華東理工大學学报 自然科学版 Natural Science Edition
JOURNAL OF EAST CHINA UNIVERSITY OF SCIENCE AND TECHNOLOGY

基于多分支网络结构搜索的工业过程故障诊断

姚嘉伟 侍洪波 宋冰 陶阳

Fault Diagnosis in Industrial Process Based on Multi-way Network Architecture Search

YAO Jiawei, SHI Hongbo, SONG Bing, TAO Yang

在线阅读 View online: http://doi.org/10.14135/j.cnki.1006-3080.20260113001

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

基于属性描述的多单元过程零样本故障诊断

Zero-Shot Fault Diagnosis for Multi-Unit Process Based on Attribute Description

华东理工大学学报（自然科学版）. 2023, 49(6): 845-853 http://doi.org/10.14135/j.cnki.1006-3080.20221024001

基于注意力机制多尺度卷积神经网络的轴承故障诊断

Bearing Fault Diagnosis Based on Multi-Scale Convolutional Neural Network of Attention Mechanism

华东理工大学学报（自然科学版）. 2024, 50(2): 247-256 http://doi.org/10.14135/j.cnki.1006-3080.20221223001

基于特征加权的化工过程中未见模式的故障诊断

Fault Diagnosis of Unseen Modes in Chemical Processes Based on Feature Weighted

华东理工大学学报（自然科学版）. 2025, 51(5): 693-703 http://doi.org/10.14135/j.cnki.1006-3080.20241216001

基于改进注意力机制的CNN的齿轮箱故障诊断

Gearbox Fault Diagnosis Based on CNN with Improved Attention Mechanism

华东理工大学学报（自然科学版）. 2024, 50(6): 920-928 http://doi.org/10.14135/j.cnki.1006-3080.20231207002

基于多块卷积变分信息瓶颈的多变量动态过程故障诊断

Multivariate Dynamic Process Fault Diagnosis Based on Multi-Block Convolutional Variational Information Bottleneck

华东理工大学学报（自然科学版）. 2021, 47(6): 716-725 http://doi.org/10.14135/j.cnki.1006-3080.20201022001

有源噪声控制中基于神经网络的次级通道辨识优化

Optimization of Secondary Path Identification in Active Noise Control Based on Neural Network

华东理工大学学报（自然科学版）. 2021, 47(6): 761-768 http://doi.org/10.14135/j.cnki.1006-3080.20200928001

扫码关注公众号，获取更多信息！

文章编号：1006-3080(2026)04-0533-10 DOI：10.14135/j.cnki.1006-3080.20260113001

基于多分支网络结构搜索的工业过程故障诊断

姚嘉伟， 侍洪波， 宋 冰， 陶 阳
（华东理工大学信息科学与工程学院，上海 200237）

摘要：工业过程中常用神经网络进行故障诊断，然而神经网络的设计工作往往需要大量专家经验，并且随着样本量的增加，网络测试和超参数调整更加耗时耗力。针对该问题，本文提出了基于多分支网络结构搜索的故障诊断方法：首先，设计控制器自动生成以图卷积网络(GCN)为基础单元的神经网络结构；其次，利用权重共享机制大大减少网络测试时间；此外，采用了ε-贪婪策略，以避免控制器陷入局部最优；最后，在田纳西伊斯曼(TE)过程仿真上验证了方法的有效性，与其他经典方法相比，本文方法的平均准确率提升3.85个百分点以上，搜索速度提升了71.2%以上。

关键词：过程控制；故障诊断；神经网络；网络结构搜索；田纳西伊斯曼过程

中图分类号：TP277 **文献标志码：**A

故障诊断是工业自动化与控制工程中的重要领域，旨在自动识别系统的异常行为[1-3]。通过故障诊断技术来提升生产系统的可靠性和效率是实现工业4.0的关键[4-9]。随着信息技术的不断发展，越来越多的数据可以从工业过程中获取，基于数据驱动的故障诊断应运而生[10-12]。当故障发生时，这类诊断方法通过分析传感器测量信号，利用所采样的当前数据和历史数据来推断故障类别[13-14]，其中以神经网络为基础的机器学习方法尤为常用[15-20]。然而，这种方法有着较差的可迁移性，通常需要针对不同的任务设计不同的神经网络，并且网络模型的结构及其参数的调整主要通过反复试错来优化。这一过程不仅依赖于专家的知识和经验，也十分消耗时间。随着模型深度加深，模型设计的难度和手动参数调整的工作量都会成倍增加。

不同于人工设计神经网络，网络结构搜索(NAS)可以自动设计并生成网络结构，在一定程度上降低了对专家经验知识的依赖，简化了手动调优的过程，减少了结构设计和参数调整所带来的人力成本和时间成本[21]。根据优化方法，NAS大致可以分为：基于启发式策略方法[22-25]、基于强化学习方法[26-29]和基于梯度优化方法[30-33]。例如Floreano等[34]使用进化搜索算法为问题自动搜索最优神经网络架构，但这种方法的搜索特性导致了其搜索速度较慢，且需要加入大量启发式策略。Zoph等[35]利用循环神经网络(RNN)作为控制器来生成网络模型，然后以强化学习的思想去训练控制器。Baker等[36]提出MetaQNN算法，开创性地提出了Q-learning方法，根据每个动作对应的Q值来选择动作，并在训练过程中迭代更新Q表，实现最优策略的搜索。Liu等[37]提出DARTS算法，不再使用控制器来对网络结构采样，而是采用梯度策略直接优化每个动作的选择概率。Wang等[38]用循环神经网络构建控制器，来逐步设计每层的网络参数，并将该方法应用于轴承故障诊断领域。Li等[39]将NAS方法应用于单样本故障诊断领域，并使用余弦相似度评估候选网络。Cao等[40]为了避免网络过深导致过拟合问题，引入了早停机制，并以帕累托效率作为网络的奖励提升训练效率。

传统的网络结构搜索方法生成的网络往往以堆叠网络单元为主，其只有一条分支，网络结构固定且

收稿日期：2026-01-13
基金项目：国家自然科学基金项目(62473154, 62473155, 62473156)
作者简介：姚嘉伟(2000—)，男，上海人，硕士生，主要研究方向为故障诊断。E-mail: 454390941@qq.com
通信联系人：侍洪波，E-mail: hbshi@ecust.edu.cn
引用本文：姚嘉伟, 侍洪波, 宋 冰, 等. 基于多分支网络结构搜索的工业过程故障诊断 [J]. 华东理工大学学报(自然科学版), 2026, 52(4): 533-542.
Citation: YAO Jiawei, SHI Hongbo, SONG Bing, *et al*. Fault Diagnosis in Industrial Process Based on Multi-way Network Architecture Search[J]. Journal of East China University of Science and Technology, 2026, 52(4): 533-542.

