

# Multi-GAT: 基于多度量衡构建图的故障诊断方法

曹洁<sup>1,2</sup>, 陈泽阳<sup>1</sup>, 王进花<sup>3†</sup>

(1. 兰州理工大学 计算机与通信学院, 甘肃 兰州 730050; 2. 兰州城市学院 信息工程学院, 甘肃 兰州 730050;

3. 兰州理工大学 电气工程与信息工程学院, 甘肃 兰州 730050)

**摘要:** 基于图神经网络的故障诊断方法, 通常需要根据度量衡确定样本之间的相似性, 进而构建图的拓扑结构。然而, 根据单一度量衡可能无法准确衡量数据样本之间的相似性, 进而导致无法准确表征样本之间的关系。因此, 选用不同的度量衡会极大地影响图神经网络的诊断性能。为了解决通过单一度量衡无法准确表征数据样本之间相关性的问题, 本文提出了一种基于多度量衡构造图的故障诊断模型——Multi-GAT。通过结合3种度量衡的计算结果, 从而判断数据样本之间相关性的强弱。本文改进了图注意力网络的评分函数, 使其能够依据样本之间相关性的强弱更准确地确定数据样本之间的相似性。在本文基准数据集上的实验表明, Multi-GAT能够提升模型的诊断精度, 且拥有较好的稳定性。

**关键词:** 图卷积神经网络; 故障诊断; 图注意力机制; 深度学习

**引用格式:** 曹洁, 陈泽阳, 王进花. Multi-GAT: 基于多度量衡构建图的故障诊断方法. 控制理论与应用, 2024, 41(5): 931 – 940

DOI: 10.7641/CTA.2023.20697

## Multi-GAT: A fault diagnosis method based on multi-metrics construction graphs

CAO Jie<sup>1,2</sup>, CHEN Ze-yang<sup>1</sup>, WANG Jin-hua<sup>2†</sup>

(1. College of Computer and Communication, Lanzhou University of Technology University, Lanzhou Gansu 730050, China;

2. School of Information Engineering, Lanzhou City University, Lanzhou Gansu 730050, China;

3. College of Electrical and Information Engineering, Lanzhou University of Technology University, Lanzhou Gansu 730050, China)

**Abstract:** Fault diagnosis methods based on graph neural networks usually require determining the correlation between samples based on a metric, which in turn constructs the topology of the graph. However, the correlation between data samples may not be accurately measured based on a single metric, which in turn may not accurately reflect the relationship between samples. Therefore, the choice of different metrics can greatly affect the diagnostic performance of graph neural networks. In order to solve the problem that the correlation between data samples cannot be accurately characterized by a single metric, a fault diagnosis model, the multi-metrics graph attention network (Multi-GAT), is proposed to construct graphs based on multiple metrics. The strength of correlation between data samples is determined by combining the results of the three metrics. The scoring function of the graph attention network is improved to determine the similarity between data samples more accurately based on the strength of correlation between the samples. Experiments on a benchmark dataset show that Multi-GAT is able to improve the diagnostic accuracy of the model and has good stability.

**Key words:** graph convolutional neural networks; fault diagnosis; graph attention mechanism; deep learning

**Citation:** CAO Jie, CHEN Zeyang, WANG Jinhua. Multi-GAT: A fault diagnosis method based on multi-metrics construction graphs. *Control Theory & Applications*, 2024, 41(5): 931 – 940

## 1 引言

随着工业4.0的到来, 传统工业正在向自动化、数字化和智能化方向转变<sup>[1]</sup>. 这使得基于数据驱动的方

法逐渐取代传统的故障诊断方法. 传统的深度学习模型(deep learning model, DLM), 如卷积神经网络(convolutional neural networks, CNN)<sup>[2-3]</sup>、生成对抗网络

收稿日期: 2022-08-05; 录用日期: 2023-08-05.

† 通信作者. E-mail: wjh0615@lut.edu.cn.

本文责任编辑: 周东华.

国家重点研发计划项目(2020YFB1713600), 国家自然科学基金项目(61763028, 62063020), 甘肃省优秀研究生“创新之星”项目(2022CXZX-478)资助.

Supported by the National Key R&D Program of China (2020YFB1713600), the National Natural Science Foundation of China (61763028, 62063020) and the Gansu Province Outstanding Graduate Student “Innovation Star” Project of China (2022CXZX-478).

(generative adversarial networks, GAN)<sup>[4-5]</sup>, 以及长短期记忆网络(long short-term memory, LSTM)<sup>[6-7]</sup>, 由于具有较强的特征提取、信息融合能力, 所以在数据驱动的机械设备故障诊断中取得了巨大成功. 然而, 机械设备的监测信号之间的关系会随着机器健康状态的变化而发生变化, 而传统的DLM在进行特征提取时都是针对数据本身进行的, 不能显式挖掘信号之间的关系<sup>[8-9]</sup>. 另一方面, 这类模型通常不具备可解释性, 导致其在现实工况下难以得到广泛应用.

为了解决DLM无法显式挖掘信号之间关系的问题, 可以通过引入图数据的方式对其关系进行建模. 但传统的深度学习模型都限定在欧几里得空间, 使得这类模型无法作用于图数据上. 为了解决该问题, Gori等人<sup>[10]</sup>利用循环神经网络(recurrent neural networks, RNN)的方式, 递归地更新相邻节点的信息, 开创性地提出了图神经网络(graph neural networks, GNN)的概念. 随后, Bruna等人<sup>[11-12]</sup>首次将卷积操作引入图神经网络中, 利用谱图理论提出了在频域上的图卷积操作, 克服了此前卷积操作无法作用于图数据上的局限. 文献[13]提出了一种基于空域的GNN方法, 能够自主学习节点之间的权重. 随着GNN技术的成熟, 越来越多的图神经网络模型被提出, 如文献[14-17].

由于GNN可以通过输入图数据的方法将先验知识引入到深度学习中, 从而起到加强模型可解释性的作用, 越来越多的学者尝试将其应用于故障诊断中以解决现实工况下的应用问题. Li等人<sup>[8]</sup>采用带阈值的高斯核函数度量数据样本之间的相似度, 在此基础上通过设置阈值, 构建了亲和图(affinity graph), 并提出了一种多接受域的图卷积神经网络, 聚合亲和图上不同节点的信息, 然后, 将聚合的特征进行融合以达到故障诊断的目的; Zhang等人<sup>[18]</sup>提出了一种基于声学的智能故障诊断方法. 首先, 将采集到的声波信号转换成 $60 \times 60$ 的图数据, 每个信号点看成是图上的一个节点, 利用欧拉距离计算出节点之间的权重. 然后, 将构成的图结构和数据输入进构造好的图卷积神经网络中进行诊断; Gao等人<sup>[19]</sup>提出了一种基于振动信号的故障诊断方法. 将每个振动信号样本在频域作为一个节点, 构造了一张由热核(heat kernel)加权的 $K$ 邻近图. 热核的宽定义为所有节点之间的欧氏距离的平均值. 最后, 将数据和加权的邻接矩阵作为两层的图卷积神经网络的输入; 文献[20]基于图正则化, 提出了一种用于滚动轴承的故障诊断方法. 该方法将每个样本视为一个顶点, 构造一个有向加权 $K$ 邻近图, 用余弦距离代替常用的欧氏距离来度量样本之间的相似度, 边缘权值也用余弦距离代替常用的热核来定义.

