基于深度卷积门控神经网络的高比例新能源接入配电网故障分类研究

徐 宇，杨鹏杰，李 磊

（云南电网有限责任公司昆明供电局，云南 昆明 650011）

摘要：提出一种基于深度卷积门控神经网络的高比例新能源接入配电网故障分类方法。首先，通过小波包变换特征提取配电网零序电流形成时频能量谱，将序列归一化后作为模型的输入数据；其次，将深度卷积门控神经网络应用于配电网故障分类中，融合卷积神经网络和门控循环网络提取新能源配电网故障特征数据，引入注意力机制提升网络训练效率和准确度，通过 **Softmax** 分类器进行故障分类，形成高比例新能源接入配电网故障分类模型，映射输入零序电流和输出故障类别之间的关系；最后，经过仿真结果表明，所提方法对不同故障位置和不同过渡电阻具有分类速度快、准确率高的优点，在高比例新能源接入的配电网中应用前景良好。

关键词：新能源；配电网；故障分类；深度卷积门控神经网络；小波包变换

Research on fault classification of high ratio new energy access distribution network based on deep convolutional gated neural network

XU Yu, YANG Pengjie, LI Lei

(Kunming Power Supply Bureau of Yunnan Power Grid Co., Ltd., Kunming 650011, China)

Abstract: A high proportion new energy access distribution network fault classification method based on deep convolutional gated neural networks is proposed. Firstly, the time-frequency energy spectrum of zero sequence current in the distribution network is extracted through wavelet packet transform features, and the sequence is normalized as input data for the model; Secondly, deep convolutional gated neural networks are applied to fault classification in distribution networks, integrating convolutional neural networks and gated recurrent networks to extract fault feature data of new energy distribution networks. Attention mechanisms are introduced to improve network training efficiency and accuracy. Softmax classifiers are used for fault classification, forming a high proportion new energy access distribution network fault classification model, mapping the relationship between input zero sequence current and output fault categories; Finally, simulation results show that the proposed method has the advantages of fast classification speed and high accuracy for different fault locations and transition resistors, and has good application prospects in distribution networks with high proportion of new energy access.

Key words: new energy; distribution network; fault classification; deep convolutional gated neural network; wavelet packet transform

云南电网有限责任公司科技项目（0501002022030101DL00014）

0 引言

配电网是整个电力系统非常重要的组成部分，随着分布式电源接入比例的日益增加，配电网运行结构、模式更加复杂多变，给传统的配电网故障分类技术准确度、速度带来了挑战[1-2]。因此需要研究一种新的故障分类技术提高新能源配电网的故障分类准确度，进而满足电网的安全可靠运行要求[3-6]。

面对上述问题，传统的配电网故障分类方法包括行波法和矩阵法，文献[7]提出基于图论的配电网故障处理方法。但这些方法的稳定性、速度和准确度无法满足目前配电网要求。随着近年来人工智能的快速发展，一些智能算法应用于配电网故障分类中。文献[8]提出基于模糊神经网络的配电网故障分类技术，使用特征提取和分类器分类的方式。然而配电网结构愈加复杂，传统智能算法特征提取能力变弱，分类准确度大大降低[9-10]。

随着深度学习的迅速发展，在新的人工智能中得到了应用，能够克服传统智能算法特征提取能力弱的问题。文献[11-14]提出基于卷积神经网络的配电网故障分类方法，利用深度学习强大的分类效果、网络学习能力强的优势，实现较高准确度的配电网故障分类。此外，长短时记忆神经网络能够有效提取时间序列，在故障诊断领域也得到了应用[15-18]。文献[19]提出基于长短时记忆神经网络的故障诊断方法，利用时序数据准确提取故障特征，提高故障分类可靠性。文献[20]提出基于小波变换和长短时记忆神经网络的配电网故障分类技术，能够准确识别各种故障类型。

上述研究面临着以下问题：①卷积神经网络面对时序配电网故障数据，无法提取出时序特征，影响网络故障识别准确度；②长短时记忆神经网络虽然能够提取时序信号，但是面对新能源接入的复杂配电网，需要更加复杂的网络结构才能进行故障分类，导致训练时间变得更长，网络收敛速度更慢。

