DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.181285

基于栈式相关性稀疏自编码的电力通信网故障诊断

聂晓音[1,2]，谢 刚[1]，李 洋[3]，张 博[1]

(1. 太原科技大学电子信息工程学院，山西 太原 030024；2. 太原工业学院自动化系，山西 太原 030008；
3. 国网山西省电力公司信息通信分公司，山西 太原 030001)

摘要：针对电力通信网故障的特征自学习提取与诊断问题，提出一种栈式相关性稀疏自编码(Stacked Relational Sparse Autoencoder, SRAE)深度神经网络的电力通信网故障诊断方法。将电力通信网中 MIB(Management Information Base)变量状态数据编码为二进制序列作为训练数据，浅层单一的自编码网络对故障的自学习、特征提取能力不足。因此，首先将稀疏性限制和输入数据相关性限制融入自编码网络，构成相关性稀疏自编码神经网络(Relational Sparse Autoencoder, RAE)。然后将其层层堆栈，并在最后一层隐含层后添加分类器，构成 SRAE。最后，以路由器之间的连接故障为例进行仿真实验。实验结果表明所提出的故障诊断方法准确率平均值达到 99.625%，具有较高且稳定的诊断准确性。

关键词：电力通信网；故障诊断；相关性；稀疏性；自编码

Fault diagnosis of power communication network based on stacked relational sparse autoencoder

NIE Xiaoyin[1,2], XIE Gang[1], LI Yang[3], ZHANG Bo[1]

(1. School of Electronic and Information Engineering, Taiyuan University of Science and Technology, Taiyuan 030024, China; 2. Department of Automation, Taiyuan Institute of Technology, Taiyuan 030008, China; 3. Department of Communications State Grid Information & Telecommunication Company of SEPC, Taiyuan 030001, China)

Abstract: Aiming at the self-learning of fault feature and fault diagnosis in power communication network, a fault diagnosis method based on Stack Relational Sparse Autoencoder (SRAE) deep neural network is proposed. Considering that Management Information Base (MIB) data in power communication network is encoded into binary sequence as training data, the self-learning and feature extraction ability of shallow single autoencoder is insufficient. Therefore, the sparsity restriction and input data relational restriction are integrated into autoencoder to form a Relational Sparse Autoencoder (RAE); Then, it is stacked layer by layer, and the classifiers are added after the last hidden layer to form a SRAE; finally, a simulation experiment is carried out with the connection fault between routers. The experimental results show that the average accuracy of the proposed method is 99.625%, which has high and stable diagnostic accuracy.

This work is supported by Key Project of Shanxi Province Key Research and Development Plan (No. 201703D111027) and Science and Technology Project of State Grid Shanxi Province Electric Power Company.

Key words: power communication network; fault diagnosis; relational; sparse; autoencoder

0 引言

为了保证电力系统的安全稳定运行，电力通信网应运而生，其安全性和可靠性要求较高[1-2]。通常电力通信网的故障诊断需从数量大、冗余度高、完整性差的告警信息中挖掘，从而实现诊断并辅助预测网络故障。

当前电力通信网的故障诊断主要基于故障依赖关系[3-4]、贝叶斯网络[5]、模糊逻辑推理[6]、关联规则[7]等方法，但这些方法多依赖于先验和专家知识，耗用时间长，资源占用量大。因此，采用具有自学习能力、减少先验知识依赖的方法很有必要。

神经网络具有记忆、推理、自学习等特点，在复杂数据关系推理上很有优势，一直以来应用于电力通信网故障诊断[8]。文献[9]通过建立 BP 神经网

基金项目：山西省重点研发计划重点项目资助(201703D111027)；国网山西省电力公司科学技术项目资助

络模型，根据期望输出和实际输出差值，反向调节各神经元之间的权重，最终实现故障诊断与定位。文献[10]则采用基于模糊神经网络的故障诊断方法，对故障告警信息进行模糊化后再进行神经网络训练。文献[11]提出 SOM-BP 的改进方法有效提升通信网故障诊断的准确度。文献[12]将整体网络划分为多个子域，对每个子域建立神经网络故障模型实现故障诊断。以上方法取得了较好的效果，但传统的神经网络需要大量的故障标签数据，采用有监督学习方式进行网络训练[13-14]，而在实际电力通信网中，获取大量故障标签数据难度较大，故采用无监督学习方式进行电力通信网故障诊断迫在眉睫。