上述文献都是通过单一度量衡(如欧氏距离、余弦距离以及核函数)确定样本之间的相关性, 并基于 $K$ 邻

近算法( $K$ -nearest neighbor, KNN)或手动确定图的拓扑结构. 样本之间的权重根据度量衡的计算结果或者改进的核函数来设置. 文献[21]也有类似的表述, 传统的基于GNN的故障诊断方法通过度量衡确定样本之间的相似度, 如果样本足够相似(比如相似度指数大于预定的阈值)则它们在图中相互连接. 因为图在GNN中被视为一种强归纳偏差, 所以, 图的构建会在很大程度上影响模型的性能. 通过单一度量衡构建的图结构, 其质量会高度依赖于该度量衡是否能够准确地反映数据之间的潜在关系和结构信息, 进而影响GNN的性能. 因此, 不同的文献会选用不同的度量衡作为构建图的基准. 总之, 根据单一度量衡确定样本之间的相似度会极大影响GNN的性能.

为了解决上述问题, 本文提出了一种基于多度量衡的构建图的方法, 并根据该方法改进了图注意力机制中的评分函数. 具体而言, 首先, 通过多种度量衡分别计算样本之间的相关性, 并分别使用KNN算法确定样本之间的连接关系; 其次, 依据不同度量衡确定的拓扑结构确定样本之间的连接强度. 将使用上述方法构建的图称为超图(super graph). 将连接强度引入图注意力网络(graph attention networks, GAT)的评分函数中, 利用超图中的信息改进图注意力机制中的评分函数, 使得被多种度量衡判定为相近的两个样本之间具有更高的初始化分数; 最后, 将超图和训练数据集输入改进后的GAT模型中训练. 本文的主要贡献如下:

1) 本文针对通过单一度量衡构建图的方法会影响GNN性能的问题, 提出了一种基于多度量衡构建图的方法. 通过3种度量衡确定样本之间相关性的强弱, 提高了构建图的质量并降低了图中的噪声对GNN性能的影响;

2) 本文针对传统深度学习无法显式挖掘信号之间关系的问题, 提出了一种新的多度量衡图注意力网络(multimetrics GAT, Multi-GAT)故障诊断方法. 通过将传统GAT模型的评分函数与多度量衡构建图的方法相结合, 使得模型摆脱了对特定度量衡的依赖, 提高了模型的性能和稳定性.

## 2 相关理论

### 2.1 图信号处理

图是通用的数据表现形式, 可以用于描述数据域的集合结构, 在社会、能源、交通和传感器等领域得到了广泛的应用<sup>[22]</sup>. 通常来说, 图可以被符号化为 $G = (V, E)$ , 其中:  $V$ 表示节点的集合,  $E$ 表示节点之间边的集合.

拉普拉斯矩阵是研究GNN的重要对象和工具, 其被定义为 $L = D - A$ , 其中 $A$ 代表图 $G$ 的邻接矩阵,  $D_{ii} = \sum_j A_{ij}$ 是 $A$ 对应的度矩阵. 由于拉普拉斯矩阵具有对称性, 所以根据实对称矩阵必可被正交对角化,

$L$ 可以被分解为

$$L = V\Lambda V^T = \begin{bmatrix} v_1 & v_2 & \cdots & v_N \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \lambda_1 & & & \\ & \lambda_2 & & \\ & & \ddots & \\ & & & \lambda_N \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v_1^T \\ v_2^T \\ \vdots \\ v_N^T \end{bmatrix}, \quad (1)$$

式中 $L$ 的特征向量 $v_i$ 和特征值 $\lambda_i$ 分别表示图信号的傅里叶基和频率. 类比于傅里叶变换, 根据特征向量矩阵, 图傅里叶变换可以表示为 $\hat{x}_i = \langle v_i, x \rangle = \sum_{k=0}^N V_{ik} \times x_k$ , 其中:  $x \in \mathbb{R}^N$ 表示图信号.  $\hat{x}_i$ 是图信号在第 $i$ 个傅里叶基 $v_i$ 上的投影, 称其为傅里叶系数.

### 2.2 图滤波器与基于空域的图卷积操作

图滤波器  $H: \mathbb{R}^N \rightarrow \mathbb{R}^N$  可以看成作用于图信号的频谱中各个频率分量的函数. 根据定义可以得到式(2), 其中 $h(\cdot)$ 就是用来控制频率分量变化的函数. 通过逼近理论, 可以将图滤波器 $H$ 泰勒展开为多项式形式, 如式(3)所示.

$$y = Hx = \sum_{i=1}^N (h(\lambda_i) \hat{x}_i) v_i, \quad (2)$$

$$H = h_0 L^0 + h_1 L^1 + \cdots + h_n L^n = \sum_{k=0}^n h_k L^k, \quad (3)$$

其中 $h_i$ 表示常系数. 将式(3)代入式(2)中, 可以得到  $y = \sum_{k=0}^n h_k L^k x$ . 若将 $L^k x$ 写作 $x^{(k)}$ , 可得式(4), 其中 $x^{(k)}$ 的计算仅需节点的 $k$ 阶邻居参与. 文献[22]就此进行了详细推导, 在此不再赘述.

$$y = \sum_{k=0}^n h_k L^k x = \sum_{k=0}^n h_k x^{(k)}. \quad (4)$$

### 2.3 传统图神经网络图构建中存在的问题

如图1, 传统基于图神经网络的故障诊断方法, 首先要选择合适的度量衡, 常用的有欧式距离和余弦距离. 然后, 根据度量衡计算样本之间的相似度, 并且使用KNN算法计算最相似的 $K$ 个样本. 最后, 将最相似的样本连接起来完成图的构建并生成邻接矩阵. 上述方法存在以下问题: 1) 图的拓扑结构难以构建. 采用KNN等算法构建的图, 通常不足以表征样本之间的内在联系. 由于GNN需要将图结构输入进模型, 所以采用不合适的图构建方法会对模型的性能产生影响; 2) 度量衡的选用会对GNN产生干扰. 图的构建通常需要首先选用合适的度量衡并计算样本之间的相似度. 度量衡对于表征样本之间的内在联系有着重要作用. 因此, 度量衡的选用会影响GNN的性能, 反之, GNN类型的选择也会影响度量衡的选择.

把问题的讨论范围限定在基于空域的范围, 如式(4)所示, 中心节点的特征仅和自身以及 $K$ 阶邻居相

关. 如果选用的度量衡不能正确的衡量样本之间的相似度, 就会为图中带来噪声, 即完全不相似的边被判定为相似. 在这样的情况下, 图神经网络无法正确的聚合其信息, 造成了误诊. 另一方面, 假设两个相关的样本相隔过远, 那么就需要聚合更多阶的邻居才能聚合正确的信息, 完全不相关的信息更有可能被聚合进来, 造成图信号的过平滑. 综上所述, 构建的图的质量对基于空域的图神经网络至关重要.