基于上述分析，本文将卷积神经网络和长短时记忆神经网络结合起来，利用各自优势形成深度卷积长短时记忆神经网络，并在此基础上提出一种基于深度卷积门控神经网络的高比例新能源接入配电网故障分类方法。通过小波包变换特征提取配电网零序电流形成时频能量谱，将序列归一化后作为模型的输入数据。融合卷积神经网络和门控循环网络提取新能源配电网故障特征数据，引入注意力机制提升网络训练效率和准确度，通过Softmax分类器进行故障分类，形成高比例新能源接入配电网故障分类模型，映射输入零序电流和输出故障类别之间的关系。经过仿真结果表明，所提方法对不同故障位置和不同过渡电阻具有分类速度快、准确度高的优点，在高比例新能源接入的配电网中应用前景良好。

1 故障信息提取

配电网故障特征可以用零序电流体现，小波变换能够提取信号频率特性，本文将小波变换提取零序电流进行故障信息提取。然而小波变换只能提取故障信息低频段部分，故需要一种能够提取不同频率信息的方法。小波包变换具有很高的分辨率，相对于小波变换，能够更好地提取出故障电流高频段信息，适用于非平稳的新能源配电网故障电流信号。小波包变换把零序电流分解成几个低频和高频节点，生成二叉树来体现故障时频特性。小波包能量谱在故障电流进行小波包变换之后，计算出各个频带子小波包系数输出对应的能量值。输出的能量值包含了很多故障特征信息，有利于进一步辨识故障。

提取能量谱的过程如下：

1）函数$U_n(t)$闭包子空间为U^n_j，子集为$g^n_j(t)$，那么$g^n_j(t)$表达式为

$$g^n_j(t)=\sum_{l\in z} d^{j,n}_l U_n(2^j t-l) \tag{1}$$

2）对零序电流进行小波包变换，使用小波包分解系数$d^{i,n}_l$算出小波包分解系数$d^{j+1,2n}_k$、$d^{j+1,2n+1}_k$，计算公式为

$$\begin{cases} d_k^{j+1,2n} = \sum_{l\in z} h_{2l-k} d_l^{j,n} \\ d_k^{j+1,2n+1} = \sum_{l\in z} g_{2l-k} d_l^{j,n} \end{cases} \tag{2}$$

式中，j、n为节点编号；l、k为分解层数；h、g为滤波器系数。

3）用小波包分解系数$d_k^{j+1,2n}$、$d_k^{j+1,2n+1}$进行重构得出$d_l^{i,n}$，公式为

$$d_l^{j,n} = \sum_{k\in z}\left[h_{l-2k} d_k^{j+1,2n} + g_{l-2k} d_k^{j+1,2n+1} \right] \tag{3}$$

4）对零序电流进行N层的分解，形成2^N个信号$S_{i,j}$，由高频、低频分支频带系数组成。i为分解的层数，取值为0,1,2,...,n；j为每层的节点序号，取值为0,1,2,...,2^n。

5）计算分支信号的频带能量$E_{i,j}$，公式为

$$E_{i,j} = \int \left| S_{i,j}(t) \right| \mathrm{d}t \sum_{n=1}^{N} \left[C_{i,j}(n) \right]^2 \tag{4}$$

式中，N为小波包系数数量；$C_{i,j}(n)$为小波包系数。

6）对能量谱归一化处理，得到的能量值为$P_{i,j}$，计算公式为

$$P_{i,j} = \frac{E_{i,j}}{E} = \frac{E_{i,j}}{\sum_{n=1}^{2i} E_{i,j}} \tag{5}$$

式中，E为第i层空间能量和。

2 故障分类模型

2.1 深度卷积长短时记忆神经网络

深度卷积长短时记忆神经网络使用了卷积神经网络结构、全连接结构和长短时记忆神经网络循环结构，能够有效提取配电网时序故障数据，结构如图1所示。深度卷积长短时记忆神经网络把故障数据输入到两个不同尺寸卷积层中，提取深层特征；经过池化层减小输入尺寸，进而减小网络负担；进一步将输入特征传递到长短时记忆层，提取故障时间序列；将提取出的特征经过全连接层进一步映射，方便故障分类。