单一。因此,在上述工作的基础之上,本文提出一种多分支网络结构搜索模型,它能同时提取粗粒度和细粒度的特征,由控制器自行决定网络宽度和深度,所提取的特征较单分支网络提取的特征更加全面;并且,利用权重共享机制,将候选网络在训练过程中的权重进行保存,作为后续候选网络的初始权重,大大减少后续网络训练的轮数,节约训练时间。此外,为了避免网络结构搜索陷入局部最优,引入了 ε-贪婪策略,在搜索过程的初期以探索为主,随着搜索的进行逐渐转变为以经验利用为主导的搜索,但始终保留跳出经验的概率,防止模型过早收敛。

1 多分支网络结构搜索

1.1 网络结构搜索

网络结构搜索可以看作是在离散空间中的结构优化问题,目标是在给定的搜索空间 S 中,寻找一个网络结构 $s \in S$,使其在测试集上的性能指标 $P(s)$ 达到最优,可以用公式表示为:

$$s^* = \arg\max_{s \in S} P(s) \tag{1}$$

其中, s^* 表示搜索空间中的最优结构。搜索过程的基本流程如图 1 所示。首先,令控制器输出决策列表,用于生成一个网络结构;然后,对该网络进行训练并在测试集上对其测试,记录其准确率;最后,以其准确率计算奖励,并用奖励优化控制器。

图 2 所示的传统网络结构搜索方法通常生成只有一条分支的单分支网络或者固定结构的网络,控制器以搜索网络层参数为主,但这限制了所生成网络对特征的提取能力;并且传统的方法大多采用卷积神经网络(CNN)作为基础网络单元,但 CNN 侧重于提取相邻变量之间的特征,而在工业过程中输入变量之间并没有特定顺序。因此本文提出多分支网络结构搜索,如图 3 所示。多分支网络可以同时提取不同尺度特征,也可以缓解网络反向传播过程中梯度消失的问题,而控制器可以根据任务难易程度动态调整网络的宽度和深度,避免网络结构冗余和不足;并且图卷积网络(GCN)通过构建图网络,使得每个变量只与自身相关联的变量进行卷积,令特征提取过程更加合理。

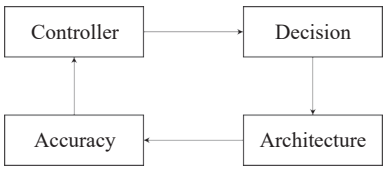


图 1 网络结构搜索流程

Fig. 1 Process of the NAS

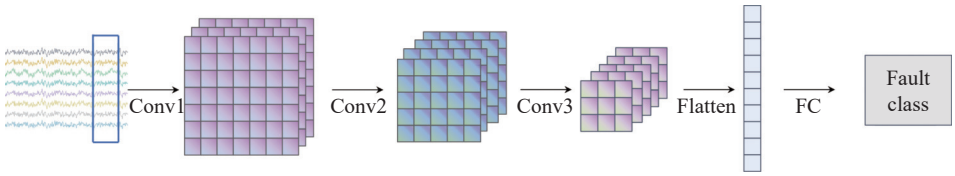


图 2 单分支网络

Fig. 2 Single-way network

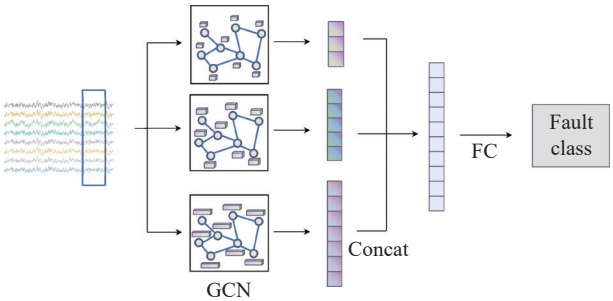


图 3 以图卷积网络为基础的多分支网络

Fig. 3 Multi-way network based on GCN

1.2 策略梯度优化方法

为了搜索到最佳的网络结构,需要对控制器进行优化,优化目标为使得奖励函数的期望达到最大,则目标函数可以表示如下:

$$J(\theta_c) = E_A(R) \tag{2}$$

其中, $J(\cdot)$ 表示目标函数; θ_c 表示控制器网络的权重; $E(\cdot)$ 表示期望; R 表示奖励函数; A 表示控制器所做决策。由于决策 A 通常是离散的选项,导致这一过程不可微,因此利用连续松弛优化的思想,以连续的决策概率分布代替离散的具体决策。将目标函数的梯度表示如下:

$$\nabla_{\theta_c} J(\theta_c) = \sum_i E[\nabla \lg P(a_i) \times R] \tag{3}$$

其中, a_i 表示某一个具体的决策; $P(a_i)$ 表示控制器所做出的某一决策的概率,为了避免连乘,采用对数概率 $\lg P(a_i)$ 并求和;奖励 R 作为加权系数。如果奖励为正数,那么控制器就会增加当前决策的概率,否则就会降低概率转而探索其他结果。最后,用经验值代替期望值:

$$\nabla_{\theta_c} J(\theta_c) = \frac{1}{Q}\sum_{q=1}^{Q}\sum_i \nabla \lg P(a_i)\times R \tag{4}$$

其中, Q 表示控制器每次训练所采样的网络数。

1.3　控制器设计

控制器负责输出决策序列以生成神经网络, 其结构如图 4 所示。如果要生成 M 个图卷积网络层来构成完整的神经网络, 则控制器为由 M 个串联的长短期记忆神经网络(LSTM)单元构成的网络, 每个单元的网络传播公式如下:

$$\boldsymbol{f}_t = \sigma(\boldsymbol{W}_f[\boldsymbol{h}_{t-1}, \boldsymbol{x}_t] + \boldsymbol{b}_f) \tag{5}$$

$$\boldsymbol{i}_t = \sigma(\boldsymbol{W}_i[\boldsymbol{h}_{t-1}, \boldsymbol{x}_t] + \boldsymbol{b}_i) \tag{6}$$

$$\boldsymbol{o}_t = \sigma(\boldsymbol{W}_o[\boldsymbol{h}_{t-1}, \boldsymbol{x}_t] + \boldsymbol{b}_o) \tag{7}$$

$$\hat{\boldsymbol{C}}_t = \tanh(\boldsymbol{W}_C[\boldsymbol{h}_{t-1}, \boldsymbol{x}_t] + \boldsymbol{b}_C) \tag{8}$$