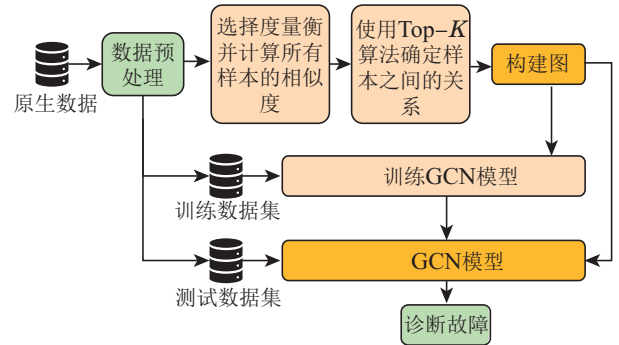


图1 传统基于图神经网络的故障诊断过程

Fig. 1 Traditional fault diagnosis process based on graph neural network

## 3 基于改进图注意力网络和多度量衡的图构建方法

### 3.1 图注意力网络

基于空域的图神经网络几乎都可以统一在消息传递网络的框架内, 如文献[23–25]. 该框架主要包含了两个步骤: 消息传递和状态更新, 如图2所示. 由于GAT<sup>[13,26]</sup>是基于空域的图神经网络, 所以GAT中的卷积过程也可以概括为上述两个过程, 但是增加了注意力分数计算步骤.

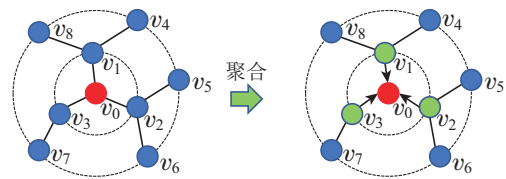


图2 空域视角的特征聚合过程

Fig. 2 Feature aggregation process from spatial perspective

假设GAT的输入为  $x^{(k)} = \{x_1^{(k)}, x_2^{(k)}, \dots, x_N^{(k)}\}$ , 其中 $x_i^{(k)} \in \mathbb{R}^{F^k}$ ,  $F^k$ 表示模型第 $k$ 层节点特征的维度. 首先, 令 $x_i^{(k)}$ 乘以线性变换矩阵 $W \in \mathbb{R}^{F^{k+1} \times F^k}$ 得到节点的隐藏表示. 其次, GAT需要根据评分函数 $a(\cdot)$ 获取各条边的注意力分数, 并使用softmax函数将分数归一化. 文献[13]中,  $a(\cdot)$ 被设置为单层的反向传播函数, 其参数为 $a \in \mathbb{R}^{2F^{k+1}}$ . 注意力分数的计算如式(5)–(6)所示:

$$e_{ij} = a^T \text{LeakyReLU}(W \times [x_i^{(k)} \| x_j^{(k)}]), \quad (5)$$

$$\alpha_{ij} = \operatorname{softmax}_j = \frac{\exp(e_{ij})}{\sum_{j \in \mathcal{N}_i} \exp(e_{ij})}, \quad (6)$$

其中:  $\parallel$ 代表连接操作,  $j \in \mathcal{N}_i$ 表示中心节点 $v_i$ 的邻居节点的索引, 图3描述了详细的计算过程. 在获取到 $E$ 中所有边的分数 $\alpha_{ij}$ 之后, GAT进入了消息传递和状态更新步骤, 中心节点会根据分数聚合邻居节点的特征, 即

$$x_i^{(k+1)} = \parallel_{h=1}^H \operatorname{LeakyReLU}(\sum_{j \in \mathcal{N}_i} \alpha_{ij}^h W^h x_i^{(k)}). \quad (7)$$

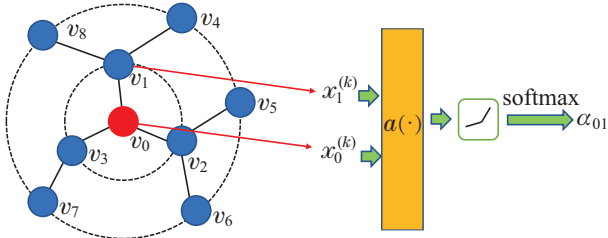


图3 计算注意力分数的过程

Fig. 3 The process of calculate the attention score

### 3.2 基于多度量衡的图构建方法

通常, 在使用GNN进行故障诊断的方法中, 仅使用一种度量衡构建图的结构, 如根据欧式距离<sup>[18-19, 27]</sup>、余弦距离<sup>[20]</sup>等. 但是单一度量衡并不能保证准确的描述数据潜在的几何结构, 并且单一度量衡构建出的图很有可能存在较多的噪声, 从而影响模型的性能. 因此, 本文提出了一种基于多度量衡构建图的方法. 以欧式距离、余弦距离及闵可夫斯基距离作为度量节点 $v_i$ 和 $v_j$ 的特征距离的度量衡, 3种距离的表达式如式(8)–(10)所示:

$$\operatorname{dist}_{\text{euc}}(x_i, x_j) = \sqrt{(x_i - x_j)(x_i - x_j)^T}, \quad (8)$$

$$\operatorname{dist}_{\text{cos}}(x_i, x_j) = 1 - \frac{x_i x_j^T}{\|x_i\| \|x_j\|}, \quad (9)$$

$$\operatorname{dist}_{\text{min}}(x_i, x_j) = (\sum_{k=1}^F |x_{ik} - x_{jk}|)^{\frac{1}{p}}. \quad (10)$$

在计算得到所有节点的3种距离之后, 分别对3种度量衡使用 $K$ 最邻近算法, 并且各自把 $K$ 个距离最近的节点相互连接, 得到3个邻接矩阵 $A_{\text{euc}}$ ,  $A_{\text{cos}}$ 及 $A_{\text{min}}$ . 将所有邻接矩阵相加得到超图的邻接矩阵:  $A_{\text{sup}} = A_{\text{euc}} + A_{\text{cos}} + A_{\text{min}}$ . 超图的邻接矩阵 $A_{\text{sup}}$ 对应位置上的值 $s_{ij} \in \{0, 1, 2, 3\}$ 被定义为连接强度. 把被单个度量衡判定为相似的2个节点之间的联系定义为弱相关( $s_{ij} = 1$ ), 2个度量衡为次强相关( $s_{ij} = 2$ ), 3个度量衡为强相关( $s_{ij} = 3$ ).

### 3.3 改进注意力评分函数

使用GraphSAGE<sup>[23]</sup>, 图卷积神经网络(graph convolutional networks)<sup>[12]</sup>和ChebNet<sup>[28]</sup>模型通常做了一个潜在的假设: 构建的图是完全可信的, 且所有的边具有相同的重要性. GAT通过注意力评分函数计算边

的权重, 避免了将所有边同等看待, 但是仍然将构建的图视作完全可信的. 虽然GAT通过训练注意力评分函数的参数, 能一定程度上避免这样的问题, 使得更加相似的两个节点的边得到更高的分数, 但是神经网络的不可解释性使得该过程不受控制. 另一方面, 如果将不同的构建图的方式融合在一起, GAT模型也不能利用 $A_{\text{sup}}$ 中的连接强度. 为了解决这个问题, 可以改进GAT的注意力评分函数. 边的分数乘以边的连接强度, 如式(11)所示:

$$e_{ij} = s_{ij} a^T \operatorname{LeakyReLU}(W \times [x_i^{(k)} \parallel x_j^{(k)}]). \quad (11)$$

接下来将证明改进之后的评分函数会使得连接强度越强的初始化分数越高, 连接强度越弱的初始化分数越低.