自编码(Autoencoder, AE)[15-16]是一种无监督学习神经网络，可提取数据内在特征并将其简明表达，从而进行简单的分类即可实现故障诊断。自编码属于浅层网络，学习能力有限，特别在二进制序列为训练样本的情况下，特征学习效果欠佳。基于此，论文将稀疏性限制和输入数据相关性限制融入自编码网络，同时将自编码网络堆栈并添加分类层，构建出一种栈式相关性稀疏自编码深度神经网络(SRAE)，进行电力通信网无监督特征提取与故障诊断。

综上所述，本文提出了基于栈式相关性稀疏自编码的电力通信网故障诊断方法。采集不同故障状态下的接口 MIB 数据，将其中变量状态编码为二进制序列，作为训练样本，避免处理繁杂的告警信息；针对二进制序列训练样本，构建栈式相关性稀疏自编码深度神经网络，提升特征提取能力；将所提出方法通过逐层无监督学习和有监督微调，完成电力通信网故障特征的自提取和表达，实现了故障诊断。

1　相关性稀疏自编码的原理

1.1 自编码的原理

自编码(AE)是一种典型的前馈式神经网络，分为编码和解码两个过程，其输入层和输出层具有相同神经元数，如图 1 所示。AE 学习的是一个输入输出相同的“恒等函数”，但意义在于学习的隐含层(通常是节点数更少)是输入层向量的良好表示，起到了“降维”的作用。

给定 M 个输入样本 $\boldsymbol{x}\in[0,1]^n$，n 为输入向量神经元的个数。如式(1)所示，通过编码函数 f_θ 对输入 $\boldsymbol{x}^{(i)}$ 进行编码操作，映射到隐含层向量 $\boldsymbol{y}^{(i)}\in[0,1]^m$，$m$ 为隐含层神经元个数。

$$\boldsymbol{y}^{(i)}=f_\theta\left(\boldsymbol{x}^{(i)}\right)=s_f\left(\boldsymbol{W}\boldsymbol{x}^{(i)}+\boldsymbol{b}\right) \tag{1}$$

式中：$s_f(\bullet)$ 为编码过程的非线性激活函数；$\boldsymbol{W}\in\mathbb{R}^{m\times n}$ 和 $\boldsymbol{b}\in\mathbb{R}^m$ 分别是权值矩阵和偏置向量；$\boldsymbol{\theta}=\{\boldsymbol{W},\boldsymbol{b}\}$ 为编码过程的参数集合。

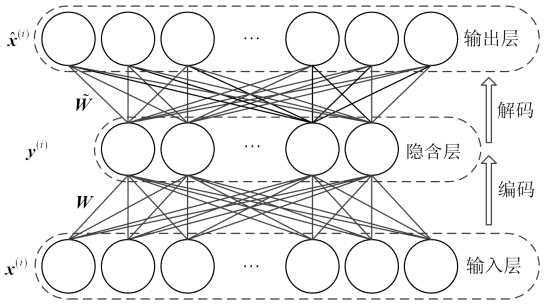


图 1 AE 的结构

Fig. 1 Structure of AE

然后通过解码函数 $g_{\theta'}$ 对隐含层 $\boldsymbol{y}^{(i)}$ 解码到 $\boldsymbol{x}^{(i)}$ 的重构表示 $\hat{\boldsymbol{x}}^{(i)}\in[0,1]^n$，如式(2)所示。

$$\hat{\boldsymbol{x}}^{(i)}=g_{\theta'}\left(\boldsymbol{x}^{(i)}\right)=s_g\left(\boldsymbol{W}'\boldsymbol{y}^{(i)}+\boldsymbol{b}'\right) \tag{2}$$