$$\boldsymbol{C}_t = \boldsymbol{f}_t \odot \boldsymbol{C}_{t-1} + \boldsymbol{i}_t \odot \hat{\boldsymbol{C}}_t \tag{9}$$

$$\boldsymbol{h}_t = \boldsymbol{o}_t \odot \tanh(\boldsymbol{C}_t) \tag{10}$$

其中, $\boldsymbol{i}_t$、$\boldsymbol{f}_t$ 和 $\boldsymbol{o}_t$ 分别表示输入门、遗忘门和输出门; σ 表示激活函数; $\boldsymbol{x}_t$ 表示 t 时刻的输入向量; $\boldsymbol{h}_t$ 表示网络时刻的输出向量; $\boldsymbol{h}_o$ 为零向量; $\boldsymbol{C}_{t-1}$ 和 $\hat{\boldsymbol{C}}_t$ 分别表示 $t-1$ 时刻的记忆单元和 t 时刻的候选记忆单元, 其中 $\boldsymbol{C}_0$ 为零向量; $\odot$ 表示向量对应元素相乘。

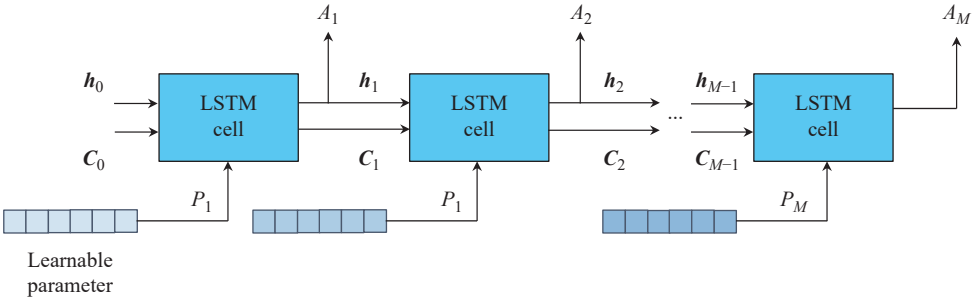


图 4　多分支网络结构搜索中的控制器结构

Fig. 4　Framework of the controller in the multi-way network architecture search

控制器以一个可学习向量作为网络输入, 通过 LSTM 网络可以直接输出每个网络层的参数。每一个 LSTM 单元都会输出一个决策向量 $\boldsymbol{A}_m$, 该向量包含了一个图卷积网络层的所有所需参数以及它们的连接方式, 即:

$$\boldsymbol{A}_m = (a_1, a_2, \cdots, a_N) \tag{11}$$

其中, $a_1, \cdots, a_N$ 表示各个决策的对应参数, 将其分为三组: a_1, a_2 表示网络类型的选择, 分别代表加入全连接层和加入图卷积层; $a_3, \cdots, a_9$ 表示网络输出的特征维数, 分别代表选择 4, 8, 16, 32, 64, 128, 256 作为输出维数的概率; $a_{10}, \cdots, a_N$ 表示该网络的父节点的序号, 即以其父节点的特征输出作为该网络的输入, 可选的父节点包括原始数据输入和已生成的网络层。

将每组参数通过 Softmax 函数归一化使其和为 1, 用以表示每个决策的选择概率, 即:

$$P(a_i) = \frac{\mathrm{e}^{a_i}}{\sum_{i=1}^{2}\mathrm{e}^{a_i}}, i = 1, 2 \tag{12}$$

$$P(a_i) = \frac{\mathrm{e}^{a_i}}{\sum_{i=3}^{9}\mathrm{e}^{a_i}}, i = 3, \cdots, 9 \tag{13}$$

$$P(a_i) = \frac{\mathrm{e}^{a_i}}{\sum_{i=10}^{N}\mathrm{e}^{a_i}}, i = 10, \cdots, N \tag{14}$$

其中, $P(a_i)$ 表示每个决策被选择的概率。控制器输出概率参数之后, 通过对概率分布采样, 得到具体的决策结果。

1.4　网络基础单元

传统的网络结构搜索使用普通的卷积神经网络(CNN)作为网络基础单元。CNN 侧重于提取相邻变量之间的特征, 但变量与变量之间并无特定顺序, 解释性较差。而 GCN 首先利用过程机理建立基于变量的图网络, 能够使得特征和信息在该图网络中进行传播。在图卷积操作时每个节点会与自身相关联的节点卷积, 每个节点能够聚合相邻节点的知识来更新自身节点的特征, 以此提取更合理的局部特征和全局特征。因此, 本文方法选择 GCN 作为网络基础单元, 以过程的机理为基础, 通过知识和数据的联合驱动, 获得更强的特征提取能力和更好的解释性。图卷积的定义式如下:

$$G(\boldsymbol{\Theta}) * \boldsymbol{x} = \boldsymbol{U}\boldsymbol{\Theta}\boldsymbol{U}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{x} \tag{15}$$

$$\boldsymbol{L} = \boldsymbol{I}_N - \boldsymbol{D}^{-1/2}\boldsymbol{A}\boldsymbol{D}^{-1/2} = \boldsymbol{U}\boldsymbol{\Lambda}\boldsymbol{U}^{\mathrm{T}} \tag{16}$$

其中, $G(\boldsymbol{\Theta})$ 表示图卷积操作; $\boldsymbol{x}$ 表示输入向量, $\boldsymbol{x} \in \mathbb{R}^N$; $\boldsymbol{\Theta}$ 是可学习网络参数, $\boldsymbol{\Theta} \in \mathbb{R}^{N\times N}$; $\boldsymbol{U}$ 是由标

准化图拉普拉斯矩阵 $\boldsymbol{L}$ 的特征向量构成的矩阵；$\boldsymbol{\Lambda}$ 是由 $\boldsymbol{L}$ 的特征值构成的对角矩阵；$\boldsymbol{I}_N$ 表示单位矩阵，$\boldsymbol{I}_N \in \mathbb{R}^{N\times N}$；$\boldsymbol{A}$ 表示图网络的邻接矩阵，代表节点之间的连接关系；$\boldsymbol{D}$ 表示图网络的度矩阵，代表每个节点的连边个数。

为了简化计算，用 K 阶切比雪夫多项式来近似 $\boldsymbol{\Theta}$：

$$\boldsymbol{\Theta} \approx \sum_{k=0}^{K} \boldsymbol{\theta}_k T_k(\hat{\boldsymbol{\Lambda}}) \tag{17}$$