**证** 首先, 设中心节点为 $v_0$ ,  $v_0$ 有 $m$ 个邻居节点, 它们之间边的分数为 $e_{0j} > 0$ , 其中 $j \in [0, m)$ . 设 $v_0$ 与邻居节点之间的连接强度为 $s_{0m} \in \{1, 2, 3\}$ . 在没有改进评分函数之前, 根据式(6)(11)可以得到以 $v_0$ 为中心节点的任意边的注意力分数为

$$\alpha_{0j} = \frac{e_{0j}}{\sum_{k \in \mathcal{N}(v_0)} e_{0k}},$$

改进评分函数之后, 任意边的注意力分数变为

$$\alpha'_{0j} = \frac{s_{0j} \times e_{0j}}{\sum_{k \in \mathcal{N}(v_0)} s_{0k} \times e_{0k}},$$

其次, 令

$$\Delta = \frac{\alpha'_{0j}}{\alpha_{0j}} = \frac{s_{0j} \times e_{0j} \times \sum_{k \in \mathcal{N}(v_0)} e_{0k}}{e_{0j} \times \sum_{k \in \mathcal{N}(v_0)} s_{0k} \times e_{0k}},$$

$$\frac{s_{0j}}{3} \leq \Delta \leq s_{0j},$$

最后, 当两条边是弱连接的时候 $\frac{1}{3} \leq \Delta \leq 1$ ; 当两条边是强连接的时候 $1 \leq \Delta \leq 3$ . 得证改进之后的评分函数使得强相关的边获得更高的注意力分数, 而弱相关的边获得较低分数. 证毕.

## 4 使用Multi-GAT进行故障诊断

选用欧式距离、余弦距离和闵可夫斯基距离确定样本之间的距离, 并使用KNN算法获取 $K$ 邻近图. 最后, 通过已经构建好的改进注意力评分函数后的3层Multi-GAT模型对图进行卷积操作, 模型的结构如图4所示. 提出方法的一般步骤总结如下:

1) 对原始的振动信号进行采样. 取 $N$ 个连续的点为一个样本, 每隔 $M$ 个连续的点采样一次. 采样后获得的样本是原始的未处理样本;

2) 根据构建图的方法的需求决定是否需要对原始样本进行特征提取. 在实验中, 采用部分提取特征、部分不提取的方式, 并以提取到的特征划分训练

集和测试集. 提取特征的具体细节参考文献[29];

3) 训练Multi-GAT模型. 将提取到的特征与 $A_{sup}$ 矩阵输入到模型中, 模型会分为计算注意力分数阶段(式(5))、消息传递阶段和状态更新阶段(式(7)). 然

后根据交叉熵损失函数来调节模型的参数;

4) 将测试集的数据输入训练好的 Multi-GAT 模型, 模型输出每个样本所属类别的概率, 取最大概率的类别为最终的诊断结果, 算法的完整流程见图5.

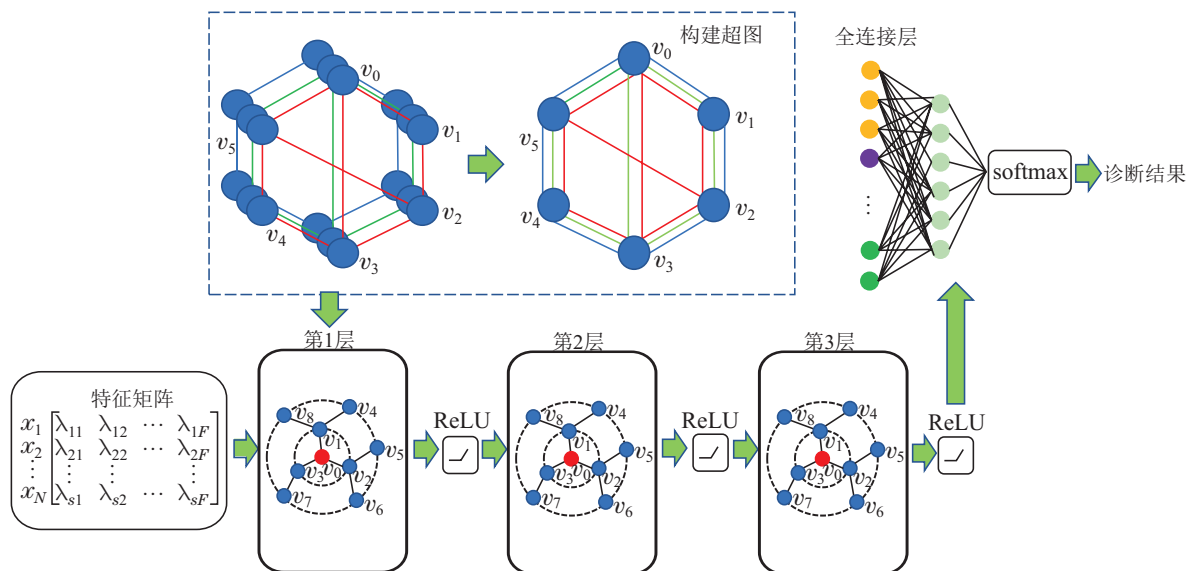


图 4 Multi-GAT模型结构

Fig. 4 Multi-GAT model structure

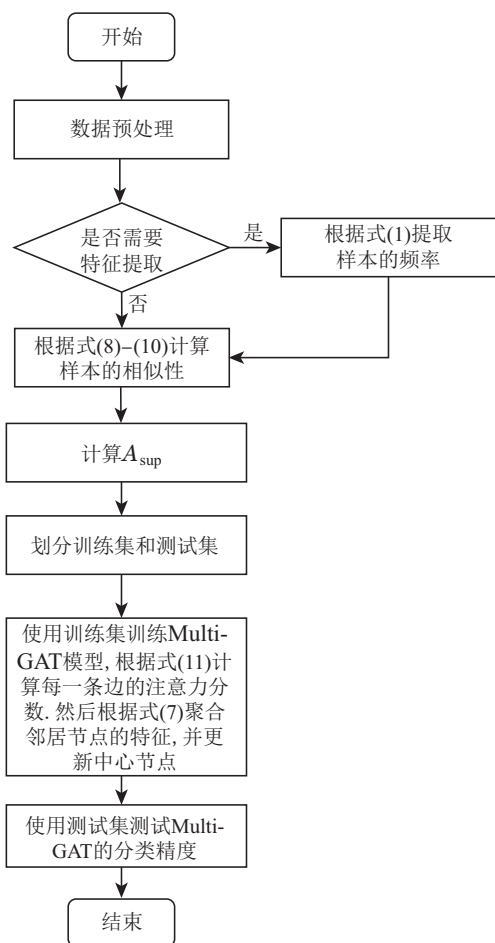


图 5 Multi-GAT模型的流程图

Fig. 5 Flowchart of the multi-GAT model

## 5 实验验证

本小节使用帕德伯恩轴承数据集<sup>[30]</sup>和凯斯西储大学轴承数据集<sup>[31]</sup>验证模型的正确性.