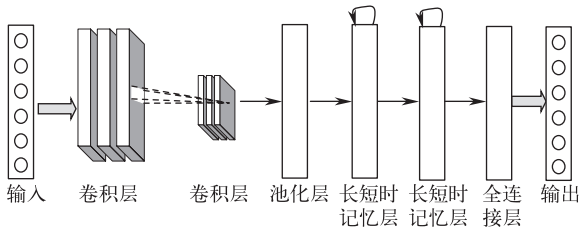

图 1 深度卷积长短时记忆神经网络结构

Fig. 1 Deep convolutional long short term memory neural network structure

2.2 门控循环

深度卷积长短时记忆神经网络容易出现梯度爆炸或者梯度消失的问题，引入门控循环单元，将循环神经网络的记忆神经元替换成门控机制，使得参数更少，收敛速度更快。门控循环单元结构如图2所示，更新公式为

$$\begin{cases} r_t = \sigma(W_{\mathrm{r}} h_{t-1} + U_{\mathrm{r}} x_t) \\ z_t = \sigma(W_{\mathrm{z}} h_{t-1} + U_{\mathrm{z}} x_t) \\ \tilde{h}_t = \tanh\left[W_{\mathrm{h}} (r_t h_{t-1}) + U_{\mathrm{h}} x_t \right] \\ h_t = (1 - z_t)\tilde{h}_t + z_t h_{t-1} \end{cases} \tag{6}$$

式中，r_t为重置门；z_t为更新门；σ为Sigmod函数；h_{t-1}、h_t分别为前一步和当前隐藏层的状态；x_t为当前输入；$\boldsymbol{W}$、$\boldsymbol{U}$为参数矩阵。

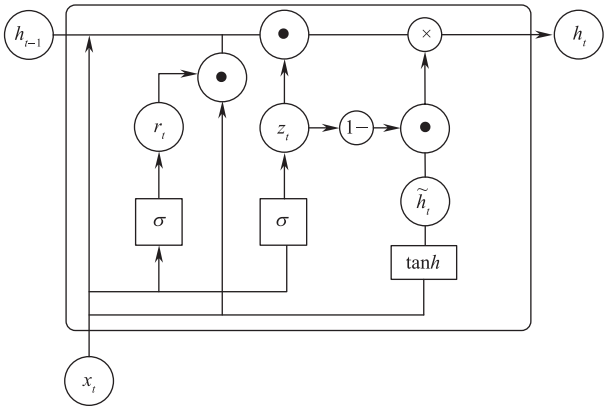

图 2 门控循环单元结构

Fig. 2 Gate control loop unit structure

2.3 注意力机制

神经网络进行数据处理时，有选择地将注意力集中在重要的地方，能够有效提高资源利用率，本文将注意力机制应用于深度卷积门控神经网络中，如图3所示。注意力机制将通过目标元

素Q和键K计算出输入值对应的权重，然后加权求和输出注意力，形成资源合理分配。

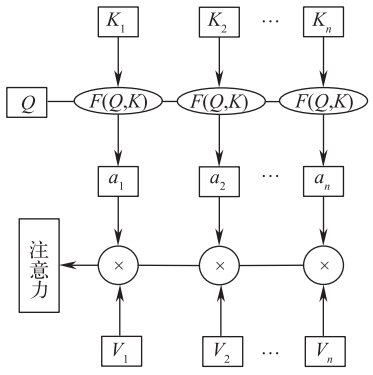

图 3　注意力机机制

Fig. 3 Attention mechanism

隐藏层特征相量为(K_1, K_2,…, K_n)，注意力值为(V_1, V_2,…, V_n)，注意力权重为(a_1, a_2,…, a_n)，选择出来的重要相量计算式为

$$\begin{cases}\begin{bmatrix}K_j\\V_j\end{bmatrix}=\boldsymbol{h}_j\\ A_{t,j}=\tanh\left(\boldsymbol{W}_1\left[K_{j-L}\cdots K_{j-1}\right]+\left(\boldsymbol{W}_2K_j\right)^{\mathrm{T}}\right)\\ \boldsymbol{a}_{t,j}=\mathrm{Soft\,max}\left(\boldsymbol{v}_{\mathrm{A}}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{A}_{t,j}\right)\\ \boldsymbol{c}_{t,j}=\left[V_{j-L}\cdots V_{j-1}\right]\boldsymbol{a}_{t,j}^{\mathrm{T}}\end{cases}\tag{7}$$

式中，L为注意力机制窗体的长度；$\boldsymbol{W}_1$、$\boldsymbol{W}_2$、$\boldsymbol{v}_{\mathrm{A}}$为权值矩阵相量。