其中，$\hat{\boldsymbol{\Lambda}} = \boldsymbol{\Lambda} - \boldsymbol{I}_N$；$\boldsymbol{\theta}_k \in \mathbb{R}^k$ 表示系数向量；切比雪夫多项式的递归式为 $T_k(\boldsymbol{x}) = 2\boldsymbol{x}T_{k-1}(\boldsymbol{x}) - T_{k-2}(\boldsymbol{x})$，$T_0(\boldsymbol{x}) = 1$，$T_1(\boldsymbol{x}) = \boldsymbol{x}$。将式 (17) 代入式 (15) 有：

$$G(\boldsymbol{\Theta}) * \boldsymbol{x} \approx \boldsymbol{U} \sum_{k=0}^{K} \boldsymbol{\theta}_k T_k(\hat{\boldsymbol{\Lambda}}) \boldsymbol{U}^{\mathrm{T}} \boldsymbol{x} = \sum_{k=0}^{K} \boldsymbol{\theta}_k T_k(\hat{\boldsymbol{L}}) \boldsymbol{x} \tag{18}$$

其中，$\hat{\boldsymbol{L}} = \boldsymbol{L} - \boldsymbol{I}_N$。由于每个节点可以只聚合直接相邻节点的信息，因此令 $K = 1$，可得：

$$G(\boldsymbol{\theta}) * \boldsymbol{x} = \boldsymbol{\theta}_0 \boldsymbol{x} + \boldsymbol{\theta}_1 \hat{\boldsymbol{L}} \boldsymbol{x} \tag{19}$$

为了减少参数量，令 $\boldsymbol{\theta} = \boldsymbol{\theta}_0 = -\boldsymbol{\theta}_1$

$$G(\boldsymbol{\theta}) * \boldsymbol{x} = \boldsymbol{\theta}(\boldsymbol{I}_N + \boldsymbol{D}^{-1/2}\boldsymbol{A}\boldsymbol{D}^{-1/2})\boldsymbol{x} \tag{20}$$

进一步地，为了避免梯度消失问题，采用重归一化方法，用 $\hat{\boldsymbol{D}}^{-1/2}\hat{\boldsymbol{A}}\hat{\boldsymbol{D}}^{-1/2}$ 代替 $\boldsymbol{I}_N + \boldsymbol{D}^{-1/2}\boldsymbol{A}\boldsymbol{D}^{-1/2}$。最终的传播过程可以表示如下：

$$\boldsymbol{H}^{(l+1)} = \sigma(\hat{\boldsymbol{D}}^{-1/2}\hat{\boldsymbol{A}}\hat{\boldsymbol{D}}^{-1/2}\boldsymbol{H}^{(l)}\boldsymbol{W}^{(l)}) \tag{21}$$

其中，$\hat{\boldsymbol{A}} = \boldsymbol{A} + \boldsymbol{I}$；$\hat{\boldsymbol{D}} = \boldsymbol{D} + \boldsymbol{I}$；$\boldsymbol{H}^{(l)}$ 表示网络第 l 层节点的特征输入，$\boldsymbol{H}^{(0)} = \boldsymbol{X}$；$\boldsymbol{W}^{(l)}$ 表示网络第 l 层可学习的网络参数。

在故障诊断过程中，可以根据工业过程的机理知识和变量间的关系对变量进行构图，采用基于变量空间拓扑关系的图构建策略，将每个变量作为一个节点，变量间的关系作为连边：

(1)根据不同设备或单元，将整个工业过程系统划分为多个单元；然后，针对每个单元定义可被测定设备获得的监测变量；

(2)根据工艺流程图(PFD)或管道、仪表图(P&ID)来明确各个变量之间的连接关系；

(3)将各个变量抽象为节点，变量间的连接关系抽象为连边，就得到了整个过程的图结构。

以 TE 过程为例，将 31 个变量作为节点，网络构图如图 5 所示。

1.5 控制器训练过程

控制器采用 ε-贪婪策略的方式训练，其核心思想是让控制器在经验尚不充足的情况下更多地跳出经验，探索未知。控制器每次生成网络结构参数时，都会以概率 ε 进行随机生成，概率 ε 随着训练轮数以线性速度递减，公式表示如下：

$$\varepsilon = \varepsilon_{\max} \times \left(1 - \frac{\text{epoch}}{\text{epoch}_{\max}}\right) \tag{22}$$

其中，$\varepsilon_{\max}$ 设置为 0.9；epoch 表示当前训练轮数。控制器在训练初期以较大概率 ε 进行随机探索，随着训练进行，控制器收集到越来越多的经验后，逐渐缩小 ε 的值，让控制器更依赖经验进行决策。此外，即便到了训练后期，控制器依然有小概率能进行随机探索，始终具有跳出局部最优的能力。

控制器输出网络结构参数向量后，将其通过 Softmax 函数归一化为概率分布，对分布进行采样得到每个网络层的结构和参数，生成完整的神经网

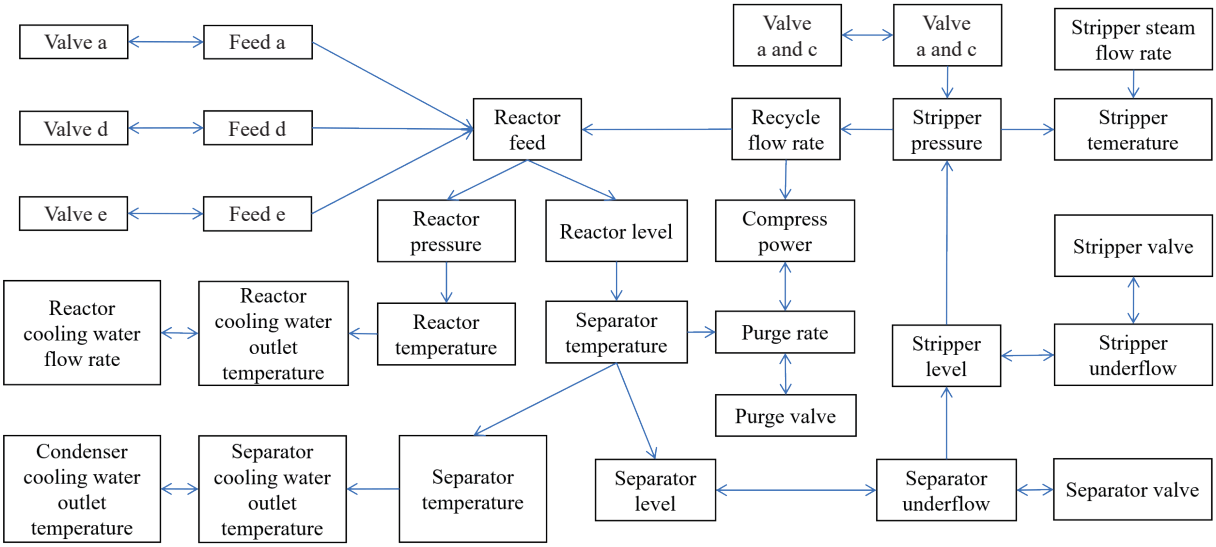


图 5 TE 图网络构图

Fig. 5 Graph net composition of TE

络。在结构生成过程中, 如果控制器搜索到全连接层, 此时停止搜索, 将该全连接层作为最后一层网络, 输出分类概率结果, 因此控制器有决定网络深度的能力, 可以根据任务的复杂程度自适应地选择网络深度。此外, 每搜索到一层网络层就会将其编号, 作为一项决策参数加入决策向量中, 供后续网络层进行父节点的选择, 因此控制器能自由选择每个网络层的父节点, 搜索到的网络结构不再是单一的单分支结构或是由人工预设好的网络结构, 控制器能够根据任务的困难程度自适应地选择网络宽度。