### 5.1 基准数据集1: 帕德伯恩轴承数据集

#### 5.1.1 数据集简介

采集帕德伯恩轴承数据集的实验设备由5个部分组成: 电机、扭矩测量轴、滚动轴承测试模块、飞轮和负载电机. 该数据集总共包含了32个轴承的实验, 其中26个为故障轴承和6个为健康轴承<sup>[32]</sup>. 实验的采样频率为64 kHz, 并且通过改变转速、负载扭矩和径向力的方式采集了不同工况下的实验数据, 实验参数见表1. Multi-GAT的实验选用No.0工况下的实验数据, 包括1种健康状态和5种故障状态, 数据文件见表2. 其中, 使用电火花加工方式造成的凹槽, 在滚动方向上长度为0.25 mm, 深度为1 mm到2 mm; 使用人工钻孔方式制造的故障直径为0.9 mm; 使用手动电雕刻制造的故障深度为1 mm.

将实验数据以2048个点为一个样本进行划分, 每隔2048个点采集一个样本, 每种状态下获取125个原生样本, 总共获得750个原生样本. 在保留原生样本的前提下, 根据式(1)提取原生样本的频率, 并把频率组成一个一维向量 $x_i \in \mathbb{R}^{33}$ , 每个向量由33个频率值组成. 该提取特征的方法的细节请参考文献[29]. 为了方便起见, 设数据集按照8:2进行划分, 即每种健康状态下的训练样本只有100个, 学习率设置为0.001, KN-

N算法中参数 $K$ 设置为15,模型中每层之间的dropout率设置为0.2,并且在训练时对训练数据集进行2000次遍历.模型的详细参数见表3.

表1 帕德伯恩轴承数据集的实验参数

Table 1 Experimental parameters for the Paderborn bearing dataset

序号	转速/ ( $r \cdot \min^{-1}$ )	负载扭矩/ nm	径向力/N	数据集名称
0	1500	0.7	1000	N15_M07_F10
1	900	0.7	1000	N09_M07_F10
2	1500	0.1	1000	N15_M01_F10
3	1500	0.7	400	N15_M07_F04

表2 实验选用的数据集文件

Table 2 The dataset file selected for the experiment

轴承损伤方式	位置	数据集文件
无损伤	—	N15_M07_F10.K002.1 9
放电加工	内圈	N15_M07_F10.KI01.1 19
放电加工	外圈	N15_M07_F10.KA01.1 19
人工钻孔	外圈	N15_M07_F10.KA07.1 19
手动电动雕刻	内圈	N15_M07_F10.KI03.1 20
手动电动雕刻	外圈	N15_M07_F10.KA05.1 19

表3 Multi-GAT模型参数设置

Table 3 Multi-GAT model parameter settings

网络层	输入维度与 隐藏维度	头的数量	dropout率	输出特 征维度
图注意力层	(33, 30)	3	0.2	90
图注意力层	(90, 25)	3	0.2	75
图注意力层	(75, 20)	3	0.2	60
全连接层1	(60, 30)	—	0.2	30
全连接层2	(30, 6)	—	—	6

### 5.1.2 诊断结果与分析

为验证超图 $A_{sup}$ 和Multi-GAT的作用,并成功地将Multi-GAT应用于滚动轴承的故障诊断,通过将每个样本视为一个节点,构建了表4所示的11个图.为了验证提出的方法对诊断精度的提升,首先,使用度量衡结合KNN的方法计算出相应的邻接矩阵.然后,对不同度量衡对应的邻接矩阵取交集或并集,用于对比提出的方法是否能提高诊断精度.最后,比较了不同数量的度量衡对模型性能产生的影响.

使用11种实验方案分析和处理相同的数据集,10次实验的平均诊断精度如表5所示.将EC-inter与EC-Union,ECM-inter与ECM-Union进行比较,可以看出,采用取交集的方式构建图比取并集的方式诊断精度更低.虽然被多个度量衡判定为距离最近的两个样本更有可能相似,但是取交集的方式可能在过滤掉部分

噪声的情况下也过滤掉了部分准确的信息,使得诊断精度下降.相较于E-Adj(97.00%),EC-Union(97.47%)和ECM-Union(97.53%)的诊断精度更高,这说明多种度量衡之间相互补充,提高了图结构的准确性.上述比较,在一定程度上说明了使用多种方法构建图并将其融合的必要性,但是简单的取交集的方式会忽略掉融合过程中的部分中重要信息,例如,如果两个节点被多种度量衡判定为相似,那么它们很可能在图结构中是更为重要的.然而,取并集的过程中会自动忽略这一重要信息.为了捕获这些信息,Multi-GAT模型引入超图的概念,矩阵中的元素表示关联强度,强关联的两个节点比弱关联的两个节点更为相似.分别对比EC-Union(97.47%)和EC-Sup(97.60%),以及ECM-Union(97.53%)和ECM-Sup(98.00%)的实验结果,Multi-GAT都取得了更好的成绩,这证明了采用人工干预的方式(使用关联强度预先判定两个节点的相似度)对于诊断精度的提升是有效的.

表4 采用不同度量衡构造图的实验介绍

Table 4 Introduction to experiments using different metrics to construct graphs

度量衡	构建方式	使用网络	缩写
Euc	邻接矩阵	GAT	E-Adj
Cos	邻接矩阵	GAT	C-Adj
Min	邻接矩阵	GAT	M-Adj
Euc+Cos	邻接矩阵取交集	GAT	EC-Inter
Euc+Cos	邻接矩阵取并集	GAT	EC-Union
Euc+Cos+Min	邻接矩阵取交集	GAT	ECM-Inter
Euc+Cos+Min	邻接矩阵取并集	GAT	ECM-Union
Euc+Cos	$A_{sup}$	Multi-GAT	EC-Sup
Euc+Min	$A_{sup}$	Multi-GAT	EM-Sup
Cos+Min	$A_{sup}$	Multi-GAT	CM-Sup
Euc+Cos+Min	$A_{sup}$	Multi-GAT	ECM-Sup

表5 采用不同度量衡的实验精度

Table 5 Experimental accuracy using different metrics

序号	方法	精度/%
1	E-Adj	97.00
2	C-Adj	95.93
3	M-Adj	96.93
4	EC-Inter	96.60
5	EC-Union	97.47
6	ECM-inter	96.73
7	ECM-Union	97.53
8	EC-Sup	97.60
9	EM-Sup	96.70
10	CM-Sup	97.39
11	ECM-Sup	98.00

为了验证度量衡的选用对诊断精度的影响,使用

欧式距离、余弦距离和闵可夫斯基距离单独进行实验(E-Adj, C-Adj和M-Adj). 实验证明, 不同度量衡构建的图会对模型的诊断精度产生影响. 虽然E-Adj和M-Adj的诊断精度比C-Adj的诊断精度率高1%左右, 但是这并不能说明诊断精度更高的两种图相融合效果更好. 实验 EC-Sup(97.60%), EM-Sup(96.70%)和 CM-Sup(97.39%)的实验结果表明, 在仅使用单一度量衡的条件下, 使用效果更好的度量衡相互融合并不一定使得整体的诊断精度更高. 简单来说, 融合后的诊断精度并不完全取决于单一度量衡构建的图的质量.