式中：$s_g(\bullet)$ 为解码过程的非线性激活函数；$\boldsymbol{W}'\in\mathbb{R}^{n\times m}$ 和 $\boldsymbol{b}'\in\mathbb{R}^n$ 分别是权值矩阵和偏置向量；$\boldsymbol{\theta}'=\{\boldsymbol{W}',\boldsymbol{b}'\}$ 为解码过程的参数集合。其中，解码过程的权重矩阵 $\boldsymbol{W}'$ 被 $\boldsymbol{W}'=\boldsymbol{W}^{\mathrm{T}}$ 的关系约束，以减少优化的参数和时间。通过最小化 x 和 $\hat{x}$ 的损失函数来寻求最优参数 $\boldsymbol{\theta}=\{\boldsymbol{W},\boldsymbol{b},\boldsymbol{b}'\}$，从而实现 AE 的训练过程，其损失函数为

$$J(\boldsymbol{W},\boldsymbol{b})=\frac{1}{M}\sum_{i=1}^{M}L(\boldsymbol{x},\hat{\boldsymbol{x}})=\frac{1}{M}\sum_{i=1}^{M}\frac{1}{2}\left\|\boldsymbol{x}^{(i)}-\hat{\boldsymbol{x}}^{(i)}\right\|^2 \tag{3}$$

1.2 稀疏性限制

一般情况下，当隐含层神经元个数较大时，难以学习得到输入样本的有效特征，因此，通过给 AE 施加一些其他的限制条件来发现输入数据中的结构。具体来说，给隐含层加入稀疏性限制，即使得隐含层神经元大部分值都处于“非激活”状态，那么 AE 即使在隐含层神经元数量较多的情况下仍可以提取输入数据的结构特征。

具体来说，以 Sigmod 激活函数为例，当神经元的输出接近于 1 的时候认为它被激活，而输出接近于 0 的时候认为它被抑制，那么使得神经元大部分时间都是被抑制的限制则被称作稀疏性限制[17]。加入稀疏性限制的损失函数可定义为

$$J_{\text{sparse}}(\boldsymbol{W},\boldsymbol{b})=J(\boldsymbol{W},\boldsymbol{b})+\beta\sum_{j=1}^{m}KL\left(\rho\|\rho_j\right) \tag{4}$$

式中：β 为控制稀疏性惩罚因子的权重；ρ 表示平均活跃度的目标值，一般是接近于 0 的较小值(如 $\rho=0.05$)；ρ_j 表示中间层第 j 个单元的平均活跃度，可按式(5)计算。

$$\rho_j=\frac{1}{M}\sum_{i=1}^{M}\boldsymbol{y}_j^{(i)}\left(\boldsymbol{x}^{(i)}\right) \tag{5}$$

式中，$\boldsymbol{y}_j^{(i)}\left(\boldsymbol{x}^{(i)}\right)$表示给第$i$个训练样本第$j$个神经元的激活度。

$KL\left(\rho\|\rho_j\right)$表示计算得到的平均激活度和目标值的差异。由于希望大多数的隐含层神经元“非激活”以学习到结构特征，所以希望ρ_j趋近于ρ。当$\rho_j=\rho$时，$KL\left(\rho\|\rho_j\right)=0$，否则$KL\left(\rho\|\rho_j\right)$会随着$\rho_j$偏离$\rho$而逐渐增大。

1.3 相关性限制

AE 作为一种基于神经网络的特征提取方法，在生成高维数据的抽象特征方面取得了巨大的成功，其通过最小化$J(\boldsymbol{W},\boldsymbol{b})$来提取特征。然而，它没有考虑数据训练样本之间的关系，特别是面对二进制序列样本时，会影响到原数据结构特征的有效提取[18]。为此，将输入数据相关性融入 AE，使其损失函数包含重构误差和数据关系两部分，如式(6)所示。

$$\begin{aligned}J_{\mathrm{RAE}}(\boldsymbol{W},\boldsymbol{b})=&(1-\alpha)J(\boldsymbol{W},\boldsymbol{b})+\\&\alpha\frac{1}{M}\sum_{i=1}^{M}\frac{1}{2}\left\|R\left(\boldsymbol{x}^{(i)}\right)-R\left(\hat{\boldsymbol{x}}^{(i)}\right)\right\|^2+\\&\beta\sum_{j=1}^{m}KL\left(\rho\|\rho_j\right)\end{aligned} \tag{6}$$