2.4 Softmax分类器

Softmax函数是一个典型的多分类问题的函数，假如输入x，输出的标签为y，那么x被认为是类别j的概率，即$P(y=j|x)$，Softmax输出一个n维向量，且这n维向量的元素在0～1之间，之和为1，数学表达式为

$$\begin{aligned}y'_{(i)}&=\begin{bmatrix}P(y_{(i)}=1|x_{(i)})\\P(y_{(i)}=2|x_{(i)})\\\vdots\\P(y_{(i)}=n|x_{(i)})\end{bmatrix}^{\mathrm{T}}=\mathrm{Softmax}(y_{(i)})\\&=\frac{1}{\sum_{l=1}^{n}\mathrm{e}^{x(T_i)w_l}}\begin{bmatrix}\mathrm{e}^{x(T_i)w_1}\\\mathrm{e}^{x(T_i)w_2}\\\vdots\\\mathrm{e}^{x(T_i)w_n}\end{bmatrix}^{\mathrm{T}}\end{aligned}\tag{8}$$

式中，$P(y_{(i)}=k|x_{(i)})$为第i个样本属于类别k的概率；$y'_{(i)}$为Softmax函数的输出值。

本文所用的Softmax是一个配电网故障分类模型，输出的每个维度的值为0或者1。当$P(y_{(i)}=k|x_{(i)})>0.5$时，第k维输出值设置为1，否则第k维输出值设置为0。本文的故障类型主要包括单相接地故障（AG、BG、CG）、两相间短路故障（AB、AC、BC）、两相短路接地故障（ABG、ACG、BCG）和三相短路故障（ABC）10种，因此设置的Softmax分类器输出维度为10。当输出数据值为1时，表示发生对应类型的故障。例如输出数据为$(1\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0)^{\mathrm{T}}$时，表示发生单相接地故障。

3　新能源配电网故障分类流程

3.1 网络模型

本文提出基于深度卷积门控神经网络的高比例新能源接入配电网故障分类模型，在深度卷积长短时记忆神经网络中，将长短时记忆神经网络换成门控循环单元，通过注意力机制提升重要特征的影响力，提高了配电网故障分类的准确度，同时加快了网络训练速度。网络模型结构如图4所示，包括输入的零序电流、小波包变换的时频能量谱、卷积层、池化层、Dropout层、门控循环单元、注意力层、全连接层及Softmax层。

具体结合过程：

1）将输入数据通过卷积、池化进行数据特征的学习，使用ReLU激活函数。

2）将输出的特征图按照时间序列划分后输入到门控循环单元中，激活函数选择tan$h$，提取出时序故障特征，引入Dropout层防止过拟合。

3）加权计算门控循环单元隐藏状态，对重要的故障特征进行加强，节约资源利用，提高计算速度。

4）展开提取出的故障特征数据，输入到全连接层和Softmax层中，实现故障分类。

3.2 故障分类过程

本文提出的基于深度卷积门控神经网络的高

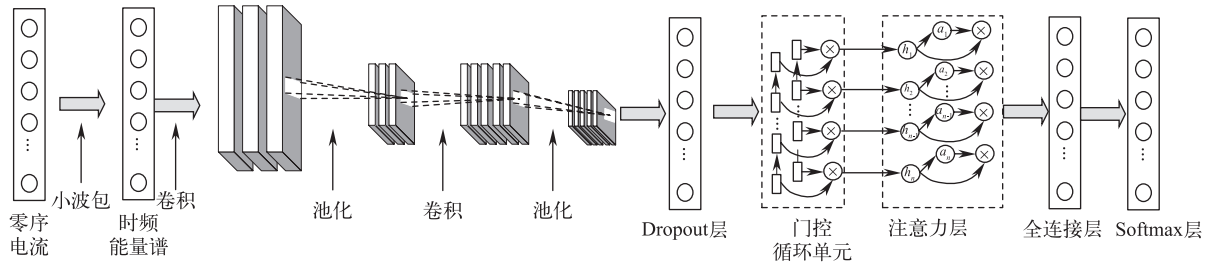

图 4　故障分类过程

Fig. 4 Fault classification process

比例新能源接入配电网故障分类方法流程如图5所示。

1）数据预处理。对零序电流数据进行采集，配电网发生故障时，整个系统会在半个周期内发生振荡，因此选择一个周期内的故障零序电流数据，设置采样率为2.4 kHz。对数据进行归一化处理，即