### 5.1.3 与其他神经网络的比较实验与分析

在相同样本数量下, 为了比较各类网络模型的性能, 本文选用传统深度学习中的一维卷积神经网络(1D-CNN)、长短时记忆网络(LSTM)、半监督图卷积网络(semi-supervised graph convolutional network, SSGN)<sup>[19]</sup>, SuperGraph<sup>[29]</sup>和时域Transformer(time-frequency transformer, TFT)<sup>[33]</sup>. 基准模型1D-CNN由两个卷积层组和一个全连接层堆叠而成. 其中: 第1个卷积核的大小为23, 第2个卷积核的大小为12. LSTM由3层RNN和一个全连接层堆叠而成. 隐藏层维度为100, 输出维度为22. 1D-CNN和LSTM的学习率都设为0.0001.

如图6所示, SuperGraph在构建图的方法上, 假设已知所有样本的标签, 因此, 该方法能达到100%的诊断精度; SSGN在样本数量为750时, 诊断精度为96.1%, 小于Multi-GAT的98.0%. 当样本数量进一步减少时, SSGN的结果优于Multi-GAT; 与SSGN相反, TFT在样本数量较多时候精度差于提出的算法, 样本量为498的条件下TFT的诊断精度高达91.9%. 随着样本数量的减少, Multi-GAT的诊断精度产生了断崖式下滑. 目前, 对于该现象还没有一个合理的解释. 导致这样结果的原因是图信号产生了过平滑.

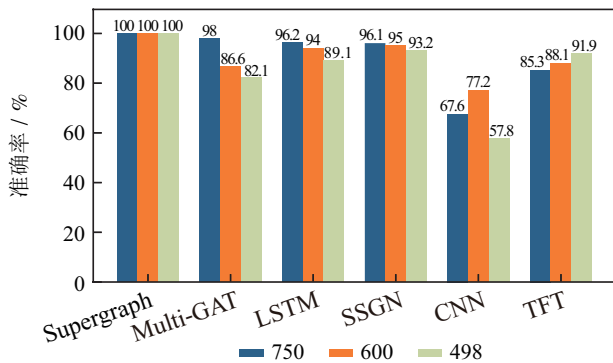


图 6 Multi-GAT和其他深度学习算法的性能比较

Fig. 6 Performance comparison of Multi-GAT and other deep learning algorithms

### 5.1.4 应用于不同特征下的实验结果与分析

在故障诊断领域, 为了去除数据中的噪声或者提高数据的质量, 通常会对数据进行特征提取. 度量衡在度量样本之间关系的时候, 无论样本是否进行过特征提取, 实质上度量衡是应用在同一组样本之上的. 度量的结果只是从不同的角度衡量同一事物, 即从原生数据角度或经过特征提取的数据的角度. 在这样的思想下, 根据原生数据构建的图和根据数据特征构建的图, 本质上是从不同的角度衡量样本之间的相似性, 因此, 它们构造的图也能够相互融合. 10种实验被设计出来, 如表6所示, 验证度量衡应用于不同数据的情况下诊断精度的变化. Multi-GAT参数不变, 且模型的输入统一为特征提取过后的数据, 仅在构造图的时候会根据需求采用原生数据. 实验结果如表7所示.

表 6 采用不同度量衡和数据源的实验介绍

Table 6 Introduction to experiments using different metrics and data sources

度量衡	采用原生数据的度量衡	缩写
Euc+Cos	Euc	EC-E
Euc+Cos	Cos	EC-C
Euc+Cos	Euc+Cos	EC-EC
Euc+Cos+Min	Euc	ECM-E
Euc+Cos+Min	Cos	ECM-C
Euc+Cos+Min	Min	ECM-M
Euc+Cos+Min	Euc+Cos	ECM-EC
Euc+Cos+Min	Euc+Min	ECM-EM
Euc+Cos+Min	Cos+Min	ECM-CM
Euc+Cos+Min	Euc+Cos+Min	ECM-ECM

表 7 采用不同度量衡和数据源的诊断精度

Table 7 Diagnostic accuracy using different metrics and data sources

序号	方法	精度/%
1	EC-E	97.73
2	EC-C	97.87
3	EC-EC	93.40
4	ECM-E	97.53
5	ECM-C	98.33
6	ECM-M	97.33
7	ECM-EC	97.06
8	ECM-EM	97.47
9	ECM-CM	97.33
10	ECM-ECM	95.67

相较于经历过提取特征的数据, 原生数据中包含了更多的噪声, 这会使得图中具有较多的噪声. 实验表明, 相较于在 EC-Sup 实验中 97.60% 的诊断精度, EC-E, EC-C 中的诊断精度并没有太多的变化. 这进一

步验证了第5.1.2小节中的结论,单一方法构建的图的质量并不能完全决定融合后图的质量.这并不是说图的质量完全不重要,以EC-EC和ECM-ECM来说,在完全采用原生数据构造图的情况下,诊断精度大幅下降,效果最差(分别为93.40%和95.67%).另一方面,ECM-ECM的诊断精度优于EC-EC也从侧面印证了采用多度量衡的确能够提升诊断精度.

值得注意的是ECM-C的诊断精度(98.33%)要比ECM-Sup(98.00%)略高.在观察到这一现象之后,对比EC-C和EC-Sup可以发现,使用原生数据构造图替换特征提取后的数据构造图也可以略微提升模型的诊断精度.为了验证是否采用原生数据与余弦距离相结合具有更好的性能,本文补充了单独使用余弦距离应用于原生数据的实验,诊断精度最终为94.47%,少于C-Adj的95.93%.这进一步证明了单一方法构建的图的质量并不能完全决定融合后图的质量,图的质量应该受多方面因素的影响.

最后,如图7-9所示,模型在训练之后能够较好的划分各种类别的故障,其中只有两类样本略有混合.为了探究这两类样本的具体类别,本文绘制了Multi-GAT的混淆矩阵,如图10所示.健康轴承一部分会被诊断为轴承转孔故障,或者相反.另一方面,图9展示了改进之前的GAT模型经过训练之后的数据特征降维图.可以看到,相较于图8,更多的样本被混在一起.

### 5.2 基准数据集2: 凯斯西储大学轴承数据集

西储大学轴承数据集收集了正常轴承、单点驱动端和风扇端故障的数据,实验台的采样频率为12 kHz和48 kHz.选择在驱动端、采样频率为48 kHz采集到

的数据,电机载荷为1 hp,电机近似转速为1772 r/min,故障直径为0.007英寸.具体的实验文件选择如表8所示.

