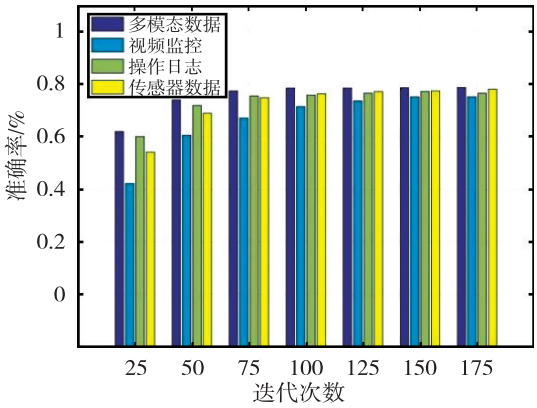


图 4　不同模态数据诊断准确率随迭代次数变化曲线

图 5 为不同算法准确率随迭代次数的变化曲线，所有算法在迭代 75 次之前，准确率迅速提升，在迭代 100 次之后，准确率提升增速有所下降，并且在迭代超过 150 次后，准确率都趋于平稳。这是因为在迭代初期，算法在学习数据中的特征，并不断利用数据进行微调，以此获得更高的准确率，迭代 150 次后，算法已学习到了足够的知识，可以稳定地根据信息给出诊断结果。所提算法在迭代初期准确

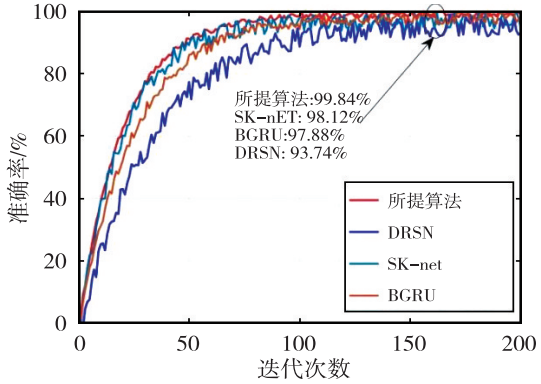


图 5　不同算法准确率随迭代次数变化曲线

率曲线上升得最快,利用了LSTM的遗忘门,将短期无用的信息舍弃,快速学习数据的特征。迭代次数超过160次后,所提算法的准确率高达99.84%,这是因为所提算法利用了贝叶斯网络分析多模态数据中不同模态数据之间的相互作用关系,能够更好地识别出特征信息,从而更加准确地诊断出是否对于电网有误操作。

4 结论

鉴于多模态数据具备多源性、异构性和时序性的复杂特性,获取其统一表征面临挑战。针对多模态数据的融合效果较差、电网防误诊断效率和准确率低的问题,本文提出基于多模态数据融合的电网防误诊断方法。首先,提出一种基于BiGRU的多模态数据融合方法,利用BiGRU来学习不同模态数据之间的关联性,并通过采用多交互注意机制来捕捉这些模态之间的双向交互信息,从而得到多模态数据的统一表征。其次,提出一种基于Bayesian-LSTM的电网防误诊断方法,通过Bayesian神经网络更新LSTM网络模型权重,有效平衡模型诊断精度和诊断效率。仿真结果表明,在迭代160次后,所提算法进行电网防误诊断的准确率高达99.84%,实现了电网防误的高效精准诊断。未来的研究将进一步探索和优化轻量型的多模态数据融合算法,以适应可再生能源集成的智能电网系统。

参考文献:

[1] 张 健,王晓鹏,张文栋,等. 电网停电故障中关键线路事故链自动锁定方法设计[J]. 自动化技术与应用, 2024, 43(10): 47-51.
Zhang Jian, Wang Xiaopeng, Zhang Wendong, et al. Design of automatic locking method for critical line fault chain in power grid outage[J]. Techniques of Automation and Applications, 2024, 43(10): 47-51.