生成完整的网络结构后, 根据工业过程中正常运行的数据计算每个变量 x_{ij} 的均值 μ_j 和方差 σ_j, 对训练集 X_{train} 和测试集 X_{test} 进行均值为 0、方差为 1 的标准化:

$$\mu_j = \frac{1}{D}\sum_{i=1}^{D} x_{ij} \tag{23}$$

$$\sigma_j = \sqrt{\frac{1}{D}\sum_{i=1}^{D}(x_{ij}-\mu_j)^2} \tag{24}$$

$$X' = \left[\frac{x_{ij}-\mu_j}{\sigma_j}\right] \tag{25}$$

其中, 对于 X_{train} 和 X_{test}, 每一行表示一个样本, 共有 D 行; μ_j 和 σ_j 只使用训练集样本进行统计计算。标准化后将样本数据输入网络, 进行训练并测试。

由于控制器每完成一个网络结构搜索, 就需要对候选模型进行训练, 导致整个搜索时间被极度延长。每个网络层的关键信息包括网络类型、输入维数和输出维数。模型完成训练时, 将其网络层权重以“网络类型_输入维数_输出维数”的命名规则进行保存。如果后续搜索到了相同名字的网络层, 则可以直接加载权重。通过权重共享机制, 能够有效减少候选模型的训练轮数, 缩短搜索时间, 避免每个候选模型均从头开始训练而导致的时间浪费, 减少大量的重复训练, 同时也可以促进不同网络结构之间的知识迁移。

候选模型训练完成后, 对其进行测试并记录其准确率。根据该准确率计算奖励, 奖励函数 R 可以表示如下:

$$R = \text{Accuracy} - \text{Baseline} \tag{26}$$

其中, Accuracy 表示网络测试后的准确率; baseline 表示基线值, 为搜索历史中最优的准确率。当控制器输出的网络超过历史最优架构时, 奖励为正, 否则奖励为负。然后计算损失函数并反向传播, 完成控制器的一轮训练。损失函数表示如下:

$$\text{Loss} = -\left(\sum_i \lg P(a_i)\times R\right) \tag{27}$$

2　结果与讨论

2.1　TE 过程仿真

TE 过程由伊斯曼化学品公司创建, 其目的是为评价过程控制和监控方法提供一个现实的工业过程, 被广泛应用于故障诊断研究当中。测试过程是基于一个真实工业过程的仿真, 包括 5 个主要单元: 反应器、冷凝器、压缩机、分离器和汽提塔, 包含 4 种气态反应物 A、C、D、E, 一种惰性物质 B, 通过不可逆放热反应生成 2 种液态产物 G、H, 以及 1 种副产物 F。过程共涉及 22 个测量变量和 9 个控制变量, 将这 31 个变量作为模型的输入变量进行故障诊断。

TE 过程包含 21 种故障, 如表 1 所示。其中由于故障 6 导致过程无法持续长时间运行, 以及部分故障类型发生时的观测变量与正常运行时无明显变化, 对过程的影响较小。因此本文实验时选取了其中 15 种故障类型。

首先利用 TE 仿真程序对故障过程模拟并采样。在训练集中, 过程一共运行 48 h, 在第 8 h 引入故障, 每小时采样 20 个数据, 每个故障类别有 800 个样本数据; 在测试集中, 过程一共运行 56 h, 在第 16 h 引入故障, 每小时采样 20 个数据, 每个故障类别有 800 个样本数据。

将数据集输入控制器后, 控制器搜索到的最优网络如图 6 所示, 其中方格内包含网络类型和输出特征维数。在控制器输出的网络中, 控制器利用其输出多分支网络的能力, 同时提取了粗粒度的低维特征和细粒度的高维特征。可以看出控制器一定程度上学会了如何智能地构造网络。

对本文方法生成的网络结构进行测试后, 混淆矩阵如图 7 所示, 其中每一行代表该类别样本的预测结果。对每一行进行归一化后, 对角线即表示为召回率 (Recall), 由此可以看出网络对大部分类别都能正确分类, 而对于少部分相似的困难类别(例如类别 5 和 12, 类别 8 和 13)提取的特征不够充分, 导致有部分样本被混淆。将模型诊断结果与其他网络结构搜索算法 CDS-NAS[41]、ABPE-NAS[42]、GQNAS[43] 进行对比, 实验在相同硬件环境 NVIDIA GeForce RTX 3070Ti Laptop GPU 上运行。其中, CDS-NAS 基于深度可分离卷积模块进行搜索; ABPR-NAS 在搜索时引入了通道注意力机制; GQNAS 将 Q-learning作为

表1 TE过程的21种故障类型

Table 1 1 21 Faults of TE Process

Fault	Description	Type
IDV(1)	A and C feed ratio changing while B composition constant	Step
IDV(2)	B composition changing while A and C feed ratio constant	Step
IDV(3)	D feed temperature changing	Step
IDV(4)	Reactor cooling water inlet temperature changing	Step
IDV(5)	Condenser cooling water inlet temperature changing	Step
IDV(6)	A feed loss	Step
IDV(7)	C header pressure loss	Step
IDV(8)	A, B and C feed composition changing	Random
IDV(9)	D feed temperature changing	Random
IDV(10)	C feed temperature changing	Random
IDV(11)	Reactor cooling water inlet temperature changing	Random
IDV(12)	Condenser cooling water inlet temperature changing	Random
IDV(13)	Variation coefficient of reaction kinetics	Slow drift
IDV(14)	Reactor cooling water valve sticking	Sticking
IDV(15)	Condenser cooling water valve sticking	Sticking
IDV(16)	Variation coefficient of the stream supply of the heat exchanger of the stripper	Random
IDV(17)	Variation coefficient of heat transfer in reactor	Random
IDV(18)	Variation coefficient of heat transfer in condenser	Random
IDV(19)	Unknown	Unknown
IDV(20)	Unknown	Unknown
IDV(21)	The valve for Stream 4 was fixed at the steady state position	Fixed position