$$\hat{x}_i = \frac{x_i - \min(x_i)}{\max(x_i) - \min(x_i)} \tag{9}$$

2）样本集划分。根据式（1）～式（5）对采集的配电网零序电流数据进行小波包变换，把零序电流分解成几个低频和高频节点，计算出各个频带子小波包系数输出对应的能量值，提取出时频能量谱，包含很多故障特征信息，有利于进一步辨识故障。将数据分成测试集和训练集作为网络输入数据，设置深度卷积门控神经网络的输入维度为2 400 × 1。

3）网络参数更新。将训练集输入到深度卷积门控神经网络中，前向传播深层次学习配电网故障特征，将输入数据通过卷积、池化进行数据特征的学习，把输出的特征图按照时间序列划分后输入到门控循环单元中，提取出时序故障特征，加权计算门控循环单元隐藏状态，对重要的故障特征进行加强，提高计算速度，展开提取出的故障特征数据，输入到全连接层和Softmax层中。使用反向传播BPTT算法和交叉损失函数更新网络参数，最终形成性能较好的网络模型。

4)利用测试集验证本文方法的有效性。将测试集输入到已经训练好的深度卷积门控神经网络中，经过卷积、池化、门控循环单元和注意力层之后输出对应的故障特征，将网络的输出值和实际故障类型进行比较，判断故障分类是否正确，并记录下来。依此类推，将所有测试集的结果记录完毕后，计算最终的故障分类准确率。

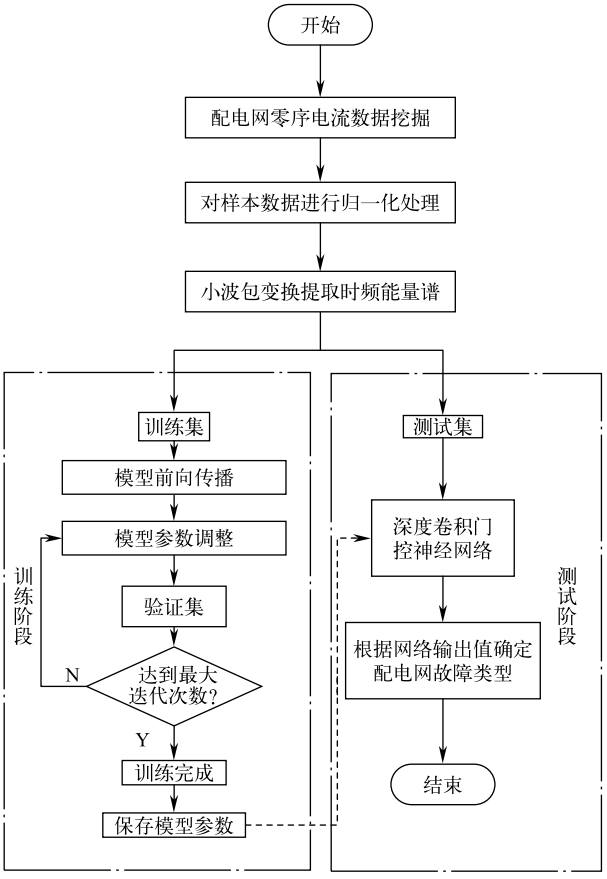

图 5　故障分类流程

Fig. 5 Fault classification process

4　仿真验证

4.1　仿真环境

为验证本文方案有效性，搭建IEEE 33节点的

新能源配电网模型，结构如图6所示。风力发电接入节点为18、25，额定容量为500 kW；光伏发电接入节点为11、33，额定容量为500 kW；储能装置接入节点为4，运行参数见表1。

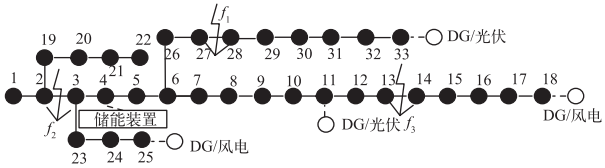

图 6　配电网模型

Fig. 6 Distribution network model

表 1　储能装置参数

Tab. 1 Energy storage device parameters

参数名称	数值
储能装置总容量 /（kW·h）	4 000
运行年限 / 年	10
最大充电和放电次数 / 次	9 000
额定功率 /kW	400

4.2　网络参数

为了提高输入层感受野，将第一层卷积核设置较大尺寸，本文设置为32，第二层卷积核设置较小尺寸，以提高网络的学习能力。为了防止出现过拟合现象，通过Dropout的方式，丢失参数设置为0.3，因此整个网络参数见表2。