[2] 赵 磊,罗 维,马玉龙,等. 面向智能电网的安全两方认证密钥协商协议研究[J]. 计算机工程与应用, 2025, 61(5): 279-288.
Zhao Lei, Luo Wei, Ma Yulong, et al. Research on secure two-party authentication key agreement protocol for smart grid [J]. Computer Engineering and Applications, 2025, 61(5): 279-288.

[3] 刘路登,贾 伟,陈天宇,等. 智能化电力调度指令操作系统研究与应用[J]. 电子器件, 2021, 44(5): 1204-1209.
Liu Ludeng, Jia Wei, Chen Tianyu, et al. Research and application of intelligent power dispatching order operating system [J]. Chinese Journal of Electron Devices, 2021, 44(5): 1204-1209.

[4] 汤茗茗. 新能源电力系统多模态振荡识别技术分析[J]. 电气技术与经济, 2023(9): 199-202, 205.
Tang Mingming. Analysis of multi-mode oscillation identification technology for new energy power system [J]. Electrical Equipment and Economy, 2023(9): 199-202, 205.

[5] 张换香,李梦云,张 景. 基于多模态信息融合的中文隐式情感分析[J]. 计算机工程与应用, 2025, 61(2): 179-190.
Zhang Huanxiang, Li Mengyun, Zhang Jing. Implicit sentiment analysis for Chinese texts based on multimodal information fusion [J]. Computer Engineering and Applications, 2025, 61(2): 179-190.

[6] 吴婧瑜. 基于多源数据融合的变电运维误操作风险识别研究[J]. 电工技术, 2023(24): 63-65.
Wu Jingyu. Study on risk identification of misoperation in substation operation and maintenance based on multi-source data fusion[J]. Electric Engineering, 2023(24): 63-65.

[7] 王彩玲,闫晶晶,张智栋. 基于多模态数据的人体行为识别方法研究综述[J]. 计算机工程与应用, 2024, 60(9): 1-18.
Wang Cailing, Yan Jingjing, Zhang Zhidong. Review on human action recognition methods based on multimodal data [J]. Computer Engineering and Applications, 2024, 60(9): 1-18.

[8] Katmah R, Shehhi A A, Jelinek H F, et al. A systematic review of gait analysis in the context of multimodal sensing fusion and AI[J]. IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, 2023, 31: 4189-4202.

[9] 刘忠宝,雷宇飞. 融合多尺度特征的多模态情感分析模型设计与实验[J]. 实验室研究与探索, 2024, 43(9): 78-83, 96.
Liu Zhongbao, Lei Yufei. Design and experiment of multi-modal sentiment analysis model by fusing multi-scale features [J]. Research and Exploration in Laboratory, 2024, 43(9): 78-83, 96.

[10] 张换香,李梦云,张 景. 基于多模态信息融合的中文隐式情感分析[J]. 计算机工程与应用, 2025, 61(2): 179-190.
Zhang Huanxiang, Li Mengyun, Zhang Jing. Implicit sentiment analysis for Chinese texts based on multimodal information fusion [J]. Computer Engineering and Applications, 2025, 61(2): 179-190.

[11] 张明容,喻 皓,吕 辉,等. 面向自动驾驶的多模态信息融合动态目标识别[J]. 重庆大学学报, 2024, 47(4): 139-156.
Zhang Mingrong, Yu Hao, Lyu Hui, et al. Multimodal information fusion dynamic target recognition for autonomous driving[J]. Journal of Chongqing University, 2024, 47(4): 139-156.

[12] 王 鹏,方 凯,汪 晨,等. 基于多模态数据融合的室温预测算法研究[J]. 传感技术学报, 2023, 36(7): 1048-1054.
Wang Peng, Fang Kai, Wang Chen, et al. Research on room temperature prediction algorithm based on multimodal data

fusion[J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2023, 36(7): 1048-1054.