控制器的优化方法。

多分支网络结构搜索与其他方法对比实验结果如表2所示。本文方法相比于其他NAS方法在平均准确率上提升较小，但在搜索时间(CDS-ANS、ABPE-NAS、GQNAS搜索时间分别为9 031、13 844、11 831 s)方面，效率提升十分显著，表明多分支的卷积网络能够提取不同粒度的多尺度特征信息。与CDS-NAS相比，本文方法的搜索时间2 598 s加快了71.2%以上，虽然使用深度可分离卷积能有效减少参数量从而缓解搜索效率的问题，但采用权重共享机制能够大幅减少每次训练网络的训练轮数，对搜索效率的提升更有效；与ABPR-NAS相比，本文方法的平均准确率提高了5.75个百分点，说明了多分支的网络结构大大扩展了搜索空间，提取更丰富的特征；与GQNAS相比，虽然对于故障5、13的诊断准确率有些微下降，但在故障11、12、14、18、19、20上准确率有明显改善，说明Q-learning方法容易陷入局部最优，过早地收敛，而本文方法采用ε-贪婪策略能够在一定程度上跳出局部最优，对于更多故障类别有更好的适应性。

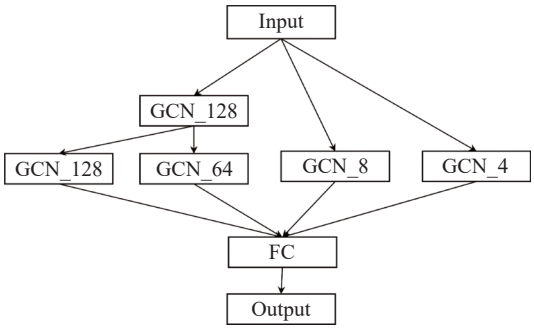


图6 多分支网络结构搜索输出的最优网络结构

Fig. 6 Best network architecture output by the multi-way network architecture search

本文利用消融实验验证了方法的有效性和必要性，实验结果如表3所示。将基础方法的单分支网络结构改成多分支网络结构后，准确率提升了3.85个百分点，说明简单固定的网络结构对任务的适应性不足，而多分支的网络结构扩大了搜索空间，增强网络对特征的学习能力；加入权重共享机制后，准确率略微下降，但搜索时间缩短了79%，说明权重共享机制以轻微的性能牺牲为代价，大幅提升了训练效率；加入ε-贪婪策略后，准确率提升了3.09个百分点，说明控制器能够在搜索前期以高探索率筛选有潜力的网络，而在搜索后期聚焦于深入优化，提高网络搜索质量。鉴于加入权重共享机制后最终准确率确实的下降，说明权重共享机制可能导致控制器输出的网络不一定是“最优”网络结构，但由于二者准确率差距不大，仍然可以认为其保持了较好的可解释性和诊断性能，是一个较优秀的“次优”网络结构。

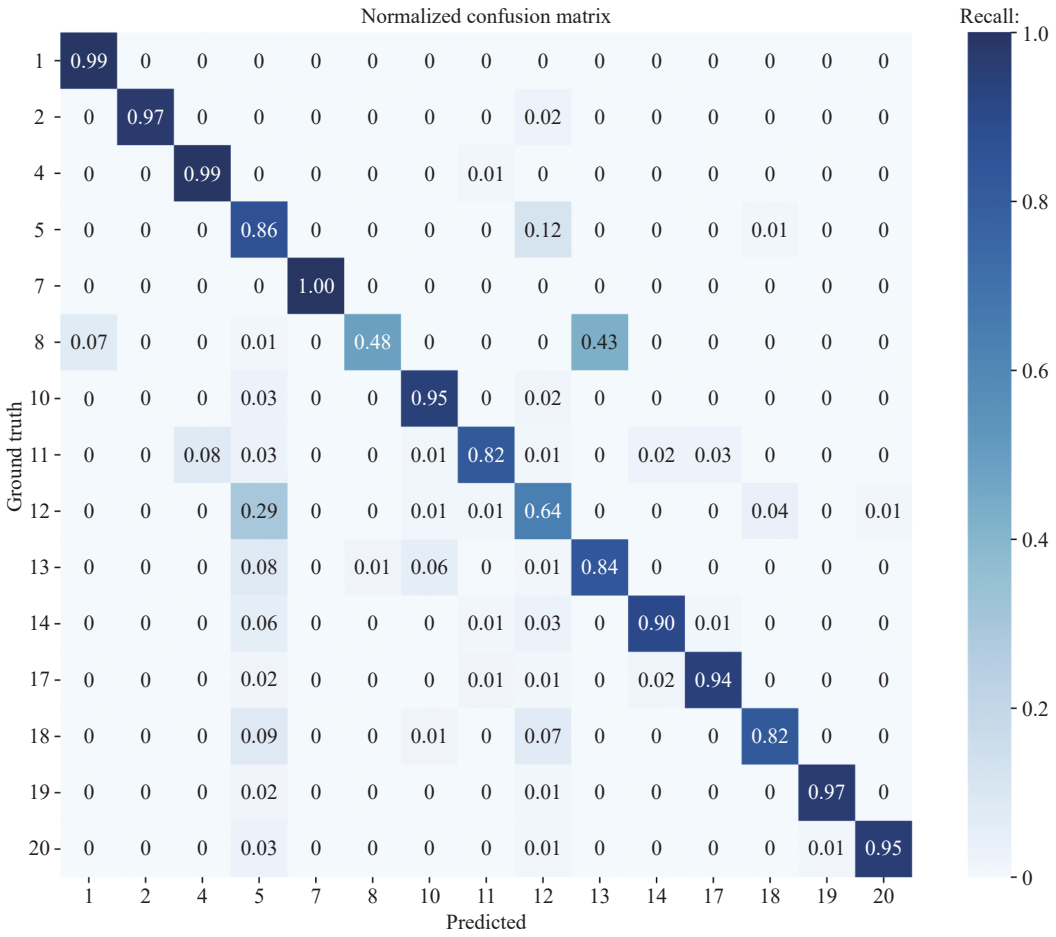


图 7　由多分支网络结构搜索生成的网络的混淆矩阵

Fig. 7　Confusion matrix of the network generated by the multi-way network architecture search