式中：$R\left(\boldsymbol{x}^{(i)}\right)$为输入数据相关性表示；$R\left(\hat{\boldsymbol{x}}^{(i)}\right)$为重构数据相关性表示；$\alpha$为控制数据重构误差和相关性误差的权重参数。数据相关性可以多种方式建立，本文$R\left(\boldsymbol{x}^{(i)}\right)$是从$\boldsymbol{x}^{(i)}$和$\left(\boldsymbol{x}^{(i)}\right)^{\mathrm{T}}$乘积出发给出了数据相关性，则损失函数为

$$\begin{aligned}J_{\mathrm{RAE}}(\boldsymbol{W},\boldsymbol{b})=&(1-\alpha)J(\boldsymbol{W},\boldsymbol{b})+\\&\alpha\frac{1}{M}\sum_{i=1}^{M}\frac{1}{2}\left\|\boldsymbol{x}^{(i)}\left(\boldsymbol{x}^{(i)}\right)^{\mathrm{T}}-\hat{\boldsymbol{x}}^{(i)}\left(\hat{\boldsymbol{x}}^{(i)}\right)^{\mathrm{T}}\right\|^2+\\&\beta\sum_{j=1}^{m}KL\left(\rho\|\rho_j\right)\end{aligned} \tag{7}$$

综上所述，在 AE 的基础上通过加入稀疏性限制和输入数据相关性限制条件，来学习到更有效的特征表达，得到相关性稀疏自编码神经网络(RAE)，其特征提取能力增强，更适用于电力通信网故障诊断。

2 栈式相关性稀疏自编码

2.1 栈式相关性稀疏自编码的预训练和微调

RAE 仅属于浅层网络，考虑到电力通信网设备间拓扑结构的复杂性，难以通过浅层网络学习得到网络故障特征。所以，栈式相关性稀疏自编码网络(SRAE)的预训练通过将多个 RAE 层层堆叠，组成了 SRAE 结构，实现无监督故障信息的特征提取，如图 2 所示。

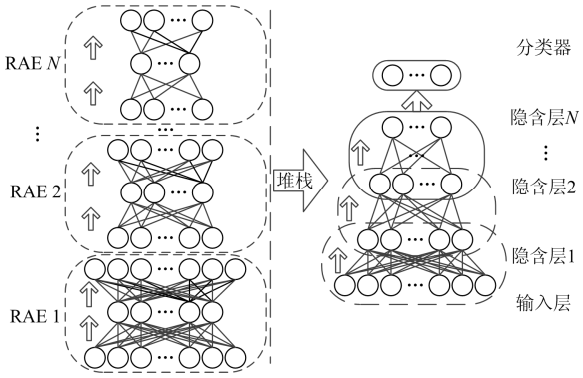


图 2 SRAE 的结构

Fig. 2 Structure of SRAE

完成预训练后，将最后一层隐含层参数作为监督分类器的输入，应用 BP 算法优化全网络参数，实现有监督微调，从而提升 SRAE 的性能表现。

2.2 栈式相关性稀疏自编码的电力通信网故障诊断

针对电力通信网故障的特征自学习提取与诊断需求，提出了栈式相关性稀疏自编码(SRAE)深度神经网络方法。该方法将无监督自学习与有监督微调相结合，可同时完成网络故障的特征提取与诊断，克服了传统方法的不足。方法流程如图 3 所示，步骤可总结如下：首先，获取电力通信网 MIB 数据，将各数据、故障状态进行编码[19]，并作为训练样本；其次，确定 SRAE 的隐含层数N，以无监督的方式逐层贪婪式训练N个 RAE，即每一个 RAE 的隐含层作为下一层 RAE 的输入，直到N层 RAE 训练完毕；然后，将最后一层隐含层添加分类器，根据故障类别，微调 SRAE 的参数，完成网络训练；最后，利用训练好的 SRAE，结合测试数据，实现电力通信网的故障诊断，并给出准确率。