[13] Datsi T, Aznag K, BenAli B A, et al. A short survey on multimodal data fusion in image classification [C]//2024 International Conference on Global Aeronautical Engineering and Satellite Technology (GAST), 2024: 1-4.

[14] 张　辉, 李　宇, 薛　嘉, 等. 深度学习在输电线路故障诊断中的应用[J]. 科技与创新, 2024(14): 127-129, 132.
Zhang Hui, Li Yu, Xue Jia, et al. Application of deep learning in fault diagnosis of transmission lines[J]. Science and Technology & Innovation, 2024(14): 127-129, 132.

[15] 孙宇嫣, 蔡泽祥, 郭采珊, 等. 基于深度学习的智能变电站通信网络故障诊断与定位方法[J]. 电网技术, 2019, 43(12): 4306-4314.
Sun Yuyan, Cai Zexiang, Guo Caishan, et al. Fault diagnosis and positioning for communication network in intelligent substation based on deep learning [J]. Power System Technology, 2019, 43(12): 4306-4314.

[16] 武雾阳, 李　强, 陈　潜, 等. 知识图谱框架下基于深度学习的HVDC系统故障辨识[J]. 电力系统保护与控制, 2023, 51(20): 160-169.
Wu Jiyang, Li Qiang, Chen Qian, et al. Fault identification of an HVDC system based on deep learning in the framework of a knowledge graph [J]. Power System Protection and Control, 2023, 51(20): 160-169.

[17] 苏　蕊, 王亚婷, 闫润珍, 等. 基于近似匹配模型的电网多模态数据检索研究[J]. 电子设计工程, 2024, 32(7): 153-157.
Su Rui, Wang Yating, Yan Runzhen, et al. Research on power grid multimodal data retrieval based on approximate matching model[J]. Electronic Design Engineering, 2024, 32(7): 153-157.

[18] Wu G, Wang L, Hu X, et al. BiGRU-DA: based on improved BiGRU multi-target data association method[C]//2023 8th International Conference on Computer and Communication Systems (ICCCS), 2023: 1125-1130.

[19] Bebin Josey T, Misbha D S. Detection of attacks using attention-based conv-LSTM and Bi-LSTM in industrial Internet of Things [C]//2022 International Conference on Automation, Computing and Renewable Systems (ICACRS), 2022: 402-407.

[20] Zhang S, Liu Z, Su H. A Bayesian mixture neural network for remaining useful life prediction of lithium-ion batteries[J]. IEEE Transactions on Transportation Electrification, 2022, 8(4): 4708-4721.

[21] 王坚坚, 廖与禾, 杨　磊, 等. 基于多维复向特征融合与CNN-GRU的转子不平衡量识别方法[J/OL]. 中国机械工程, 2024: 1-12. (2024-10-15).
Wang Jianjian, Liao Yuhe, Yang Lei, et al. Rotor unbalance recognition based on multidimensional complex feature fusion and CNN-GRU [J/OL]. China Mechanical Engineering, 2024: 1-12. (2024-10-15).

[22] 陈　松, 陈文华, 张文广. 基于DRSN融合Transformer编码器的轴承故障诊断方法研究[J]. 自动化与仪表, 2024, 39(5): 103-108.
Chen Song, Chen Wenhua, Zhang Wenguang. Research on bearing fault diagnosis method based on DRSN fusion transformer encoder [J]. Automation & Instrumentation, 2024, 39(5): 103-108.

[23] 赵冬梅, 孙明伟, 宿梦月, 等. 基于改进SKNet-SVM的网络安全态势评估[J]. 应用科学学报, 2024, 42(2): 334-349.
Zhao Dongmei, Sun Mingwei, Su Mengyue, et al. Network security situation assessment based on improved SKNet-SVM [J]. Journal of Applied Sciences, 2024, 42(2): 334-349.

作者简介：

白宏宇(1996—)，男，贵州省凯里市人，中级工程师，主要研究方向为电力系统运行及控制、电力系统自动化。