表 2　多分支网络结构搜索与其他方法的对比实验结果

Table 2　Contrast experiment results of the multi-way network architecture search and other methods

Fault	Accuracy/%			
	CDS-NAS	ABPE-NAS	GQNAS	Proposed
1	83.61	91.25	91.90	**93.29**
2	95.39	92.02	94.95	**99.74**
4	84.47	86.47	88.71	**92.49**
5	52.42	57.79	**65.65**	57.53
7	**100.0**	**100.0**	**100.0**	**100.0**
8	88.59	86.59	95.12	**96.99**
10	88.37	87.33	87.64	**90.54**
11	76.38	90.66	80.28	**94.4**
12	54.92	42.45	55.15	**67.15**
13	60.87	62.09	**71.62**	66.2
14	90.11	88.12	89.01	**95.73**
17	90.63	95.93	94.48	**96.17**
18	83.91	87.12	84.35	**93.98**
19	94.74	93.54	93.61	**98.60**
20	88.20	93.23	91.41	**97.99**
Average	82.17	83.64	85.59	**89.39**

表 3　多分支网络结构搜索的消融实验结果

Table 3　Ablation experiment results of the multi-way network architecture search

Multi-way architecture	Weight sharing	ε-greedy	Accuracy/%	Search time/s
×	×	×	83.52	11572
√	×	×	87.37	12750
√	√	×	86.30	2620
√	√	√	**89.39**	**2598**

√—Retained component; ×—Removed component

3　结束语

本文提出一种基于多分支网络结构搜索的故障诊断方法, 并融合了权重共享机制和 ε-贪婪策略。多分支网络结构使得网络搜索空间得到扩大, 对诊断任务有更好的适应性; 权重共享机制在不过多牺牲准确率的条件下, 缩短搜索时间、提高搜索效率, 节约大量时间成本; ε-贪婪策略使模型能够跳出局部最优, 不过早地收敛, 使得网络能够兼顾更多故障

类别，提升网络在更多故障类别上的性能表现。实验结果表明，与其他经典方法相比，平均准确率提升3.85个百分点以上，搜索速度提升了71.2%以上，方法和策略的有效性和必要性得到了充分验证。但是本文也存在不足之处：过程的动态性可能会导致变量之间的相关变化，从而导致特征提取不完善和诊断精度降低。未来工作可以尝试加入多种类的网络基础单元，将图卷积网络与LSTM等网络结合，缓解由过程动态性带来的问题。

参考文献：

[1] XU S. A survey of knowledge-based intelligent fault diagnosis techniques[C]//Journal of Physics: Conference Series. London, UK: IOP Publishing, 2019, 1187(3): 032006.

[2] 俞文光, 娄舜杰, 王得磊, 等. 流程工业中工业大数据融合应用创新研究 [J]. 智能制造, 2024(2): 21-27.

[3] 杨彪, 熊赟, 傅玲, 等. 工业数字化转型: 故障诊断方法研究进展 [J]. 大数据, 2024, 10(1): 110-126.

[4] AMUTAK E A, FENDRI M, BETTI F, *et al*. Unlocking value from artificial intelligence in manufacturing[C]// World Economic Forum. Geneva, Switzerland: World Economic Forum, 2022.

[5] DOU W, LIU B, LIN C, *et al*. Architecture of virtual edge data center with intelligent metadata service of a geo-distributed file system[J]. Journal of Systems Architecture, 2022, 128: 102545.

[6] ZHENG X, CAI Z. Privacy-preserved data sharing towards multiple parties in industrial IoTs[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2020, 38(5): 968-979.

[7] AMRI O, FRI M, MSAAF M, *et al*. Industrial systems Fault's diagnosis approaches adapted to the context of the smart industry[C]//2023 3rd International Conference on Innovative Research in Applied Science, Engineering and Technology (IRASET). New York, USA: IEEE, 2023: 1-5.

[8] 任浩, 屈剑锋, 柴毅, 等. 深度学习在故障诊断领域中的研究现状与挑战 [J]. 控制与决策, 2017, 32(8): 1345-1358.

[9] LEITE D, ANDRADE E, RATIVA D, *et al*. Fault detection and diagnosis in industry 4.0: A review on challenges and opportunities[J]. Sensors (Basel, Switzerland), 2024, 25(1): 60.

[10] WANG Z, LIN T, YAO L, *et al*. A novel data-driven fault diagnosis method based on VMD-RCMFE-DDMA-BASS-VM model for rolling bearings[C]//2021 6th International Conference on Intelligent Computing and Signal Processing (ICSP). New York, USA: IEEE, 2021: 171-176.

[11] 易璨, 侍洪波, 宋冰, 等. 基于特征加权的化工过程中未见模式的故障诊断 [J]. 华东理工大学学报 (自然科学版), 2025, 51(5): 693-703.

[12] 易永率, 赵海涛. 基于属性描述的多单元过程零样本故障诊断 [J]. 华东理工大学学报 (自然科学版), 2023, 49(6): 845-853.

[13] MA L, SHI F, WU Z, *et al*. A survey of few-shot learning-based compound fault diagnosis methods for industrial processes[C]//2023 IEEE 6th International Conference on Industrial Cyber-Physical Systems (ICPS). New York, USA: IEEE, 2023: 1-4.

[14] 陆宽. 基于数据驱动的化工过程故障诊断方法研究与应用 [D]. 广州: 广东工业大学, 2023.

[15] LI Z, HAN Q, YANG R, *et al*. Fault diagnosis for rotating machinery gearbox based on 1DCNN-RF[C]//2020 13th International Symposium on Computational Intelligence and Design (ISCID). New York, USA: IEEE, 2020: 376-379.

[16] XIA Y, LI S. Missing data bearing fault diagnosis based on SVT-1DCNN[C]//2022 IEEE 5th International Conference on Electronic Information and Communication Technology (ICEICT). New York, USA: IEEE, 2022: 695-700.

[17] WU Z, ZHAO J. Open-circuit fault diagnosis for grid-tied T-type inverters using an LSTM autoencoder[C]//2023 China Automation Congress (CAC). New York, USA: IEEE, 2023: 3334-3339.

[18] ZHU D, SONG X, YANG J, *et al*. A bearing fault diagnosis method based on L1 regularization transfer learning and LSTM deep learning[C]//2021 IEEE International Conference on Information Communication and Software Engineering (ICICSE). New York, USA: IEEE, 2021: 308-312.

[19] SUN Y, TIAN J, NIE X, *et al*. Multi-sensor based graph convolution fault diagnosis method[C]//2024 36th Chinese Control and Decision Conference (CCDC). New York, USA: IEEE, 2024: 3941-3946.