3 实验验证

3.1 实验数据

本文以典型电力通信网为例，针对某网络两个路由器之间的连接故障进行诊断，验证所提出方法的有效性。本文示例网络如图 4 所示，使用 Cisco2620 路由器与 DCE 设备连接串口的部分故障样本，采集 MIB 数据，作为实验数据。选择 MIB-II 接口组和 Cisco 私有 MIB 的接口组变量作为输入量，将接口出现故障的 7 种情况，再加上正常状态，共 8 种状态情况作为输出项，如表 1 所示。

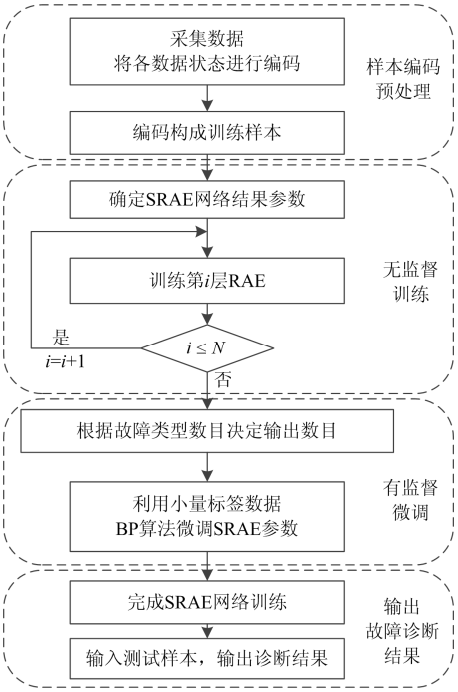


图 3 SRAE 方法的流程图

Fig. 3 Flow chart of SRAE method

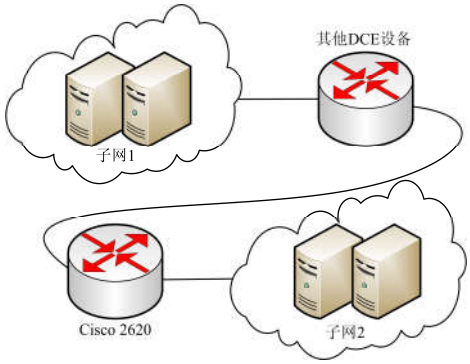


图 4 实验网络拓扑图

Fig. 4 Experimental network topology

表 1 接口故障的 8 种状况

Table 1 8 status of interface fault

故障类型	样本个数	故障标签
正常	60	1
接口中断	60	2
接口速率不匹配	60	3
接口缓冲区不足	60	4
双工模式不匹配	60	5
链路带宽不足	60	6
帧协议不匹配	60	7
接口负载过大	60	8

自编码方法中，堆叠层数越多特征学习效果越好，但过深的网络会增大训练难度、陷入过拟合。经过文献查阅[20]和实验测试，本文 SRAE 的结构为：30—16—10—8，网络共有 4 层。相关参数通过实验，如图 5 所示，选用稀疏性惩罚因子的权重 $\beta=0.55$，相关性限制的权重 $\alpha=0.4$。