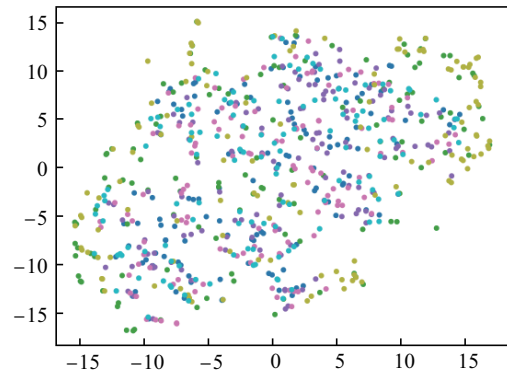


图7 Multi-GAT训练之前提取的数据特征降维图  
Fig. 7 Dimensionality reduction map of data features extracted before multi-GAT

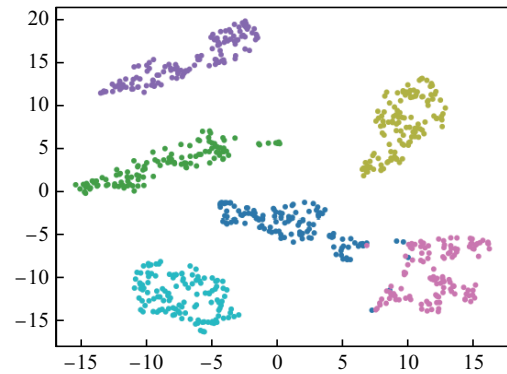


图8 Multi-GAT训练之后提取的数据特征降维图  
Fig. 8 Dimensionality reduction map of data features extracted after multi-GAT

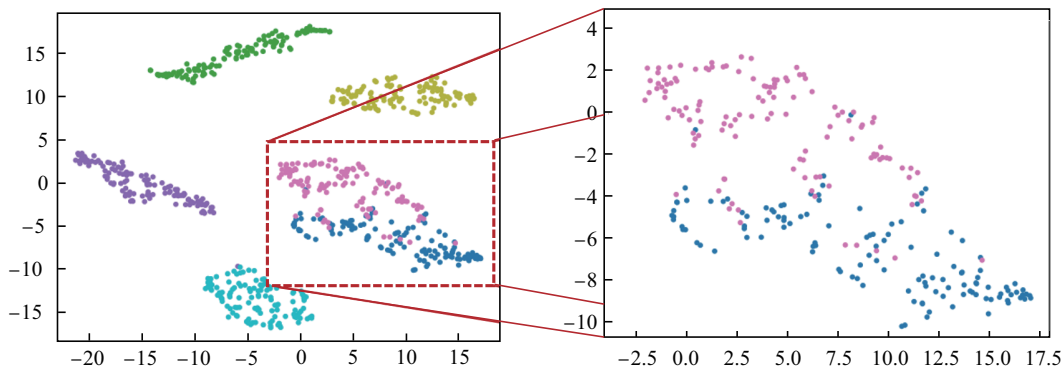


图9 未改进的GAT训练之后提取的数据特征降维图  
Fig. 9 Dimensionality reduction diagram of extracted data features after unimproved GAT

为了验证Multi-GAT的泛化性以及提出理论的正确性,在西储大学轴承数据集上重复表4的全部实验.在模型参数设置方面,学习率的初始值设置为0.01,在遍历1000次数据之后,学习率降为0.001,使得结果更加稳定,图卷积层的dropout设置为0.1,全连接层的dropout设置为0.2,每种轴承健康状态随机抽取125

个样本.其他实验参数与第5.1小节完全相同.实验结果如表9所示. C-Adj-C相较于E-Adj-C和M-Adj-C,取得了最好的效果(99.07%).在融合欧式距离和余弦距离之后,EC-Inter-C和ECUnion-C的结果表明,效果并没有得到提升,反而出现了略微的下降.这并不能表明第5.1小节得到的结论有误,因为ECM-Inter-C和



ECM-Union-C相较于上述实验,都具有更高的诊断精度.这证明了第5.1小节结论的正确性,即单一方法构建的图的质量并不能完全决定融合后图的质量,图的质量应该受多方面因素的影响.另一方面,上述实验的结果进一步说明了多种度量衡之间相互补充,提高了图结构的准确性.

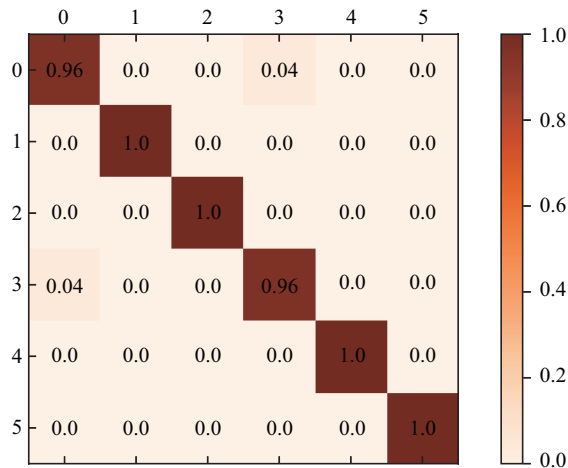


图 10 诊断结果的混淆矩阵

Fig. 10 Confusion matrix of diagnostic results

表 8 选用西储大学轴承数据集的文件  
Table 8 Selected files from the Western Reserve University Bearing Dataset

位置	相对位置	数据集文件
无损伤	—	98.mat
内圈	—	110.mat
滚动体	—	123.mat
相对于负载区的外圈	中心方向@6:00	136.mat
故障位置(负载区以	正交方向@3:00	149.mat
6:00方向为中心)	相对方向@12:00	162.mat

表 9 西储大学轴承数据集实验结果  
Table 9 Experimental results of the bearing dataset of Western Reserve University

序号	方法	精度/%
1	E-Adj-C	98.53
2	C-Adj-C	99.07
3	M-Adj-C	97.13
4	EC-Inter-C	99.00
5	EC-Union-C	98.47
6	ECM-inter-C	<b>99.33</b>
7	ECM-Union-C	99.27
8	EC-Sup-C	<b>99.33</b>
9	EM-Sup-C	99.00
10	CM-Sup-C	99.27
11	ECM-Sup-C	<b>99.33</b>

注:方法名后缀-C表示西储大学轴承数据集.

## 6 结论

本文在现有GAT模型的基础上,提出了一种基于多度量衡构建图的 GAT 故障诊断方法——Multi-GAT.首先,根据不同度量衡计算振动信号时空特征的相关性;然后,根据不同度量衡计算的结果分别使用KNN算法初步确定数据样本之间的连接关系,得到多个图;再次,融合所有图的拓扑结构,并确定数据样本之间的连接强度;最后,根据数据样本之间的连接强度结合GAT的评分函数动态地更新数据样本之间的权重,最终使用训练好的Multi-GAT模型实现轴承的故障诊断.

基准数据集上的实验表明,通过单一度量衡构建的图的质量并不完全决定融合后图的质量,图的质量应该受多方面因素的影响.但是,使用多度量衡构建出的图,能够提高或稳定模型的诊断精度.另一方面,Multi-GAT被证明能够应用超图中的连接强度,更好地得到数据样本之间的权重.在西储大学轴承数据集上,且每种轴承健康状态仅有100个样本的条件下,Multi-GAT的诊断精度能够达到99.3%.