表 2　网络模型设置的参数

Tab. 2 Parameters for network model settings

层数序号	层类型	参数	数据大小
1	输入层	2 400	2 400×1
2	卷积层 1	卷积核尺寸为 32；卷积核个数为 16；步长为 8；激活函数为 ReLU	150×16
3	池化层 1	池化尺寸为 2；池化步长为 4	75×16
4	卷积层 2	卷积核尺寸为 4；卷积核个数为 32；步长为 2；激活函数为 ReLU	75×32
5	池化层 2	池化尺寸为 3；池化步长为 4	25×32
6	Dropout	丢失参数为 0.3	25×128
7	门控循环单元层	神经元数量为 60；激活函数为 tan*h*	25×128
8	注意力层	DOT 打分函数	128
9	全连接层	神经元数量为 100	60
10	Softmax 层	分类数为 10	10

确定网络的迭代次数，随机抽取100个样本进行训练，逐渐提高迭代次数，故障分类准确率结果如图7所示。从图7中可知，当迭代次数达到500时，网络趋于稳定，故障分类准确率达到最大值99.2%，因此后面训练中，设置网络迭代次数为500。

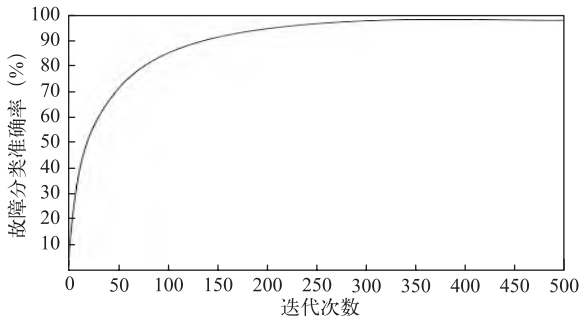

图 7　故障分类准确率随迭代次数的变化

Fig. 7 The variation of fault classification accuracy with the number of iterations

4.3　结果分析

选取5 000个样本作为训练集，1 000个样本作为测试集，验证本文方法的有效性，分别在图6中的f_1、f_2、f_3发生单相接地故障（AG、BG、CG）、两相间短路故障（AB、AC、BC）、两相短路接地故障（ABG、ACG、BCG）和三相短路故障（ABC）10种故障，分类准确率见表3。从表3中可知，本文方法对配电网故障分类具有很高的准确度。

表 3　不同故障点分类准确率

Tab. 3 Classification accuracy of different fault points

故障类型	故障分类准确率（%）		
	f_1	f_2	f_3
AG	99.72	99.53	100
BG	99.24	99.04	100
CG	99.62	99.57	99.57
ABG	99.31	99.85	99.17
ACG	98.89	99.52	99.44
BCG	99.01	100	99.67
AB	99.44	99.57	99.38
AC	99.62	99.92	98.85
BC	99.06	99.58	99.39
ABC	99.59	99.39	99.73

为了验证本文所提方法对配电网故障分类的优越性，将本文方法与常见的卷积神经网络和循环神经网络相比，损失函数如图8所示。从图8中可知，本文方法具有最低的损失函数，只有0.43，说明了本文所用网络收敛性能最优。

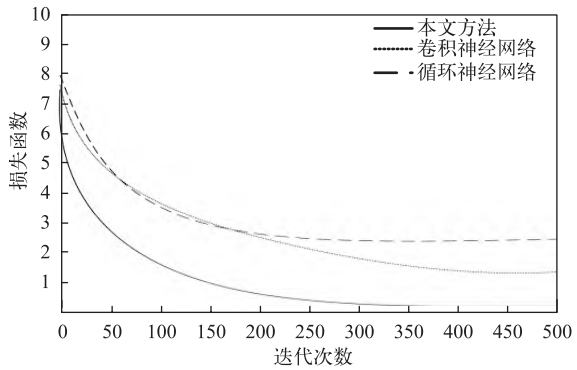

图 8　迭代次数和损失函数的关系

Fig. 8 Relation between iteration times and loss function

以f_1处故障为例，验证不同方法的故障分类准确度见表4、表5。从表4、表5中可知，本文方法故障分类准确率最高，相比于卷积神经网络和循环神经网络，分别提升了7.09%和11.14%，并且对不同类型的故障均有很高的分类准确度。