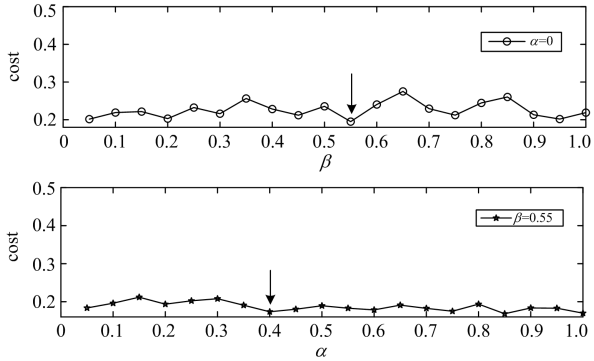


图 5 相关参数

Fig. 5 Related parameters

3.2 实验分析

实验中，随机选择 80%的样本用于训练，剩余样本用于测试。为了减少随机因素，实验重复进行共 20 次，结果如图 6 所示。可以看出，提出方法 20 次的实验准确率在 96.25%~100%，且仅个别次数准确率为 99.875%，诊断结果准确率稳定，充分说明所提出方法可以准确诊断电力系统通信网接口中的 8 种不同故障。为了比较，使用相同结构的栈式自编码(SAE)以及单层 BP 诊断相同数据集，实验结果如图 6。研究诊断结果，可以看出单层 BP 方法 20 次实验的诊断结果准确率为 60%~91.25%，排除两端结果，多数诊断结果集中在 70%~80%左右。SAE 方法的 20 次诊断准确率在 23.75%~92.5%，浮动范围较大，诊断结果准确率不稳定。

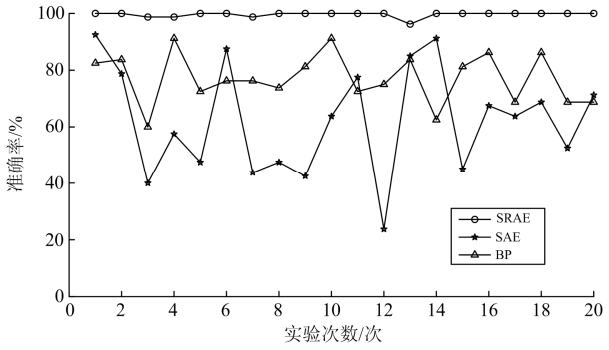


图 6 20 次实验中的诊断准确率

Fig. 6 Diagnostic accuracy in the 20 experiments

从定量和学习方式的角度比较三种方法，计算 20 次的平均诊断准确率和标准差，如表 2 所示。可以看出，在精度方面，提出方法的准确率最高，其平均准确率为 99.625%，而 SAE 的平均准确率仅为

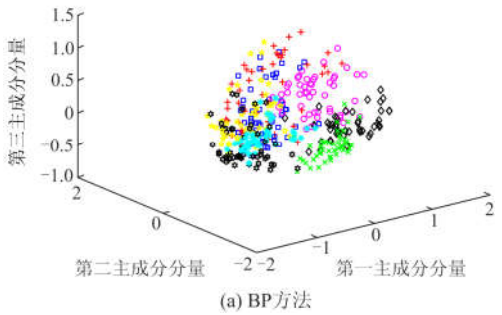
62.375%；在稳定性方面，提出方法的准确率标准差仅为 0.919 5%，较稳定，而 SAE 的标准差高达 19.373%，最不稳定；在学习方式方面，提出的方法采用无监督学习和有监督微调形成的半监督学习模式，只需要少量标记数据即可以完成整个网络训练，而 BP 方法虽然展现出其他两种方法折中的准确率和稳定性，但其为有监督学习，训练过程需要大量的标签数据。

表 2 20 次实验的诊断结果

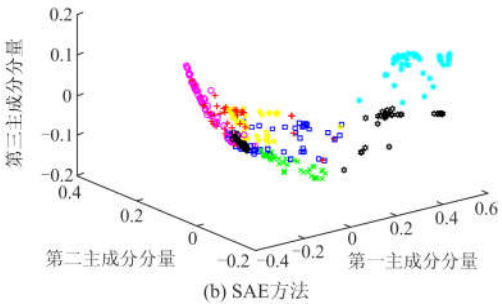
Table 2 Diagnostic results of the 20 experiments

方法	平均准确率/%	准确率标准差/%	学习方式
SRAE	99.625	0.919 5	无监督学习+有监督微调
SAE	62.375	19.373	无监督学习+有监督微调
BP	77.125	8.867 6	有监督学习