## 参考文献:

- [1] LI C, MO L, YAN R. Fault diagnosis of rolling bearing based on WHVG and GCN. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2021, 70: 3519811.
- [2] WU C, JIANG P, DING C, et al. Intelligent fault diagnosis of rotating machinery based on one-dimensional convolutional neural network. *Computers in Industry*, 2019, 108: 53 – 61.
- [3] DU Xianjun, GONG Bin, YU Ping, et al. CBAM-CNN based analog circuit fault diagnosis. *Control And Decision*, 2022, 37(10): 2609 – 2618.  
(杜先君, 巩彬, 余萍, 等. 基于CBAM-CNN的模拟电路故障诊断. *控制与决策*, 2022, 37(10): 2609 – 2618.)
- [4] ZHOU F, YANG S, FUJITA H, et al. Deep learning fault diagnosis method based on global optimization GAN for unbalanced data. *Knowledge-Based Systems*, 2020, 187: 104837.
- [5] XU Lin, ZHENG Xiaotong, FU Bo, et al. Fault diagnosis method of motor bearing based on improved GAN algorithm. *Journal of Northeastern University (Natural Science)*, 2019, 40(12): 1679 – 1684.  
(徐林, 郑晓彤, 付博, 等. 基于改进GAN算法的电机轴承故障诊断方法. *东北大学学报(自然科学版)*, 2019, 40(12): 1679 – 1684.)
- [6] LIU Xiuli, XU Xiaoli. A fault diagnosis method based on feature pyramid CRNN network. *Journal of Shanghai University*, 2022, 56(2): 182 – 190.  
(刘秀丽, 徐小力. 基于特征金字塔卷积循环神经网络的故障诊断方法. *上海交通大学学报*, 2022, 56(2): 182 – 190.)
- [7] KANG Shouqiang, ZHOU Yue, WANG Yujing, et al. RUL prediction method of a rolling bearing based on improved SAE and Bi-LSTM. *Acta Automatic Sinica*, 2022, 48(9): 2327 – 2336.  
(康守强, 周月, 王玉静, 等. 基于改进SAE和双向LSTM的滚动轴承RUL预测方法. *自动化学报*, 2022, 48(9): 2327 – 2336.)
- [8] LI T, ZHAO Z, SUN C, et al. Multireceptive field graph convolutional networks for machine fault diagnosis. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2020, 68(12): 12739 – 12749.
- [9] LI C, MO L, YAN R. Rolling bearing fault diagnosis based on horizontal visibility graph and graph neural networks. *Proceedings of the 2020 International Conference on Sensing, Measurement & Data*

- Analytics in the Era of Artificial Intelligence (ICSMD)*. Xi'an, China: IEEE, 2020: 257 – 279.
- [10] GORI M, MONFARDINI G, SCARSELLI F. A new model for learning in graph domains. *Proceedings of the Proceedings 2005 IEEE International Joint Conference on Neural Networks*. Montreal, Canada: IEEE, 2005: 729 – 734.
- [11] BRUNA J, ZAREMBA W, SZLAM A D, et al. Spectral networks and locally connected networks on graphs. *International Conference on Learning Representations*. Banff: OpenReview, 2014: 1 – 14.
- [12] HENAFF M, BRUNA J, LECUN Y. Deep convolutional networks on graph-structured data. *ArXiv Preprint*, 2015, arXiv: 1506.05163.
- [13] VELICKOVIC P, CUCURULL G, CASANOVA A, et al. Graph attention networks. *International Conference on Learning Representations (ICLR)*. Vancouver: OpenReview, 2018: 1 – 11.
- [14] LI Y, TARLOW D, BROCKSCHMIDT M, et al. Gated graph sequence neural networks. *International Conference on Learning Representations (ICLR)*. Caribe Hilton: OpenReview, 2016: 1 – 11.
- [15] SCARSELLI F, GORI M, TSOI A C, et al. The graph neural network model. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 2008, 20(1): 61 – 80.
- [16] GILMER J, SCHOENHOLZ S S, RILEY P F, et al. Neural message passing for quantum chemistry. *International Conference on Machine Learning*. Sydney, Australia: IMLS, 2017, 70: 1263 – 1272.
- [17] HAMILTON W, YING Z, LESKOVEC J. Inductive representation learning on large graphs. *ArXiv Preprint*, 2022, arXiv: 1706.02216.
- [18] ZHANG D, STEWART E, ENTEZAMI M, et al. Intelligent acoustic-based fault diagnosis of roller bearings using a deep graph convolutional network. *Measurement*, 2020, 156: 107585.
- [19] GAO Y, CHEN M, YU D. Semi-supervised graph convolutional network and its application in intelligent fault diagnosis of rotating machinery. *Measurement*, 2021, 186: 110084.
- [20] GAO Y, YU D. Intelligent fault diagnosis for rolling bearings based on graph shift regularization with directed graphs. *Advanced Engineering Informatics*. 2021, 47: 101253.
- [21] CHEN Z, XU J, PENG T, et al. Graph convolutional network-based method for fault diagnosis using a hybrid of measurement and prior knowledge. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2021, 52(9): 9157 – 9169.
- [22] SHUMAN D I, NARANG S K, FROSSARD P, et al. The emerging field of signal processing on graphs: Extending high-dimensional data analysis to networks and other irregular domains. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2013, 30(3): 83 – 98.
- [23] GAO H, WANG Z, JI S. Large-scale learnable graph convolutional networks. *Proceedings of the 24th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery & Data Mining*. London, England: Assoc Company Machinery, 2018: 1416 – 1424.
- [24] DERR T, MA Y, TANG J. Signed graph convolutional networks. *International Conference on Data Mining (ICDM)*. Singapore: IEEE, 2018: 929 – 934.
- [25] SUCH F P, SAH S, DOMINGUEZ M A, et al. Robust spatial filtering with graph convolutional neural networks. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 2017, 11(6): 884 – 896.
- [26] BRODY S, ALON U, YAHAV E. How attentive are graph attention networks? *ArXiv Preprint*, 2022, arXiv: 2105.14491v3.
- [27] MALIK Z K, HUSSAIN A, WU J. An online generalized eigenvalue version of laplacian eigenmaps for visual big data. *Neurocomputing*, 2016, 173(SI): 127 – 136.
- [28] LI T, ZHAO Z, SUN C, et al. Multireceptive field graph convolutional networks for machine fault diagnosis. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2020, 68(12): 12739 – 12749.
- [29] YANG C, ZHOU K, LIU J. SuperGraph: Spatial-temporal graph-based feature extraction for rotating machinery diagnosis. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2021, 69(4): 4167 – 4176.
- [30] LESSMEIER C, KIMOTHO J K, ZIMMER D, et al. Condition monitoring of bearing damage in electromechanical drive systems by using motor current signals of electric motors: A benchmark data set for data-driven classification. *Proceedings of the European Conference of the Prognostics and Health Management Society*. Bilbao: IEEE, 2016, DOI: 10.36001/PHME.2016.V3I1.1577.
- [31] SMITH W A, RANDALL R B. Rolling element bearing diagnostics using the case western reserve university data: A benchmark study. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2015, 64-65: 100 – 131.
- [32] JIAO J, ZHAO M, LIN J, et al. A comprehensive review on convolutional neural network in machine fault diagnosis. *Neurocomputing*, 2020, 417: 36 – 63.
- [33] DING Y, JIA M, MIAO Q, et al. A novel time-frequency transformer based on self-attention mechanism and its application in fault diagnosis of rolling bearings. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2022, 168: 108616.

#### 作者简介:

曹洁 教授, 博士生导师, 目前研究方向为信息融合理论与应用、智能信息处理、智能交通系统的理论及应用, E-mail: caoj@lut.edu.cn;

陈泽阳 硕士研究生, 目前研究方向为人工智能与模式识别, E-mail: zeyangchen41@gmail.com;

王进花 副教授, 博士, 目前研究方向为非线性系统故障诊断、信息融合理论与应用, E-mail: wjh0615@lut.edu.cn.