表 4　不同方法故障分类准确度

Tab. 4 Accuracy of fault classification using different methods

方法	准确度（%）
本文方法	99.45
卷积神经网络	92.36
循环神经网络	88.31

表 5　不同方法对不同故障类型的分类准确度

Tab. 5 Classification accuracy of different fault types using different methods

故障类型	故障分类准确度（%）		
	本文方法	卷积神经网络	循环神经网络
AG	99.72	92.54	88.36
BG	99.24	92.41	88.56
CG	99.62	92.94	88.71
ABG	99.31	92.51	88.14
ACG	98.89	92.57	88.73
BCG	99.01	92.81	87.86
AB	99.44	93.01	88.93
AC	99.62	92.35	88.44
BC	99.06	91.94	88.61
ABC	99.59	92.64	88.99

不同方法的故障分类准确度结果如图9所示。从图9中可知，本文方法故障分类准确率最高，平均值为99.57%，比卷积神经网络、循环神经网络分别提升了6.32%、10.82%。

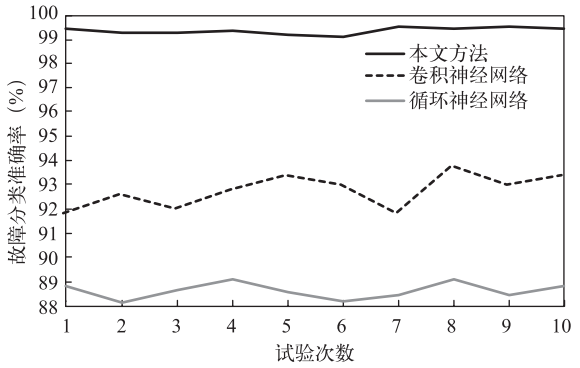

图 9　不同方法故障分类准确度

Fig. 9 Accuracy of fault classification using different methods

不同网络的故障分类训练时间见表6。从表6中可知，本文方法相比于卷积神经网络和循环神经网络，网络训练时间分别缩短了226 s和121 s，说明本文方法收敛速度更快，网络性能更优。

表 6　不同方法故障分类时间

Tab. 6 Fault classification time using different methods

方法	时间 /s
本文方法	63
卷积神经网络	289
循环神经网络	184

4.4　经高阻接地故障分类结果

配电网大部分故障是单相接地故障，经高阻接地故障电流较小，再加上分布式新能源的接入，使得配电网故障分类难度加大，因此验证经高阻接地的配电网故障分类效果更具实际意义。各种方法高阻接地故障结果见表7。从表7中可得，本文方法对高阻接地故障仍然具有很高的故障分类效果。

5　结束语

本文提出了一种基于深度卷积门控神经网络的高比例新能源接入配电网故障分类方法，主要取得了以下成果：

表 7 高阻接地故障下的不同方法结果对比

Tab. 7 Comparison of results of different methods under high resistance ground fault

电阻 / Ω	故障分类准确率（%）		
	本文方法	卷积神经网络	循环神经网络
10	98.84	90.45	86.42
20	98.45	90.13	85.83
30	98.84	90.56	87.43
40	98.34	90.27	87.51
50	98.56	90.72	86.47
60	99.03	90.11	86.78
70	98.99	89.73	85.52
80	98.67	89.67	86.98
90	99.15	90.34	86.74
100	99.25	89.79	86.48

1）使用小波包变换特征提取配电网零序电流形成时频能量谱，有效提取出故障特征数据，将序列归一化后作为模型的输入数据，为后续深度卷积门控神经网络有效训练奠定了基础。

2）将深度卷积门控神经网络应用于配电网故障分类中，融合卷积神经网络和门控循环网络提取新能源配电网故障特征数据，引入注意力机制提升网络训练效率和准确度，形成高比例新能源接入配电网故障分类模型。

3）经过仿真结果表明，所提方法对不同故障位置和不同过渡电阻具有分类速度快、准确度高的优点，相比于卷积神经网络和循环神经网络，分类准确度分别提升了6.32%、10.82%，高阻接地故障下分类准确度分别提升了7.09%和11.14%，网络训练时间分别缩短了226 s和121 s，在高比例新能源接入的配电网中应用前景良好。

参考文献

[1] 刘晓军，赵芷莹，马羽中，等．基于Pearson相关性的有源配电网复故障定位与识别[J]．电气应用，2022，41(10)：56-66.