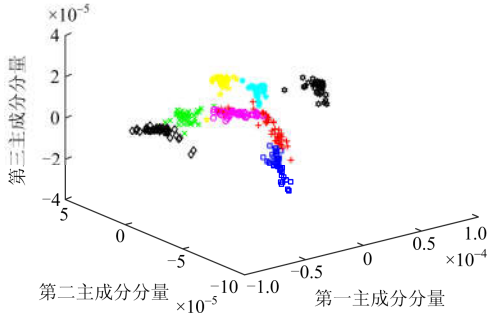
进一步，比较三种方法的特征自学习提取能力，利用主成分分析提取特征的前三个主成分，并可视化，如图 7 所示。图 7(a)为 BP 方法提取特征的主成分散点图，可以看出，各个故障特征的散点没有呈现规律性的聚集模式，不同故障类型散点相互交错，说明 BP 方法特征提取能力一般；图 7(b)为 SAE 方法提取特征的主成分散点图，各类故障特征的散点呈聚集模式，但类别之间有相互交叉的情况，说明针对二进制序列为训练样本时，SAE 的特征提取能力明显有限；图 7(c)为提出方法的特征散点图，



(a) BP方法



(b) SAE方法



(c) SRAE方法

图 7 特征自学习提取对比

Fig. 7 Contrast of feature self-learning extraction

可以看出同一类故障特征的散点图聚集在一起，而不同类别的故障又有效分开，因而可取得良好的诊断准确率，在电力通信网的故障诊断方面更具有优势。

4 结论

针对电力通信网故障的特征自学习提取和诊断问题，将稀疏性限制和相关性限制融入自编码网络中，提出了栈式相关性稀疏自编码；并将其堆栈后添加分类器，逐层无监督训练结合有监督微调，可实现电力通信网故障的特征自学习和诊断。以接口为例，实验验证和对比分析说明了所提方法具有良好的特征提取能力和诊断精度。

参考文献

[1] 国家能源局 317 号. 电力行业网络与信息安全管理办法[S]. 北京: 国家能源局, 2014.
National Energy Board No. 317. Power industry network and information security management method[S]. Beijing: National Energy Board of China, 2014.

[2] 王汪兵, 王先培, 尤泽樟, 等. 电力通信网关键节点辨识方法研究[J]. 电力系统保护与控制, 2018, 46(1): 44-49.
WANG Wangbing, WANG Xianpei, YOU Zezhang, et al. Research on key node identification method in electric power communication network[J]. Power System Protection and Control, 2018, 46(1): 44-49.

[3] HE Miao, ZHANG Junshan. A dependency graph approach for fault detection and localization towards secure smart grid[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2011, 2(2): 342-351.

[4] 郑国华, 黄朵, 张伟, 等. 基于最大概率的故障指示器故障判定方法[J]. 电力系统保护与控制, 2017, 45(16): 105-110.
ZHENG Guohua, HUANG Duo, ZHANG Wei, et al. A method for fault diagnosis of fault indicator based on maximum probability[J]. Power System Protection and Control, 2017, 45(16): 105-110.

[5] 王开选, 杨峥, 邱雪松. 面向影响分析的电力通信网故障定位算法[J]. 北京邮电大学学报, 2014, 37(增刊 1): 55-59.
WANG Kaixuan, YANG Zheng, QIU Xuesong. Algorithm of fault locating on impact analysis in power communication networks[J]. Journal of Beijing University of Posts and Telecommunications, 2014, 37(S1): 55-59.

[6] 王翔, 代飞, 高维忠, 等. 基于集合运算和组合式模糊条件的电力通信网故障定位[J]. 电力系统自动化, 2014, 38(24): 114-118.
WANG Xiang, DAI Fei, GAO Weizhong, et al. Fault location for electric power communication network based on intersection operation and combined fuzzy condition[J]. Automation of Electric Power Systems, 2014, 38(24): 114-118.

[7] 李彤岩. 基于数据挖掘的通信网告警相关性分析研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2010.
LI Tongyan. Researches on data mining based alarm correlation analysis in communication networks[D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2010.

[8] 向德军, 王彬, 郭文鑫, 等. 基于人工神经网络的电力系统精细化安全运行规则[J]. 电力系统保护与控制, 2017, 45(18): 32-37.
XIANG Dejun, WANG Bin, GUO Wenxin, et al. Fine security rule for power system operation based on artificial neural network[J]. Power System Protection and Control, 2017, 45(18): 32-37.