[20] WANG S, JING B, PAN J, *et al*. Coupling fault diagnosis based on graph neural network[C]//2023 CAA Symposium on Fault Detection, Supervision and Safety for Technical Processes (SAFEPROCESS). New York, USA: IEEE, 2023: 1-5.

[21] LIU Y, WANG T, ZHENG X, *et al*. A neural architecture search method with multi-dimensional correlation representation for fault diagnosis[C]//2023 IEEE Smart World Congress (SWC). New York, USA: IEEE, 2023: 1-8.

[22] PAN W, ZHAO F, SHEN G, *et al*. Brain-inspired multi-scale evolutionary neural architecture search for deep spiking neural networks[J/OL]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, (2024-11-27). https://doi.org/10.1109/TEVC.2024.3507812.

[23] PENG Y, SONG A, CIESIELSKI V, *et al*. PRE-NAS: Evolutionary neural architecture search with predictor[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2022,

27(1): 26-36.

[24] WEN Y W, PENG S H, TING C K. Two-stage evolutionary neural architecture search for transfer learning[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2021, 25(5): 928-940.

[25] XUE Y, TONG W, NERI F, *et al*. Evolutionary architecture search for generative adversarial networks based on weight sharing[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2023, 28(3): 653-667.

[26] LIAO J, SHEN M. RL-based scheduling and placement for deep learning jobs on large-scale GPU clusters[C]//2024 International Conference on Networking, Architecture and Storage (NAS). New York, USA: IEEE, 2024: 1-4.

[27] FAN Y, TANG X, ZHOU G, *et al*. EfficientAutoGAN: Predicting the rewards in reinforcement-based neural architecture search for generative adversarial networks[J]. IEEE Transactions on Cognitive and Developmental Systems, 2020, 14(1): 234-245.

[28] SHI J, FAN Y, ZHOU G, *et al*. Distributed gan: Toward a faster reinforcement-learning-based architecture search[J]. IEEE Transactions on Artificial Intelligence, 2021, 3(3): 391-401.

[29] LYU B, WEN S, SHI K, *et al*. Multiobjective reinforcement learning-based neural architecture search for efficient portrait parsing[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2021, 53(2): 1158-1169.

[30] ALI S, WANI M A. Gradient-based neural architecture search: A comprehensive evaluation[J]. Machine Learning and Knowledge Extraction, 2023, 5(3): 1176-1194.

[31] CAI H, ZHU L, HAN S. Proxylessnas: Direct neural architecture search on target task and hardware[C]// International Conference on Learning Representations. New Orleans, Louisiana, USA: OpenReview. net, 2019.

[32] SHU Y, DAI Z, WU Z, *et al*. Unifying and boosting gradient-based training-free neural architecture search[J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2022, 35: 33001-33015.

[33] SHI X, ZHOU P, CHEN W, *et al*. Efficient gradient-based neural architecture search for end-to-end ASR[C]//Companion Publication of the 2021 International Conference on Multimodal Interaction. New York, USA: Association for Computing Machinery, 2021: 91-96.

[34] FLOREANO D, DÜRR P, MATTIUSSI C. Neuroevolution: From architectures to learning[J]. Evolutionary Intelligence, 2008, 1(1): 47-62.

[35] ZOPH B, LE Q V. Neural architecture search with reinforcement learning[C]//5th International Conference on Learning Representations. Toulon, France: OpenReview. net, 2016.

[36] BAKER B, GUPTA O, NAIK N, *et al*. Designing neural network architectures using reinforcement learning [EB/OL]. (2016-11-01). https://arXiv preprint arXiv: 1611.02167, 2016.

[37] LIU H, SIMONYAN K, YANG Y. Darts: Differentiable architecture search[C]//7th International Conference on Learning Representations. New Orleans, Louisiana, USA: OpenReview. net, 2019.

[38] WANG R, JIANG H, LI X, *et al*. A reinforcement neural architecture search method for rolling bearing fault diagnosis[J]. Measurement, 2020, 154: 107417.

[39] LI X, ZHENG J, LI M, *et al*. One-shot neural architecture search for fault diagnosis using vibration signals[J]. Expert Systems with Applications, 2022, 190: 116027.

[40] CAO J, MA J, HUANG D, *et al*. Finding the optimal multilayer network structure through reinforcement learning in fault diagnosis[J]. Measurement, 2022, 188: 110377.

[41] LI H, WU G, ZHENG W S. Combined depth space based architecture search for person re-identification[C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. New York, USA: IEEE, 2021: 6729-6738.

[42] FANG Y, LU H, XIAO D, *et al*. Attention-boosted path exploration neural architecture search for fault diagnosis of rotating machinery[J]. IEEE Sensors Journal, 2024, 25(4): 6634-6645.

[43] QIN Y, WANG X, CUI P, *et al*. Gqnas: Graph q network for neural architecture search[C]//2021 IEEE International Conference on Data Mining (ICDM). New York, USA: IEEE, 2021: 1288-1293.

Fault Diagnosis in Industrial Process Based on Multi-way Network Architecture Search

YAO Jiawei, SHI Hongbo, SONG Bing, TAO Yang
(School of Information Science and Engineering, East China University of Science and Technology, Shanghai 200237, China)

Abstract: In industrial processes, machine learning methods based on neural networks are commonly used for fault diagnosis. However, such methods suffer from poor transferability and usually require the design of distinct neural networks for different tasks. The optimization of network model structures and parameters mainly relies on repeated trial and error. This process not only depends on expert knowledge and experience but also consumes substantial time. As model depth increases, the difficulty of model design and the workload of manual parameter tuning multiply dramatically. Unlike manually designed neural networks, Neural Architecture Search (NAS) can automatically design and generate network structures, which reduces the reliance on expert experience and knowledge to a certain extent, simplifies manual optimization procedures, and cuts down the human and time costs incurred by structural design and parameter adjustment. Nevertheless, networks generated by conventional NAS methods usually have a single branch with a fixed structure. To address this issue, this paper proposes a fault diagnosis method based on multi-path neural architecture search. Firstly, a controller is designed to automatically generate neural network structures with graph convolutional networks as the basic unit. Secondly, a weight-sharing mechanism is adopted to substantially reduce network evaluation time. Furthermore, the ε-greedy strategy is introduced to prevent the controller from falling into local optima. Finally, the effectiveness of the proposed method is verified on the Tennessee Eastman (TE) process simulation platform. Compared with other classical methods, the proposed method achieves an average accuracy improvement of over 3.85 percentage points and a search speed improvement of more than 71.2%.

Key words: process control; fault diagnosis; neural network; network architecture search; TE process

（责任编辑：王晓丽）