[2] 郭谋发，游林旭，洪翠，等．基于LCD-Hilbert谱奇异值和多级支持向量机的配电网故障识别方法[J]．高电压技术，2017，43(4)：1239-1247.

[3] 叶远波，蔡翔，谢民，等．配电网单相接地故障快速选相方法研究[J]．电力系统保护与控制，2021，49(3)：96-103.

[4] 邹豪，曾祥君，喻锟，等．基于零序电压调控的故障选线选相新方法[J]．电力系统保护与控制，2020，48(15)：69-76.

[5] 曾祥君，刘玉玲，喻锟，等．改进的配电网对地参数谐振测量方法[J]．电力科学与技术学报，2020，35(3)：3-11.

[6] 曹文斌，徐静，王力，等．时域反演算法在配电网故障定位的建模和仿真[J]．智慧电力，2020，48(12)：79-83.

[7] 胡福年，张认，卞小亮．基于图论的主动配电网故障定位方法[J]．控制工程，2021，28(5)：833-838.

[8] 孙鹏，曹雨晨，刘洋，等．采用二进制蚁群模糊神经网络的配电网故障分类方法[J]．高电压技术，2016，42(7)：2063-2072.

[9] 黄景林，彭显刚，简胜超，等．基于深度学习与不平衡样本集的输电线路故障分类[J]．智慧电力，2021，49(2)：114-119.

[10] 和敬涵，罗国敏，程梦晓，等．新一代人工智能在电力系统故障分析及定位中的研究综述[J]．中国电机工程学报，2020，40(17)：5506-5516.

[11] 洪翠，付宇泽，郭谋发，等．基于卷积深度置信网络的配电网故障分类方法[J]．电力自动化设备，2019，39(11)：64-70.

[12] 徐舒玮，邱才明，张东霞，等．基于深度学习的输电线路故障类型辨识[J]．中国电机工程学报，2019，39(1)：65-74，321.

[13] YU J J Q，HOU Y H，LAM A Y S，et al．Intelligent fault detection scheme for microgrids with wavelet-based deep neural networks[J]．IEEE Transactions on Smart Grid，2019，10(2)：1694-1703.

[14] GUO M F，YANG N C，CHEN W F．Deep learning based fault classification using Hilbert-Huang transform and convolutional neural network in power distribution systems[J]．IEEE Sensors Journal，2019，19(16)：6905-6913.

[15] 汪洋，郭利进．一种新型 DSCNN-GRU 结构的

减速机轴承故障诊断方法[J]．机械科学与技术，2020，39(2)：258- 266．

[16] 徐先峰，赵龙龙，夏振．基于CNN-LSTM的轴承故障智能诊断方法研究[J]．自动化仪表，2020，41(12)：27-33．

[17] 池永为，杨世锡，焦卫东． 基于 LSTM-RNN的滚动轴承故障多标签分类方法[J]．振动、测试与诊断，2020，40(3)：563-571，629．

[18] 王奉涛，刘晓飞，邓刚，等．基于长短期记忆网络的滚动轴承寿命预测方法[J]．振动、测试与诊断，2020，40(2) ：303-309，419．

[19] 孙洁娣，毛新茹，温江涛，等．深度卷积长短期记忆网络的轴承故障诊断[J]．机械科学与技术，2021，40(7)：1091-1099．

[20] 陈佳慧，靳一玮．含分布式电源配电网的智能故障诊断方法[J]．科技创新与应用，2021(5)：121-123．

作者简介

徐宇（1983—），男，硕士，高级工程师，主要研究方向：继电保护整定计算、继电保护技术等。

杨鹏杰（1985—），男，学士，高级工程师，主要研究方向：继电保护检修、继电保护技术等。

李磊（1986—），男，工程师，主要研究方向：继电保护设备检修。

（收稿日期：2023-06-06）