[9] 戚涌, 李千目, 刘凤玉. 基于 BP 神经网络的网络智能诊断系统[J]. 微电子学与计算机, 2004, 21(10): 10-13, 18.
QI Yong, LI Qianmu, LIU Fengyu. Network fault intelligent diagnosis based on BP neural network[J]. Microelectronics & Computer, 2004, 21(10): 10-13, 18.

[10] 张禹. 模糊神经网络在移动通信网故障诊断中的应用[D]. 天津: 天津理工大学, 2010.
ZHANG Yu. The application of fuzzy neural network in mobile communication network fault diagnosis[D]. Tianjin: Tianjin University of Technology, 2010.

[11] WU Kehe, HUANG Zhengguan, WANG Zhao, et al. A kind of fault diagnosis research based on improved SOM-BP composite neural network[C] // 2014 IEEE 5th International Conference on Software Engineering and Service Science, June 27-29, 2014, Beijing, China: 465-467.

[12] 何清素. 基于多域划分的通信信息网络故障联合定位算法[J]. 南京邮电大学学报(自然科学版), 2017, 37(1): 79-84.
HE Qingsu. Network fault location algorithm based on multi-domain partitioning in communication and information networks[J]. Journal of Nanjing University of Posts and Telecommunications (Natural Science Edition), 2017, 37(1): 79-84.

[13] 刘春翔, 范鹏, 王海涛, 等. 基于 BP 神经网络的输电线路山火风险评估模型[J]. 电力系统保护与控制, 2017, 45(17): 100-105.
LIU Chunxiang, FAN Peng, WANG Haitao, et al. Modeling forest fire risk assessment based on BP neural network of transmission line[J]. Power System Protection and Control, 2017, 45(17): 100-105.

[14] 何巨龙, 王根平, 刘丹唐, 等. 基于提升小波和改进 BP 神经网络的配电网系统电能质量扰动定位与识别[J]. 电力系统保护与控制, 2017, 45(10): 69-76.
HE Julong, WANG Genping, LIU Dantang, et al. Localization and identification of power quality disturbance in distribution network system based on lifting wavelet and improved BP neural network[J]. Power System Protection and Control, 2017, 45(10): 69-76.

[15] LI Erzhu, DU Peijun, SAMAT A, et al. Mid-level feature representation via sparse autoencoder for remotely sensed scene classification[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2017, 10(3):1068-1081.

[16] BENGIO Y, COURVILLE A, VINCENT P. Representation learning: a review and new perspectives[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2013, 35(8): 1798-1828.

[17] CHARTE D, CHARTE F, GARCÍ S, et al. A practical tutorial on autoencoders for nonlinear feature fusion: Taxonomy, models, software and guidelines[J]. Information Fusion, 2018, 44: 78-96.

[18] MENG Qinxue, CATCHPOOLE D, SKILLICOM D, et al. Relational autoencoder for feature extraction[C] // International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN), May 14-19, 2017, Anchorage, AK, USA: 364-371.

[19] CHAPPELL L A, TITTEL E D. TCP/IP 协议原理与应用[M]. 北京: 清华大学出版社, 2000.

[20] 吴洋. 深度自编码网络在滚动轴承故障诊断中的应用研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2018.
WU Yang. Research on fault diagnosis of rolling bearing based on the deep auto-encoder network[D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2018.

收稿日期：2018-10-16；　修回日期：2018-12-05

作者简介：

聂晓音(1990—)，女，博士研究生，讲师，研究方向为故障诊断、性能评价；E-mail: niexiaoyin900113@163.com

谢　刚(1972—)，男，通信作者，博士，教授，博士生导师，研究方向为智能信息处理、故障诊断、图像识别；E-mail: xiegang@tyust.edu.cn

李　洋(1978—)，男，博士，高级工程师，研究方向为电力信息通信技术。E-mail: 15333666809@126.com

(编辑　魏小丽)